



INSTITUTO SUPERIOR TÉCNICO
Universidade Técnica de Lisboa

Desequilíbrio entre fases e perdas na rede de baixa tensão:

Parte II - Estratégias óptimas de redução do desequilíbrio

Carlos Miguel Marques Fernandes

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em
Engenharia Electrotécnica e de Computadores

Júri

Presidente: Prof. Doutor Paulo José da Costa Branco
Orientador: Prof. Doutor Pedro Manuel Santos de Carvalho
Vogal: Prof. Doutor João José Esteves Santana

Outubro de 2010

Agradecimentos

Em primeiro lugar queria agradecer ao Professor Pedro Carvalho por todo o apoio, pela disponibilidade demonstrada, partilha de ideias e conhecimentos transmitidos.

Aos meus pais e irmão, pela dedicação, paciência, incentivo e apoio incondicional demonstrado ao longo da realização desta Dissertação.

À Cláudia pelo seu constante apoio, companhia e carinho. Pela quase infindável paciência nos momentos mais críticos.

Aos meus colegas e amigos pelo companheirismo, boa disposição, paciência e apoio na frequente falta de disponibilidade devido a este período de trabalho intenso.

A todos os que contribuíram directa ou indirectamente para a realização deste trabalho, o meu muito obrigado.

Resumo

A qualidade, continuidade e fiabilidade da Energia Eléctrica são pontos fulcrais para o operador do Sistema de Energia Eléctrica. No entanto, a rede de distribuição apresenta desequilíbrios das tensões e correntes que podem por estes pontos em questão. Os desequilíbrios provocam o aumento das perdas de energia e aumentam o risco de sobrecarga. Assim, tanto a qualidade como o preço da energia são afectados.

Para reduzir os desequilíbrios é usado um método baseado na troca de fase (*phase swapping*). Este método opera ao nível do consumo e consiste na troca de fase de determinadas cargas que permitam efectivamente reduzir as perdas e os desequilíbrios.

Nesta dissertação são desenvolvidos métodos que efectuem trocas de fase e que procurem minimizar as perdas de energia e os desequilíbrios e, simultaneamente minimizar o número de trocas. A aplicação das trocas de fase implica a ida de um piquete ao local, o que também representa um custo para o operador da rede. Os métodos desenvolvidos devem apresentar um conjunto de soluções não dominadas, intitulado de conjunto óptimo de Pareto, de forma a deixar ao critério do operador a escolha de uma solução.

Os métodos propostos, baseados num algoritmo greedy e num algoritmo genético, apenas manobram as cargas monofásicas, uma vez que são as principais responsáveis pelos desequilíbrios, e são aplicados a redes urbanas e rurais de baixa tensão e as suas características são analisadas e comparadas.

Palavras-Chave:

Rede de Distribuição, Desequilíbrios, Conjunto óptimo de Pareto, Optimização, Algoritmo Genético

Abstract

Power quality and system efficiency and reliability are key aspects of distribution systems planning and operation. The imbalances in the node voltages and branch currents affect both power quality and efficiency. Imbalances cause increased energy losses and increased risk of overloads. Thus, the quality and energy prices are affected.

Phase swapping can economically and effectively balance the feeder currents to improve power quality and reduce power system operation costs. Phase swapping consists of switching single-phase load between phases of the line, in order to balance the most important branches currents.

In this thesis, methods are proposed for to solve the phase swapping optimization problem in order to minimize losses and swapping effort. The methods are developed to find a Pareto optimal set of solutions leaving up to the network operator the selection of the most convenient tradeoff solution.

In proposed methods, based on a greedy algorithm and a genetic algorithm, only single-phase loads are swapped and this methods are applied to urban and rural low-voltage networks and its characteristics are analyzed and compared.

Key Words:

Distribution Systems, Imbalances, Pareto optimal set, Optimization, Genetic algorithm

Lista de Acrónimos

RD	–	Rede de Distribuição
BT	–	Baixa Tensão
PT	–	Posto de Transformação
AG	–	Algoritmo Genético

Índice

Lista de Figuras	viii
Lista de Tabelas	ix
1 Introdução.....	1
1.1 Motivação	1
1.2 Objectivos.....	2
1.3 Organização do Texto	2
2 Características da Rede de Distribuição	4
2.1 Sistema Trifásico Desequilibrado	5
2.2 Cargas eléctricas.....	6
2.2.1 Caracterização das Cargas	6
2.2.2 Padrão das Cargas.....	7
2.2.3 Potências Contratadas	8
2.2.4 Factor de Ponta e Factor de Simultaneidade.....	8
2.3 Trânsito de Energia e Potência de Perdas	9
3 O problema de Optimização.....	11
3.1 Optimização Multi-Objectivo.....	12
3.2 Conjunto Óptimo de <i>Pareto</i>	13
3.3 Formulação do Problema	14
3.4 Técnicas de Optimização	15
3.4.1 Método Enumerativo	16
3.4.2 Algoritmo <i>Greedy</i>	17
3.4.3 Algoritmo Genético (AG)	18
4 Resultados e Comparação de Métodos	25
4.1 Resultados obtidos com o método enumerativo	25
4.2 Resultados obtidos com o algoritmo <i>greedy</i>	29
4.3 Resultados Obtidos com o Algoritmo Genético (AG).....	32
4.3.1 Algoritmo Genético mono-objectivo (minimizar a potência de perdas).....	32
4.3.2 Algoritmo Genético Multi-Objectivo	37
4.4 Comparação dos métodos utilizados	39
4.5 Aplicação a rede rural de grande dimensão	40

4.6	Métodos auxiliares para escolha de uma solução	42
4.6.1	Normalização e Norma H^2	42
4.6.2	Nível de melhoramento introduzido por cada manobra	44
5	Conclusões	46
5.1	Principais Conclusões	46
5.2	Direcções de Investigação	47
	Referências	48
	ANEXOS	50
Anexo I.	Rede urbana detalhada, com 7 nós e 12 cargas	51
Anexo II.	Rede urbana detalhada, com 11 nós e 18 cargas	52
Anexo III.	Rede urbana detalhada, com 53 nós e 100 cargas	53
Anexo IV.	Rede rural detalhada, com 18 nós e 176 cargas	55
Anexo V.	Resultados obtidos por aplicação do AG na rede rural	57

Lista de Figuras

Figura 2.1 – Rede malhada mas com interruptores abertos para exploração radial	4
Figura 2.2 – Diagrama vectorial das tensões e correntes numa situação de desequilíbrio e respectiva obtenção da corrente de neutro por soma vectorial das correntes de fases	5
Figura 2.3 – Diagrama de carga de um dia útil numa zona Residencial/Comercial [5]	7
Figura 2.4 – Rede radial com 5 nós	10
Figura 3.1 – Exemplo de uma superfície de Pareto	14
Figura 3.2 – Abordagens de Optimização Global	16
Figura 3.3 – Representação do cromossoma	19
Figura 3.4 – Exemplo de recombinação	22
Figura 3.5 – Exemplo de Mutação	23
Figura 4.1 – Representação de todas as combinações até 8 manobras de uma rede urbana com 7 nós e 12 clientes monofásicos	26
Figura 4.2 – Representação de todas as combinações até 6 manobras de uma rede urbana com 11 nós e 18 consumidores monofásicos	27
Figura 4.3 – Representação de todas as combinações até 3 manobras de uma rede urbana com 53 nós e 100 consumidores monofásicos	28
Figura 4.4 – Representação das soluções obtidas através do algoritmo greedy até 7 manobras de uma rede urbana com 11 nós e 18 clientes monofásicos	29
Figura 4.5 – Representação das soluções obtidas através do algoritmo greedy até 8 manobras de uma rede urbana com 53 nós e 100 clientes monofásicos	31
Figura 4.6 – Evolução da Potência de Perdas da média da população e da melhor solução em função das gerações	33
Figura 4.7 – Representação das soluções obtidas ao longo das 100 gerações do AG de uma rede urbana com 53 nós e 100 clientes monofásicos	34
Figura 4.8 – Representação das soluções obtidas por nova aplicação do AG na rede urbana com 53 nós e 100 clientes monofásicos para demonstração do seu carácter aleatório	36
Figura 4.9 – Representação das soluções obtidas por aplicação do AG multi-objectivo na rede urbana com 53 nós e 100 clientes monofásicos	38
Figura 4.10 – Evolução da média da Potência de Perdas e da média do número de Manobras da população da ao longo de 100 gerações	39
Figura 4.11 – Representação das soluções obtidas por aplicação do AG numa rede rural com 18 nós e 176 clientes monofásicos	41
Figura 4.12 – Evolução da média da Potência de Perdas e da média do número de Manobras da população da ao longo de 100 gerações	42
Figura 4.13 – Representação do conjunto óptimo de Pareto e da solução mínima segundo a Norma H^2	43

Lista de Tabelas

Tabela 2-1 – Potências contratadas e corrente nominal	8
Tabela 2-2 – Factores de ponta para as potências contratadas.....	9
Tabela 2-3 – Factor de Simultaneidade em função do número de cargas ligadas a uma rede de BT	9
Tabela 3-1 – Exemplo de uma rede urbana com 12 cargas monofásicas	17
Tabela 4-1 – Resultados obtidos com o método enumerativo para uma rede urbana com 7 nós e 12 cargas monofásicas	25
Tabela 4-2 – Resultados obtidos com o método enumerativo para uma rede urbana com 11 nós e 18 consumidores monofásicos.....	26
Tabela 4-3 – Resultados obtidos com o método enumerativo para uma rede urbana com 53 nós e 100 consumidores monofásicos.....	27
Tabela 4-4 – Número de Combinações possíveis em função do número de cargas monofásicas (N) e do número de manobras (M).....	28
Tabela 4-5 – Resultados obtidos pelo algoritmo greedy para uma rede urbana com 11 nós e 18 consumidores monofásicos.....	30
Tabela 4-6 – Comparação dos resultados obtidos entre o algoritmo greedy e o método enumerativo para o caso de uma rede com 11 nós e 18 consumidores monofásicas.....	30
Tabela 4-7 – Resultados obtidos pelo algoritmo greedy para uma rede urbana com 53 nós e 100 clientes monofásicos	31
Tabela 4-8 – Número máximo de soluções apresentadas pelo algoritmo Greedy em função do número de cargas monofásicas (N) e do número de manobras (M)	32
Tabela 4-9 – Parâmetros usados no AG com função mono-objectivo	32
Tabela 4-10 – Resultados obtidos pelo AG mono-objectivo para uma rede urbana com 53 nós e 100 clientes monofásicos	34
Tabela 4-11 – Comparação dos resultados obtidos entre o algoritmo greedy e o algoritmo genético para o caso de uma rede urbana com 11 nós e 18 cargas monofásicas	35
Tabela 4-12 – Resultados obtidos por nova aplicação do AG para uma rede urbana com 53 nós e 100 clientes monofásicos para demonstração do seu carácter aleatório	36
Tabela 4-13 – Parâmetro usados no AG multi-objectivo	37
Tabela 4-14 – Resultados obtidos pelo Algoritmo Genético multi-objectivo, numa rede urbana com 53 nós e 100 clientes monofásicos	38
Tabela 4-15 – Parâmetro usados no AG	40
Tabela 4-16 – Representação do nível de melhoramento introduzido por cada manobra na redução da potência de perdas.....	44

1 Introdução

1.1 Motivação

As redes de distribuição de energia eléctrica têm um papel fundamental e extremamente importante no fornecimento de energia, uma vez que fornece os consumidores concentrados nas cidades, nos subúrbios e nas regiões mais remotas. Como tal, a exploração da rede eléctrica de distribuição procura garantir o serviço a todos os consumidores com qualidade, fiabilidade e robustez, tendo em consideração restrições de ordem topológica, económica e eléctrica a que a rede está sujeita.

Estas redes apresentam normalmente uma carga desequilibrada e, como consequência, as tensões são também desequilibradas. Esta é desequilibrada uma vez que é constituída maioritariamente por cargas monofásicas a alimentar, que não se encontram uniformemente distribuídas pelas fases. Por outro lado, o aumento do consumo e o crescimento da produção descentralizada ligada à rede de baixa tensão podem acentuar os desequilíbrios.

O principal problema destes desequilíbrios é o aumento das perdas de energia. Além deste problema, os desequilíbrios afectam a qualidade de energia. Por exemplo, a carga desequilibrada provoca o desequilíbrio das tensões mesmo quando a tensão no posto de transformação é equilibrada. O desequilíbrio ou a redução da amplitude das tensões podem reduzir a eficiência e mesmo danificar alguns equipamentos, como no caso dos motores que são muito sensíveis a estes desequilíbrios. Estes são também responsáveis pelo aumento do risco de sobrecarga de uma fase ou do condutor de neutro. A sobrecarga pode provocar o sobreaquecimento dos cabos e, consequentemente, danificá-los. Além disso, os desequilíbrios geram uma corrente de neutro bastante elevada que pode levar ao disparo das protecções. O factor de utilização da rede é ainda limitado por estas sobrecargas do condutor de neutro ou de uma fase. Esta limitação pode levar ao investimento em novas linhas para aumentar a sua capacidade, que representam enormes custos. Em determinadas situações, estes investimentos podem ser evitados pelo correcto equilíbrio da carga e consequentemente aumento do factor de utilização [1 - 3].

É, portanto, necessário otimizar os sistemas de distribuição para se obter uma carga equilibrada. Um sistema equilibrado tem menor pico de carga, menor queda de tensão e menores perdas de energia, traduzindo-se em maior fiabilidade, qualidade de energia e preço mais reduzido.

Para a optimização é necessário efectuar trocas, ou manobras, de uma dada fase para outra fase de consumidores monofásicos. É, portanto, um problema com espaço de soluções combinatórias e é tanto maior quanto maior o número de consumidores ligados à rede.

1.2 Objectivos

O objectivo deste trabalho pretende estudar e desenvolver métodos para encontrar um número mínimo de manobras (trocas) a realizar na rede de baixa tensão de forma a minimizar a potência de perdas e os desequilíbrios de correntes entre fases. Uma vez que cabe ao operador da rede escolher qual o número de manobras ou a redução de perdas que pretende introduzir, os métodos a desenvolver devem apresentar um conjunto de soluções óptimas de forma a deixar a decisão ao critério do operador.

A aplicação destes métodos incidirá sobretudo nas redes desequilibradas detectadas pelo trabalho desenvolvido pelo Pedro Gonçalves, no âmbito da parte I desta dissertação, e é pretendido que a execução destes métodos seja a mais expedita possível.

1.3 Organização do Texto

O texto está organizado em 5 capítulos onde são descritos as características da rede de distribuição, o problema de optimização, os resultados dos métodos considerados e as conclusões obtidas.

No capítulo 2 são descritas todas as características da rede de distribuição, nomeadamente a topologia da rede, os desequilíbrios e as perdas. São ainda caracterizadas as cargas dos consumidores da rede de baixa tensão, em termos de padrão de consumo e potência contratada e utilizada.

No capítulo 3 é apresentado o problema de optimização a resolver e as formas possíveis de o resolver. São analisadas algumas considerações particulares ao problema, nomeadamente a questão dos objectivos conflituosos, e é efectuada a sua devida formulação matemática, tendo em conta as restrições a que está sujeito impostas pelas características apresentadas no capítulo 2. São apresentados e estudados três métodos de optimização. Um método enumerativo, um algoritmo greedy e um algoritmo genético. O algoritmo genético é o método mais detalhado devido à sua complexidade.

No capítulo 4 são apresentados os resultados obtidos pelos métodos apresentados no capítulo 3, após a aplicação a algumas redes. Primeiro são consideradas redes de pequena dimensão, que permitem analisar as propriedades e limitações do método enumerativo e greedy, e posteriormente é analisada uma rede de média dimensão pelo algoritmo greedy e pelas variantes do algoritmo genético. São ainda apresentados os resultados por aplicação a uma rede rural de grande dimensão pelo método que apresentou melhor performance nos casos anteriores. São também apresentados dois métodos para auxiliar a escolha de uma solução por parte do operador da rede.

No Capítulo 5, enuncia-se as principais conclusões, e apontam-se algumas abordagens a ter em consideração no desenvolvimento de futuros trabalhos de investigação nesta área da optimização dos desequilíbrios e da potência de perdas.

2 Características da Rede de Distribuição

A Rede de Distribuição (RD) tem as funções de fornecer a energia aos consumidores e receber a energia produzida pelos produtores independentes, que usam fontes renováveis ou cogeração. Esta rede opera com três níveis de tensão (baixa, média, e alta tensão) mas o fornecimento de energia é maioritariamente feito a Baixa Tensão (BT).

A RD é tipicamente uma rede radial. Nas áreas urbanas com grande densidade de carga a rede pode ser malhada mas com exploração radial, para que em caso de indisponibilidade de uma linha se possa assegurar a continuidade do serviço. As redes radiais são constituídas a partir de um ponto de alimentação que se vão ramificando sem se encontrarem num ponto comum, como se representa na Figura 2.1 [4].

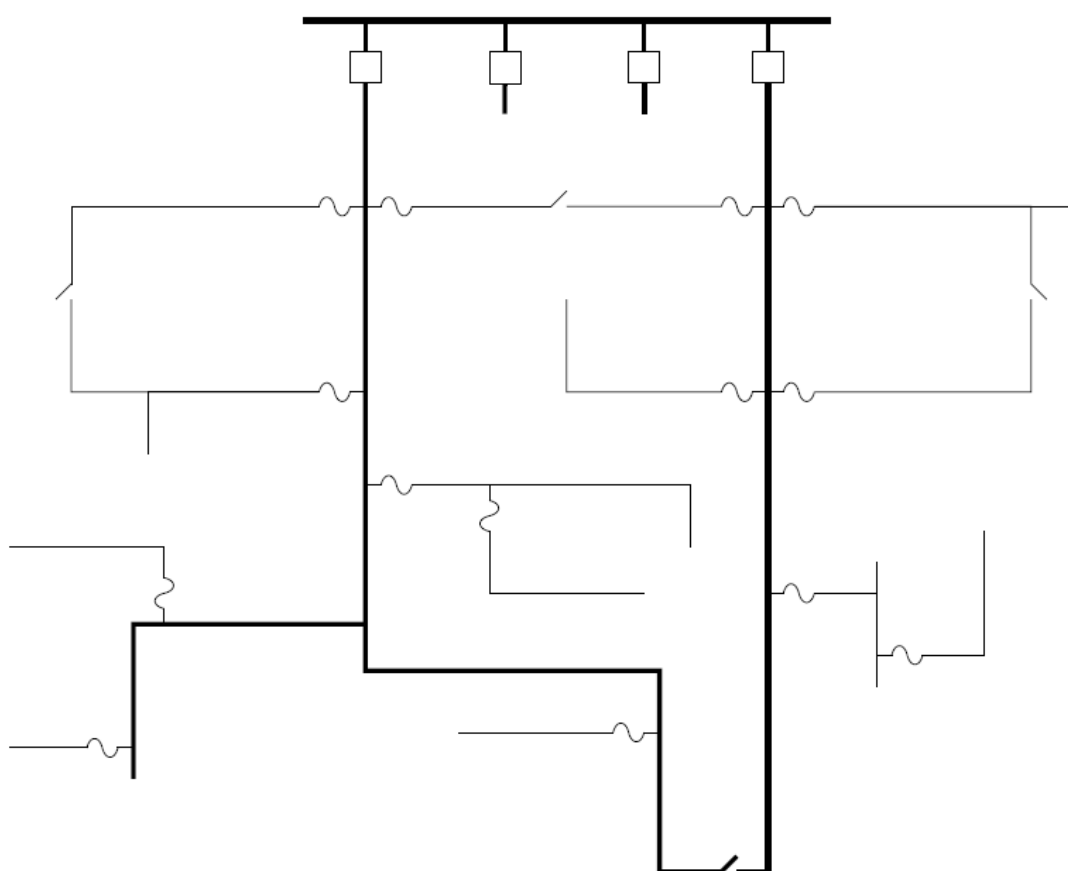


Figura 2.1 – Rede malhada mas com interruptores abertos para exploração radial

Como também é possível verificar na Figura 2.1, a RD é composta por um ramo principal que é ligada directamente ao posto de transformação (PT) e por ramos secundários que ligam as cargas ao ramo principal.

Existem diferenças significativas entre as redes das áreas urbanas e rurais. Tal como referido, nas redes urbanas as cargas são bastante concentradas e os ramos secundários podem ter menos de 15m de comprimento. Nestas áreas são usados cabos subterrâneos. Ao invés, nas redes rurais as cargas encontram-se bastante dispersas, podendo os ramos secundários

chegar aos 90m de comprimento. Geralmente são usados cabos aéreos. Nas zonas suburbanas podem ser usada uma solução mista, com cabos subterrâneos e cabos aéreos [4].

Considerando estas diferenças entre as áreas urbanas e rurais é esperado que as perdas nas redes rurais sejam bastante mais significativas que nas áreas urbanas. A extensão das redes rurais é muito superior à urbana o que aumenta as perdas. Por outro lado, estando as cargas mais dispersas os desequilíbrios também são maiores e, conseqüentemente, as perdas são maiores.

2.1 Sistema Trifásico Desequilibrado

As redes de BT são alimentadas por um sistema trifásico de tensões, de igual amplitude e desfasadas de $\pm 120^\circ$, tal que:

$$\bar{V}_1 + \bar{V}_2 + \bar{V}_3 = 0 \quad (2.1)$$

No entanto, a carga eléctrica destas redes é inerentemente desequilibrada porque esta é constituída maioritariamente por cargas monofásicas a alimentar. Assim, as tensões e correntes das redes de BT são também desequilibradas, ou seja, as amplitudes são diferentes, e/ou o desfasamento é diferente de 120° eléctricos. Isto leva ao aparecimento de uma corrente no condutor de neutro de acordo com (2.2). Na Figura 2.2 é apresentado um exemplo de um desequilíbrio nas amplitudes das correntes e a respectiva corrente de neutro gerada pelo desequilíbrio.

$$\bar{I}_0 = \bar{I}_1 + \bar{I}_2 + \bar{I}_3 \quad (2.2)$$

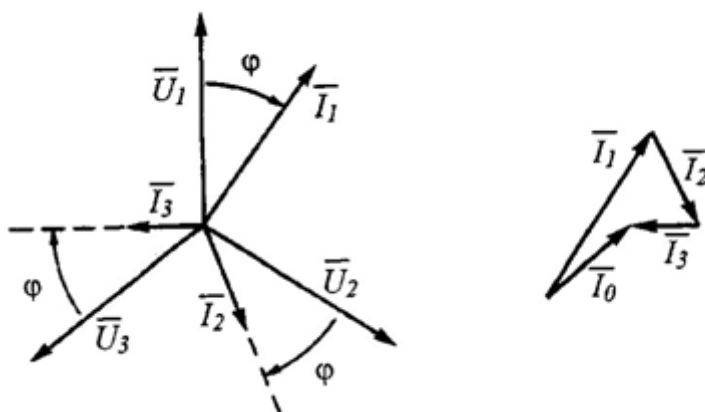


Figura 2.2 – Diagrama vectorial das tensões e correntes numa situação de desequilíbrio e respectiva obtenção da corrente de neutro por soma vectorial das correntes de fases

Como referido, a carga é normalmente desequilibrada mas não é comum que a diferença entre a maior amplitude e a menor amplitude das correntes seja superior a 50%. No entanto, o grau de desequilíbrio varia ao longo da extensão da rede.

2.2 Cargas eléctricas

As cargas eléctricas são geralmente caracterizadas pela tensão de utilização e pelas potências activa e reactiva que consomem à tensão de utilização. Estas podem-se agrupar em quatro grandes grupos:

- Motores
- Iluminação
- Aquecimento e refrigeração
- Aparelhos electrónicos

Na generalidade dos casos as cargas eléctricas são constituídas por uma mistura de cargas pertencentes aos quatro grandes grupos acima enunciados. Por exemplo, numa habitação os motores estão presentes no frigorífico, arca congeladora, máquinas de lavar/secar roupa e louça e aspirador, existem diversos tipos de aparelhos de iluminação (lâmpadas incandescentes, fluorescentes, halogéneo), existem diversos tipos de aparelhos electrónicos (fontes de alimentação para televisores, sistemas de som e computadores) e ainda aparelhos como radiadores ou aquecedores. No entanto, estes aparelhos não se encontram todos em funcionamento simultaneamente. A sua utilização varia de acordo com a altura do dia, semana, mês ou ano. Assim, a carga de uma habitação apresenta uma característica de que resulta das características individuais dos componentes ligados em cada instante [5].

2.2.1 Caracterização das Cargas

As cargas típicas têm carácter indutivo, e são especificadas pelas potências complexa consumida ou pela potência activa e pelo factor de potência ($\cos \varphi$) à tensão de utilização. Uma vez que a tensão de utilização varia de acordo com o ponto de ligação da rede de distribuição, a sua potência consumida também varia. Para efectuar o trânsito de energia é necessário modelar as cargas. Estas podem ser modeladas por:

- Impedância Constante
- Corrente Constante
- Potência Constante
- Carga composta

Neste trabalho, as cargas são modeladas por Corrente Constante, uma vez que permite simplificar o trânsito de energia e otimizar o tempo de simulação dos métodos propostos.

Para uma carga modelada por corrente constante, retirada de um nó com tensão $\bar{V}$, a potência consumida calcula-se por:

$$\bar{S}_c = P_c + jQ_c = \bar{V} \bar{I}_c^* \quad (2.3)$$

Sendo a corrente constante e igual à situação nominal, $\bar{I}_c = I_c e^{j\phi_c}$, para valores de tensão variáveis as potências activas e reactivas de carga são dados por:

$$\begin{aligned} P_c &= VI \cos \phi_c \\ Q_c &= VI \sin \phi_c \end{aligned} \quad (2.4)$$

Através de (2.4) verifica-se que as potências activas e reactiva variam linearmente com a tensão [6].

2.2.2 Padrão das Cargas

Apesar de cada carga estar em constante alteração, estas apresentam padrões de consumo que se podem agrupar de acordo com o sector de actividade (indústria, comércio, agricultura, transportes, serviços) e sector residencial.

Neste trabalho, as cargas com interesse correspondem às cargas residenciais e comerciais, uma vez que são maioritariamente as cargas monofásicas da rede de distribuição. Assim, é apresentado o diagrama de carga de um dia útil numa zona Residencial/Comercial na Figura 2.3.

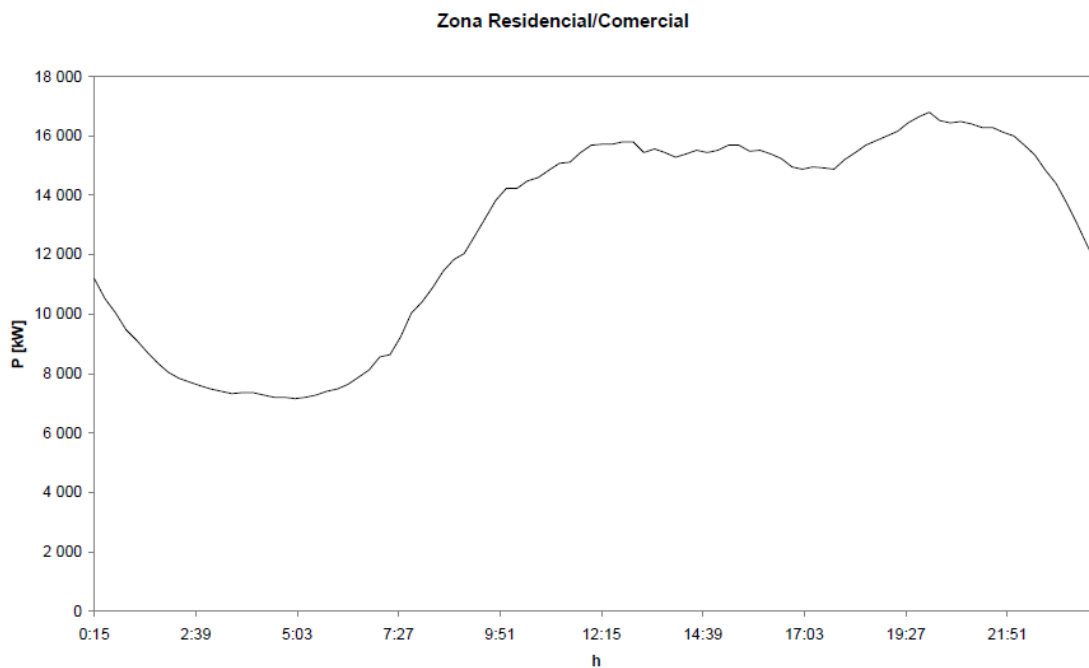


Figura 2.3 – Diagrama de carga de um dia útil numa zona Residencial/Comercial [5]

A redução dos desequilíbrios e a redução das perdas devem ser optimizadas consoante o diagrama de carga de cada saída do PT. Geralmente a optimização deve ser efectuada para a

potência de ponta, visto que é nessa altura que ocorrem as maiores perdas e existe a possibilidade de sobrecarga do neutro ou de uma fase.

Como se pode verificar no caso da Figura 2.3 a potência de ponta ocorre por volta das 20h. No entanto, verifica-se que no período entre as 12h e as 22h o consumo de potência se mantém praticamente constante. É neste período que a rede de distribuição deve ser otimizada para reduzir as perdas de energia, uma vez que $E = \int_0^T P dt$, e diminuir a possibilidade de sobrecarga.

2.2.3 Potências Contratadas

As cargas ligadas à rede BT são caracterizadas pelas suas potências contratadas e são controláveis por meio de um disjuntor regulado para a corrente I_n em função desses valores de potência. Na Tabela 2-1 são indicados esses valores [7].

Tabela 2-1 – Potências contratadas e corrente nominal

Monofásico		Trifásico	
P [kVA]	I_n [A]	P [kVA]	I_n [A]
1,15	5	6,90	10
2,30	10	10,35	15
3,45	15	13,80	20
4,60	20	17,25	25
5,75	25	20,70	30
6,90	30	27,60	40
10,35	45	34,50	50
13,80	60	41,40	60

2.2.4 Factor de Ponta e Factor de Simultaneidade

Como já foi referido anteriormente, as cargas não se encontram todas simultaneamente ligadas à rede e a sua potência consumida não corresponde à potência contratada. É por isso importante referir os factores de ponta (u) e simultaneidade (F_s) para efectuar a correcção do valor de corrente de carga.

$$I_c = I_n * u * F_s \quad (2.5)$$

O factor de Ponta (u) é a relação entre a potência de ponta (P_{max}) e a potência instalada (P_{it}), tal que (2.6). Por exemplo, um consumidor tem uma potência contratada ou instalada de 3,45 kW, no entanto, na potência de ponta apenas consome 2 kW.

$$u = \frac{P_{max}}{P_{it}} \quad (2.6)$$

A Tabela 2-2 apresenta os factores de ponta retirados do programa *D-Plan 2* [8], utilizados neste trabalho.

Tabela 2-2 – Factores de ponta para as potências contratadas

Monofásico		Trifásico	
P [kVA]	<i>u</i>	P [kVA]	<i>u</i>
1,15	0,50	6,90	0,50
2,30	0,50	10,35	0,50
3,45	0,50	13,80	0,60
4,60	0,50	17,25	0,70
5,75	0,50	20,70	0,70
6,90	0,50	27,60	0,80
10,35	0,60	34,50	0,80
13,80	0,60	41,40	0,80

O factor de Simultaneidade (F_s) representa a utilização simultânea da potência de ponta das várias instalações, ou seja, é a razão entre o consumo máximo agregado e o consumo máximo de cada um dos consumos individuais:

$$F_s = \frac{P_{max,agr}}{\sum_{i=1}^n P_{max,i}} \quad (2.7)$$

Este factor depende do número de cargas ligadas à rede de BT. Assim, os valores típicos a usar na realização deste trabalho são os usados na Tabela 2-3 [7].

Tabela 2-3 – Factor de Simultaneidade em função do número de cargas ligadas a uma rede de BT

Número de Cargas (<i>N</i>)	Factor de Simultaneidade (F_s)
2 a 4	1,00
5 a 9	0,75
10 a 14	0,56
15 a 19	0,48
20 a 24	0,43
25 a 29	0,40
30 a 34	0,38
35 a 39	0,37
40 a 49	0,36
≥ 50	0,34

2.3 Trânsito de Energia e Potência de Perdas

Para o cálculo da potência de perdas é apenas necessário ter conhecimento sobre as correntes em todos os ramos da rede, tal como para averiguar os desequilíbrios. Para isso, é efectuado o trânsito de energia.

Tendo em conta que a rede de distribuição é radial e as cargas modeladas por corrente constante e factor de potência constante, o trânsito de energia pode ser bastante simplificado. Uma vez que apenas as correntes são necessárias, as tensões nas cargas não são calculadas, evitando um método iterativo, diminuindo o tempo de execução dos métodos. Desta forma, a

corrente no ramo mais a montante j é a soma das correntes dos ramos a jusante e das cargas alimentados no nó adjacente ao ramo j . Como exemplo é apresentado na Figura 2.4 uma pequena rede radial. As equações (2.8) traduzem o trânsito de energia nesta rede, onde $d_{j,\phi}$ representa a carga no nó j ligada na fase ϕ .

Ramo	1	2	3	4	5
Nó	1	2	3	4	5
S	a	$I_{1,a}$			$I_{5,a}$
	b	$I_{1,b}$			$I_{5,b}$
	c	$I_{1,c}$			$I_{5,c}$
	$d_{1,a}, d_{1,b}, d_{1,c}$			$d_{5,a}, d_{5,b}, d_{5,c}$	

Figura 2.4 – Rede radial com 5 nós

$$\begin{aligned}
 I_{j,\phi} &= I_{j+1,\phi} + d_{j,\phi} & j &= 1, \dots, 4 \\
 I_{5,\phi} &= d_{5,\phi} & \phi &= a, b, c
 \end{aligned}
 \tag{ 2.8 }$$

Após a determinação de todas as correntes nas fases e a corrente de neutro calculada através de (2.2) é possível determinar a potência de perdas através de (2.9).

$$P = \sum_{i=1}^T r_{i,a} I_{i,a}^2 + r_{i,b} I_{i,b}^2 + r_{i,c} I_{i,c}^2 + r_{i,0} I_{i,0}^2
 \tag{ 2.9 }$$

P - Potência de Perdas

T – número de ramos da rede

r_i – resistência do ramo i

$I_{i,\phi}$ – corrente na fase ϕ do ramo i

3 O problema de Optimização

A redução da potência de perdas e o desequilíbrio das correntes nas fases numa rede de BT é um problema de optimização discreto (combinatório). Esta optimização pode ser efectuada por duas formas: reconfiguração da rede ao nível do sistema (*feeder reconfiguration*) ou troca de fase ao nível do consumo (*phase swapping*). A reconfiguração da rede tem sido estudada exaustivamente nas últimas décadas, enquanto a troca de fase tem sido ignorada [2].

A reconfiguração da rede tem como finalidade equilibrar a carga entre as diversas saídas do PT (equilibrar a carga entre os ramos principais) e reduzir as perdas. No entanto, em condições de interrupção permanente do serviço, a rede é reconfigurada para minimizar as zonas sem energia. A reconfiguração da rede consiste em modificar a topologia da rede através de seccionadores controlados remotamente. Neste processo, as cargas sem energia são alimentadas através de outra saída do PT. Como normalmente a rede é explorada radialmente, a abertura ou fecho de um seccionador tem de considerar as restrições impostas para manter a rede radial. O problema consiste em determinar uma lista de ordem que permita a redução das perdas e a redução do desequilíbrio de carga respeitando as restrições tipológicas [9]. No entanto, esta técnica não é eficaz para a resolução do problema do desequilíbrio entre fases.

A troca de fases (*phase swapping*) é um método eficaz para o equilíbrio da carga pelas fases. Este processo pretende reduzir as perdas e os desequilíbrios através da troca de cargas ou ramos secundários entre as fases. Assim, a troca de fases pode ser vista como troca de fases nodal (*nodal phase swapping*) ou troca de fases lateral (*lateral phase swapping*).

A troca de fases lateral (*lateral phase swapping*) consiste na troca das fases dos ramos secundários, ou laterais, do ramo principal. Neste método todas as cargas dos ramos laterais são trocadas de fase. Como nestes ramos laterais podem existir cargas trifásicas é necessário garantir que a sequência de fases é a mesma. Caso não aconteça, podem surgir problemas de funcionamento, como por exemplo no motor de indução, que inverteria o sentido de rotação do rotor. Devido a esta limitação, este método poderá ser insuficiente para reduzir o desequilíbrio e as perdas. A troca de fases nodal (*nodal phase swapping*), é efectuada trocando as cargas monofásicas individualmente de fase em cada nó, podendo cada carga de um determinado nó ser ligada a uma fase independentemente da fase a que as restantes cargas são ligadas [1].

Existem alguns trabalhos realizados nesta vertente, onde usaram Mixed-Integer Programming [1] e [3] e Simulated Annealing [2], para otimizar redes através da troca de fase lateral.

Nesta dissertação é pretendido desenvolver métodos para redução das perdas e dos desequilíbrios através da troca de fases nodal. Nesta optimização as cargas monofásicas e trifásicas são tratadas de maneira diferente. Apenas as cargas monofásicas são consideradas para efectuar manobras, uma vez que são estas as maiores responsáveis pelos desequilíbrios.

O processo de optimização a efectuar tem dois objectivos. Por um lado é pedido a minimização das Perdas (P) e, por outra lado, o número de manobras ou trocas de fase (M) a efectuar também deve ser minimizado. O número de manobras também deve ser minimizado uma vez que a cada troca de fase está associado um certo custo (ida do piquete ao local, interrupção do fornecimento de energia, etc.). Portanto, é necessário encontrar um compromisso entre custo e benefícios (redução de perdas, qualidade de serviço, aumento da fiabilidade, etc).

Por outro lado, as Perdas e o número de manobras são dois objectivos conflituosos, uma vez que não é possível minimizar ambos em simultâneo. É por isso necessário encontrar um bom compromisso entre ambos os objectivos. Assim, o problema corresponde a uma optimização com dois objectivos (multi-objectivo) conflituosos.

3.1 Optimização Multi-Objectivo

Considere-se um vector de decisão $\mathbf{x}$ de dimensão n , no espaço de soluções $\mathbf{X}$.

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

A formulação do problema de optimização multi-objectivo é definida como a minimização de um conjunto de k funções objectivo,

$$\min_{\mathbf{x}} \mathbf{F}(\mathbf{x}) = \{f_1(\mathbf{x}), \dots, f_k(\mathbf{x})\} \quad (3.2)$$

No entanto, na maioria dos problemas existem restrições impostas pelas características e propriedades de cada problema, por exemplo, limitações físicas, topológicas, etc.. Estas restrições têm de ser satisfeitas para que a solução seja aceitável. Elas podem ser expressas por inequações, equações e limites, tal como (3.3).

$$\begin{aligned} g_i(\mathbf{x}) &\leq 0 & i &= 1, \dots, m \\ h_j(\mathbf{x}) &= 0 & j &= 1, \dots, p \\ l_z &\leq \mathbf{x} \leq u_z & z &= 1, \dots, q \end{aligned} \quad (3.3)$$

Existem duas abordagens de optimização de multi-objectivo. A primeira consiste em atribuir pesos ou penalizações a cada objectivo individualmente por forma a combinar numa soma ponderada num único objectivo, sujeito a (3.3).

$$\min_{\mathbf{x}} \mathbf{F}(\mathbf{x}) = \alpha f_1(\mathbf{x}) + \beta f_2(\mathbf{x}) + \dots + \gamma f_k(\mathbf{x}) \quad (3.4)$$

A atribuição dos pesos não é única e depende da importância dos objectivos do problema em questão. Geralmente o peso de cada objectivo é proporcional à importância relativa dos objectivos do problema. Esta abordagem tem o inconveniente de ser difícil de ajustar

correctamente os pesos dos objectivos [10]. Por outro lado, existem objectivos aos quais não se convertem na mesma medida dos outros objectivos, o que impossibilita a atribuição de um peso [11].

Na segunda abordagem todos os objectivos devem ser tratados como objectivos distintos. Estes são, na maioria dos casos, conflituosos impedindo a optimização simultânea de cada objectivo. Isto verifica-se na maioria dos problemas reais, onde geralmente é necessário minimizar o custo, maximizar a performance, etc.. Assim, otimizar x em função de um objectivo pode ser inaceitável considerado os outros objectivos. É, portanto, quase impossível otimizar simultaneamente todos os objectivos. Uma solução razoável para um problema multi-objectivo é determinar um conjunto de soluções que satisfaça os objectivos sem ser dominada por outra solução. Desta forma existirá um conjunto de soluções óptimas em vez de uma única solução, conhecido como conjunto óptimo de *Pareto* [10]. Por exemplo, na construção de um automóvel, podem-se considerar os seguintes objectivos: minimizar o custo, minimizar o consumo de combustível, maximizar a performance e maximizar a luxúria. Os objectivos são claramente conflituosos e não existe uma única solução óptima. Nesta situação, de entre as soluções óptimas é necessário encontrar um bom compromisso de acordo com os critérios dos engenheiros, ou por exemplo, criar três carros diferentes de acordo com as necessidades de mercado: um carro de baixo custo e baixo consumo, um carro intermédio e um carro de luxo com alta performance.

3.2 Conjunto Óptimo de *Pareto*

O conjunto de soluções promissoras obtidas em função dos vários objectivos é chamado de conjunto óptimo de Pareto ou superfície de Pareto. Uma solução pertence à superfície de Pareto se não for dominada por qualquer outra solução. Esta solução não pode ser melhorada em relação a um objectivo sem que piore em relação a outro objectivo.

Ou seja, diz-se que a solução x domina a solução y ($x \succ y$) se e só se:

$$f_i(x) \leq f_i(y), \quad \forall i \in \{1, \dots, k\} \quad \wedge \quad f_j(x) < f_j(y), \quad \exists j \in \{1, \dots, k\} \quad (3.5)$$

Na Figura 3.1 está representado um exemplo de minimização com dois objectivos (f_1, f_2) e a sua respectiva superfície de Pareto.

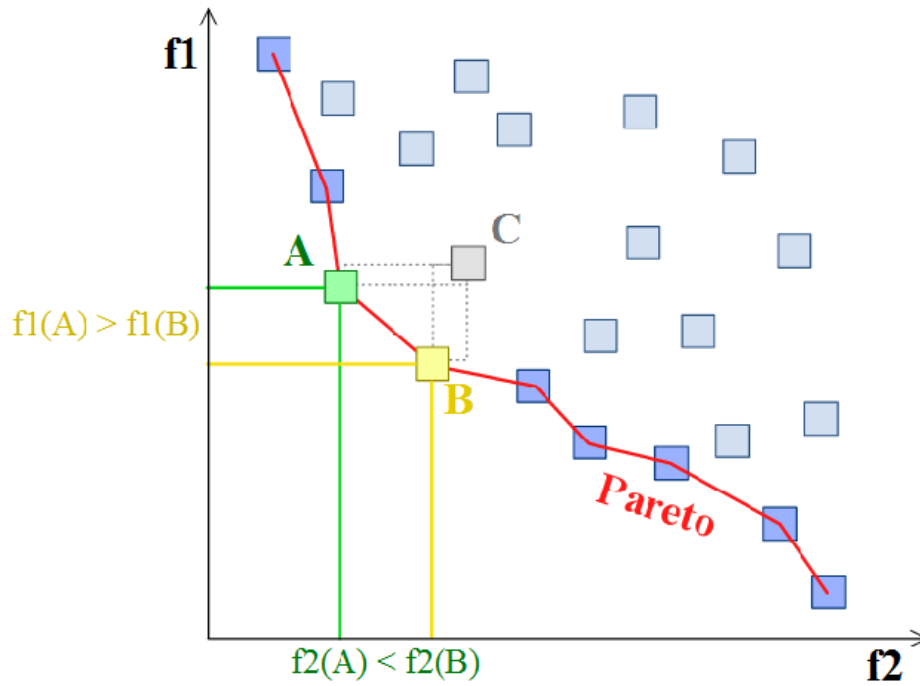


Figura 3.1 – Exemplo de uma superfície de Pareto

As soluções **A** e **B** pertencem à superfície de Pareto, pois não são dominadas por qualquer outra solução. Por outro lado, quando se desloca da solução **A** para a **B** (ou vice-versa), há uma certa degradação do objectivo f_2 (ou f_1) para obter um certo ganho no objectivo f_1 (ou f_2). A solução **C** é dominada pela solução **A**, $f_1(A) \leq f_1(C) \wedge f_2(A) < f_2(C)$, e também é dominada pela solução **B**, $f_1(B) < f_1(C) \wedge f_2(B) \leq f_2(C)$. Como tal não pertence à superfície de Pareto.

3.3 Formulação do Problema

Considerando o problema a resolver neste trabalho, a minimização da potência de perdas (P) e a minimização do número de manobras (M) a efectuar, o problema é definido por um conjunto de N consumidores monofásicos, ou cargas monofásicas $C = \{C_1, C_2, \dots, C_N\}$, cada um com a sua respectiva potência contratada $\mathcal{P} = \{1.15, 2.30, 3.45, 4.60, 5.75, 6.90, 10.35, 13.80\}$ kVA e factor de ponta (u), que se podem ligar a uma das três fases do sistema trifásico de distribuição $F = \{a, b, c\}$, ao longo dos Q nós da rede BT. Assim, cada carga monofásica $C_i(p_i, u_i, f_i, q_i)$ é definida através da sua potência, factor de ponta, fase e nó da rede. Como a potência contratada, o factor de ponta e o nó da rede a que cada carga está ligada não são possíveis de alterar, devido a restrições físicas, a variável a controlar para efectuar a optimização são as fases às quais as cargas estão ligadas. Assim, cada carga monofásica é definida como $C_i(f_i)$.

Pode, assim, definir-se o vector de decisão $\mathbf{x}$,

$$\mathbf{x} = [C_j(f_i)] = \begin{bmatrix} C_1(f_i) \\ \vdots \\ C_N(f_i) \end{bmatrix}, \quad \begin{matrix} i = \{a, b, c\} \\ j = \{1, \dots, N\} \end{matrix} \quad (3.6)$$

O objectivo corresponde à minimização da potência de perdas e de manobras:

$$\text{Objectivo:} \quad \min_{\mathbf{x}} \{P(\mathbf{x}), M(\mathbf{x})\} \quad (3.7)$$

Onde:

$$P(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^T r_{i,a} I_{i,a}^2 + r_{i,b} I_{i,b}^2 + r_{i,c} I_{i,c}^2 + r_{i,0} I_{i,0}^2 \quad (3.8)$$

$$M(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \sum_{w=1}^N |\alpha_{a,w}^j - \theta_{a,w}^j| + |\alpha_{b,w}^j - \theta_{b,w}^j| + |\alpha_{c,w}^j - \theta_{c,w}^j| \quad (3.9)$$

Sujeito às seguintes restrições:

$$I_{i,\varphi} = \sum_k I_{k,\varphi} + \sum_w \theta_{\varphi,w}^j d_w^j \quad (3.10)$$

$$\theta_{a,w}^j + \theta_{b,w}^j + \theta_{c,w}^j = 1 \quad (3.11)$$

$$\theta_{\varphi,w}^j \in \{0,1\} \quad (3.12)$$

A equação (3.8) calcula a potência de perdas ao longo dos T ramos. A equação (3.9) determina o número de manobras entre a situação original da carga w , $\alpha_{a,w}^j$, e a situação determinada por $\mathbf{x}$. A equação (3.10) calcula a corrente no ramo i , através da soma das correntes dos ramos a jusante e a soma das cargas do nó j . A equação (3.11) impõe que uma determinada carga w de um dado nó j apenas pode ser ligada a uma fase, $\varphi = a, b, c$. A equação (3.12) indica se a carga w , no nó j , está ou não ligada à fase φ e é definida de acordo com a variável de decisão $\mathbf{x}$.

3.4 Técnicas de Optimização

As técnicas de procura e optimização são classificadas em três categorias: enumerativas, determinísticas e estocásticas. Apesar de uma procura enumerativa ser determinista é feita uma distinção, uma vez que não emprega heurísticas. Na Figura 3.2 é apresentado um esquema das diversas técnicas, retirado de [12].

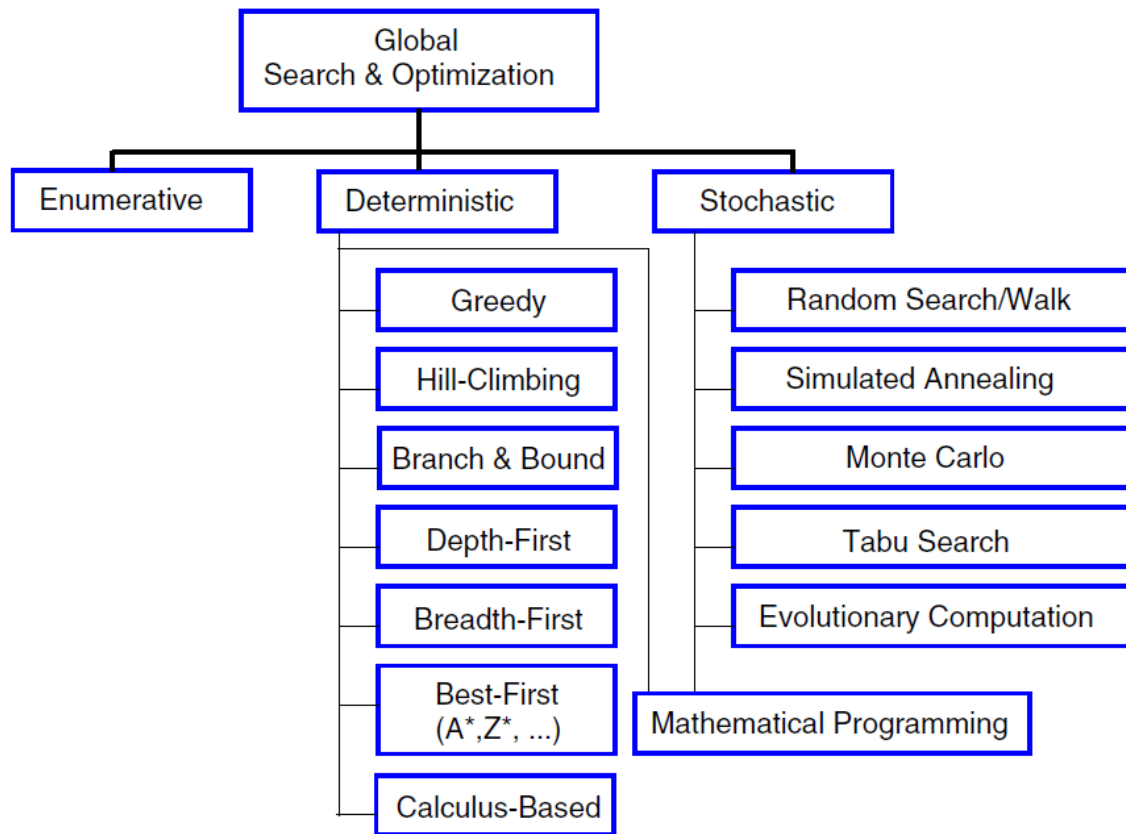


Figura 3.2 – Abordagens de Optimização Global

De entre estas técnicas são desenvolvidas e apresentadas uma de cada categoria: uma enumerativa, um método *greedy* e um algoritmo genético (algoritmo evolucionário).

3.4.1 Método Enumerativo

Tratando-se de um problema combinatório é possível efectuar todas as combinações possíveis para uma dada saída de um PT da rede BT. Uma saída que alimente N cargas monofásicos, com a possibilidade de se ligarem em 3 fases distintas, corresponde a 3^N soluções possíveis. Na realidade não é necessário efectuar todas combinações para determinar o conjunto óptimo de Pareto. Isto porque a partir de um dado número de manobras é impossível de reduzir mais as perdas por mais manobras que se realizem (mínimo absoluto encontrado). Por outro lado, a realização de todas as combinações é um processo computacionalmente pesado. Como tal, as combinações são efectuadas em função do número de manobras (M) até se determinar todo o conjunto óptimo de Pareto ou até onde se considere necessário. Desta forma, o número de combinações efectuadas é dado por (3.13) para M manobras.

$$n = 1 + \sum_{i=1}^M 2^i \binom{N}{i} \quad (3.13)$$

3.4.2 Algoritmo Greedy

Os algoritmos *greedy* ou gananciosos são usados em problemas de optimização e têm um comportamento míope, isto porque não vêm os resultados para além da presente etapa. Em cada etapa do algoritmo a escolha é baseada no ganho imediato, sem considerar as consequências futuras dessa decisão, na esperança de encontrar a solução óptima global. Embora esta abordagem possa ser desastrosa para alguns problemas, há muitos em que é excelente.

A aplicação deste algoritmo ganancioso permite reduzir significativamente o número de combinações a calcular para encontrar soluções aceitáveis para cada manobra introduzida. Estas soluções podem ou não ser as soluções óptimas para cada manobra, uma vez que o algoritmo greedy não o garante. Esta redução deve-se ao facto de a cada etapa do algoritmo, a carga que mais contribui para a redução da potência de perdas é escolhida para ser efectuada uma manobra. Na etapa seguinte são consideradas as cargas escolhidas nas etapas anteriores e, de entre as combinações possíveis, é escolhida mais uma carga para ser efectuada mais uma manobra. Assim, o algoritmo vai avançando ao ritmo do número de manobras efectuadas.

Para aumentar a possibilidade do aparecimento de uma solução melhor, as cargas que são escolhidas em cada etapa do algoritmo, podem ser conectadas numa fase diferente na etapa seguinte do algoritmo, duplicando o número de combinações.

Por exemplo, considere-se uma rede com 12 cargas de acordo com a Tabela 3-1. Na primeira etapa, este algoritmo calcula qual a carga que mudando de fase corresponde à maior redução das perdas, que corresponde à carga nº 9 que troca para a fase a. Na próxima etapa com 2 manobras, uma delas é a carga nº 9 e é verificada qual das restantes cargas, juntamente com esta, resultam as menores perdas. Essa carga corresponde à carga nº 7 que troca para a fase c e a carga nº 9 troca para a fase a. Para 3 manobras, são calculadas as perdas para a melhor combinação entre a carga 5, 9 e uma outra. Neste caso corresponde à carga nº 1 que troca para a fase b, a carga nº 7 troca para a fase c e carga nº 9 troca para a fase a.

Tabela 3-1 – Exemplo de uma rede urbana com 12 cargas monofásicas

Nº da Carga	Nó da Rede	Potência Contratada (kVA)	Fase Inicial
1	4	1,15	a
2		3,45	b
3		3,45	c
4		3,45	a
5		6,90	a
6		6,90	c
7	6	1,15	a
8		6,90	b
9		6,90	c
10	7	1,15	a
11		6,90	b
12		6,90	c

O limite máximo do número de combinações a calcular pelo algoritmo greedy é dado (3.12). Trata-se de um limite máximo uma vez que corresponde ao pior caso, ou seja, para uma situação em que todas as cargas estejam ligadas na fase mais carregada do barramento do PT.

$$n = 2N + \sum_{i=2}^M 2 \cdot (N - (i - 1)) \cdot 2^{(i-1)} \quad (3.14)$$

3.4.3 Algoritmo Genético (AG)

O quadro teórico dos algoritmos genéticos foi desenvolvido por Holland, no início da década de 70, com a ideia de reproduzir o processo evolutivo que acontece dentro de organismos biológicos na natureza. Pode ser entendido como um processo de procura inteligente probabilística e global, que pode ser aplicado numa série de problemas de optimização combinatórias.

O processo evolutivo dá-se por meio de cromossomas, que armazena o código genético que define as características individuais. Através de um processo de selecção natural, os indivíduos que são mais adaptados ao ambiente terão maior probabilidade de sobreviver e de se reproduzir, transmitindo as suas características genéticas aos seus descendentes. A reprodução é o ponto-chave, no qual a evolução ocorre. A recombinação (*crossover*) do código genético dos indivíduos gera novos cromossomas que, eventualmente, poderão sofrer um processo conhecido como mutação. Neste processo de mutação, os descendentes podem apresentar características que são diferentes dos seus pais e, eventualmente, estas características vão permitir que o indivíduo possui maior capacidade para se adaptar ao ambiente [13].

Os algoritmos genéticos diferem das técnicas convencionais de procura, uma vez que utilizam um conjunto inicial aleatório de soluções chamado população. Desta forma, trabalham com toda a população e não com um único ponto o que permite realizar a procura simultâneas em todo o espaço de soluções.

Cada indivíduo na população é chamado de cromossoma e é uma representação da solução para o problema. Os cromossomas evoluem através de sucessivas iterações, chamadas de gerações. Durante cada geração, os cromossomas são avaliados através de algumas medidas de avaliação também chamada de mérito (*fitness*). Para criar a próxima geração, o novo cromossoma, chamado de filho, é formado utilizando a recombinação e, eventualmente, poderá sofrer uma alteração através da mutação. Uma nova geração é então formada seleccionando os cromossomas mais adaptados, de acordo com a sua avaliação. Os cromossomas menos adaptados são eliminados de modo a manter as populações com tamanhos constantes. Depois de várias gerações, o algoritmo converge para o melhor cromossoma, o qual se espera que represente uma solução óptima ou próxima ao valor óptimo para o problema.

O algoritmo genético pode ser representado através de pseudo-código como:

$t = 0$;

Inicializar a população de soluções, $P(t)$;

Avaliar $P(t)$;

Repetir:

$t = t + 1$;

Seleccionar melhores indivíduos de $P(t - 1)$ para gerar $P(t)$;

Cruzar os seleccionados;

Mutar alguns dos indivíduos de $P(t)$;

Avaliar $P(t)$;

Até encontrar solução satisfatória ou definido por outro critério de paragem

3.4.3.1 Representação do cromossoma e inicialização da população

Cada solução possível dentro de um espaço de procura, ou população, é representado como uma sequência de elementos, onde cada elemento é chamado de gene, e cada uma dessas sequências formadas por genes são os cromossomas ou indivíduos. Assim, cada indivíduo é uma solução distinta e é codificado por uma sequência diferente de genes.

Neste trabalho, cada cromossoma é representado por uma lista e a codificação é realizada de forma a que cada gene, represente uma determinada carga da rede BT, e os valores possíveis que essas cargas podem assumir corresponde à fase a que estão ligados. Neste caso, 1, 2 ou 3 consoante estejam ligadas na fase *a*, *b* ou *c*, como se pode ver na Figura 3.3.

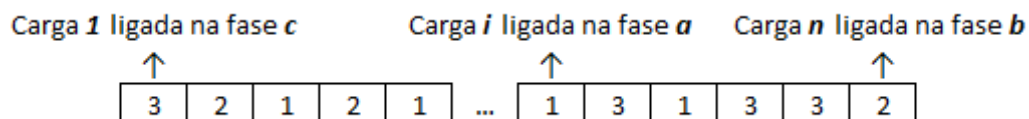


Figura 3.3 – Representação do cromossoma

Na utilização do algoritmo genético é necessário criar um grupo de soluções ou indivíduos, chamado de população, a partir do qual se irá desenvolver todo o processo evolutivo. Normalmente, a população é gerada de forma aleatória. Neste caso, a solução óptima pode ser obtida por diversas combinações possíveis. Assim, de forma a aumentar a probabilidade da

solução encontrada corresponde a uma situação o mais próxima da configuração inicial da rede, a população é criada através de alterações à configuração inicial das distribuições das cargas pela rede, por forma a limitar o número de manobras.

O tamanho da população deve ser adequado consoante a situação, uma vez que esta afecta o desempenho global e a eficiência do AG. Com uma população pequena o desempenho pode diminuir, pois deste modo a população fornece uma pequena cobertura do espaço de procura do problema. Uma grande população geralmente fornece uma cobertura representativa do domínio do problema, além de prevenir convergências prematuras para soluções locais ao invés de globais. No entanto, para se trabalhar com grandes populações, são necessários maiores recursos computacionais, ou que o algoritmo trabalhe por um período de tempo muito maior.

O tamanho óptimo de uma população, T_{opt} , depende do tipo de problema a resolver e da complexidade do mesmo. No entanto, segundo [14] o tamanho óptimo encontra-se entre N e $2N$, onde N é o número de genes do cromossoma.

$$N \leq T_{opt} \leq 2N \quad (3.15)$$

3.4.3.2 Selecção

O método de selecção de pais deve simular o mecanismo de selecção natural que actua sobre as espécies biológicas, onde os pais mais aptos geram mais filhos. Ao mesmo tempo, os pais menos aptos também devem poder gerar descendentes para que a população não tenha somente indivíduos semelhantes, sem determinada característica que no futuro possa vir a ser importante.

Neste processo de selecção é necessário ter em atenção o nível de exigência da selecção para evitar os problemas de convergência, tanto a convergência prematura como a convergência lenta. Assim, uma selecção muito exigente leva a que os indivíduos com alta aptidão sejam escolhidos muitas vezes, o que poderá levar à convergência prematura, ou seja, levar o algoritmo genético a convergir para um ponto de mínimo local e não global. Por outro lado, uma selecção pouco exigente poderá conduzir a um processo de evolução muito lento.

Existem diversas maneiras para efectuar o processo de selecção das quais se podem citar o método da roleta, ranking, torneio, etc.

No método da roleta é feita uma distribuição dos indivíduos numa roleta de maneira a cada elemento ocupa um espaço proporcional ao seu mérito. Este método, também designado por amostragem estocástica com substituição ou selecção proporcional ao mérito, foi utilizado no trabalho original de John Holland [13]. Baseia-se no valor atribuído a cada indivíduo pela função de avaliação e na qualidade média da população. De acordo com a qualidade de cada indivíduo, atribui-se uma porção de um círculo (roleta) a cada um deles. A roleta é girada N

vezes, tantas quantas o número de indivíduos da população, parando numa porção correspondente a um dos indivíduos. Ao fim de N experiências, estarão seleccionados os progenitores que irão gerar a próxima geração.

O método de Ranking procura evitar a rápida convergência do AG para um mínimo local [13]. A população é ordenada de acordo com o seu mérito e o valor esperado de cada indivíduo é calculado de acordo com a posição que ocupa e não de acordo com o valor absoluto dado pela função de avaliação.

O método de selecção por Torneio consiste em formar uma lista de indivíduos permutando aleatoriamente os seus números de ordem $1, \dots, N$. Em seguida, são tirados da lista grupos sucessivos de T indivíduos (normalmente 2) e comparados os seus valores de mérito, de onde o melhor indivíduo de cada grupo é escolhido. Este processo é repetido até que o número de indivíduos seleccionados corresponda ao tamanho da população. Este método é simples de implementar e computacionalmente mais eficiente que o método de Ranking. Alterando o número T de indivíduos num torneio, altera-se também o nível de exigência na selecção.

3.4.3.3 Recombinação

A recombinação é o operador responsável pela troca de material genético entre os indivíduos durante a reprodução. A recombinação é realizada entre indivíduos escolhidos aleatoriamente e ocorre com uma dada probabilidade ou taxa de recombinação. Quanto maior for esta taxa, mais rapidamente surgem novos indivíduos. No entanto, isto pode originar um efeito indesejado pois a maior parte da população será substituída podendo ocorrer perda de indivíduos de alta aptidão. Uma taxa de recombinação igual a 1.0 indica que todos os indivíduos são seleccionados para reprodução, ou seja, não existem sobreviventes da geração anterior para a seguinte. Com um valor baixo, o algoritmo pode tornar-se muito lento.

A forma como é trocado o material genético depende do tipo de recombinação utilizado. De entre os vários tipos de recombinação possíveis de aplicar o AG é apresentado a recombinação com um ponto de corte, o qual é usado neste trabalho.

Na recombinação com um ponto de corte gera-se aleatoriamente o *locus* que irá funcionar como ponto de corte. De seguida, troca-se o material genético dos dois progenitores tendo em conta o locus para gerar os descendentes. Na Figura 3.4 é exemplificado a recombinação a um ponto.

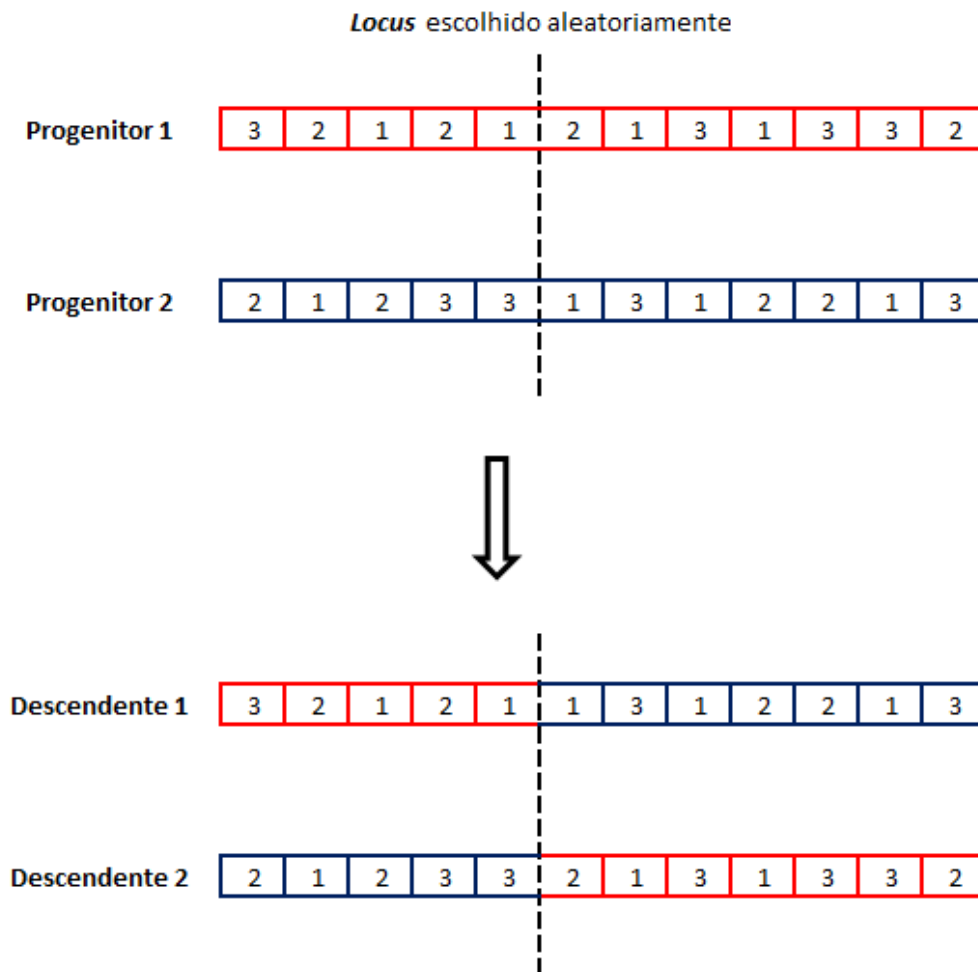


Figura 3.4 – Exemplo de recombinação

3.4.3.4 Mutação

A mutação permite a introdução e a manutenção de diversidade genética na população. Este operador possibilita que se explore outras regiões evitando que o algoritmo fique preso num mínimo local.

Este operador é aplicado depois da recombinação e ocorre com uma dada probabilidade de mutação, tipicamente menor que a probabilidade de recombinação. Uma probabilidade de mutação elevada torna a busca essencialmente aleatória.

A mutação consiste na alteração do valor de um gene, escolhido aleatoriamente, de um cromossoma. No caso deste trabalho, como é usada uma codificação ternária, o gene que sofre uma mutação assume um valor escolhido aleatoriamente desde que seja diferente do valor original, como se representa na Figura 3.5.

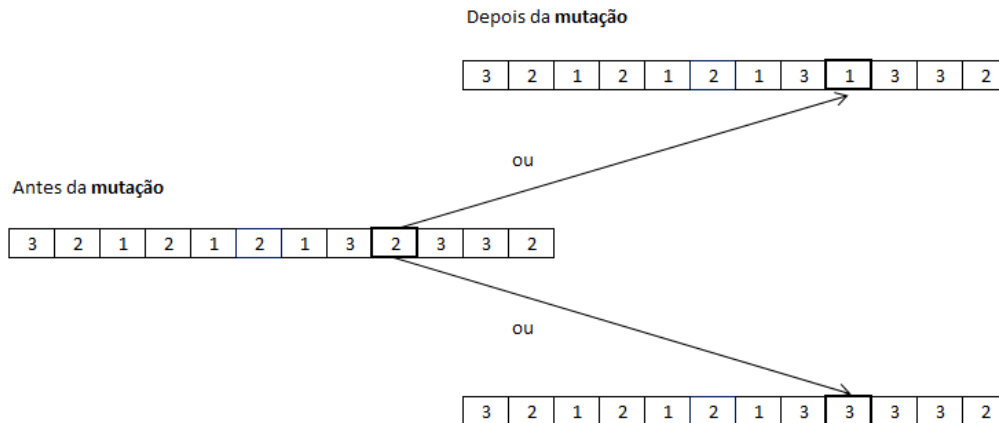


Figura 3.5 – Exemplo de Muta  o

3.4.3.5 Fun  o objectivo e fun  o de m  rito

Nos AGs os indiv  duos s  o avaliados de acordo com a fun  o objectivo, ou fun  o de avalia  o, que fornece uma medida, ou avalia  o, de como os indiv  duos se comportam no dom  nio do problema. A fun  o de M  rito (*fitness function*) transforma a medida da fun  o objectivo numa distribui  o de oportunidade de reprodu  o. Normalmente, o m  rito de um indiv  duo est   dependente do m  rito dos restantes indiv  duos da popula  o [15].

Neste trabalho existem dois objectivos, e como consequ  ncia existem duas fun  es objectivo. Uma destas fun  es avalia as solu  es segundo o objectivo de minimizar a pot  ncia de perdas, e a outra avalia as solu  es segundo o objectivo de minimizar o n  mero de manobras.

Fun  o de m  rito mono-objectivo

Esta situa  o pressup  e apenas a exist  ncia de uma fun  o objectivo. Para isso, apenas se considera um dos objectivos, omitindo o outro. Por exemplo, considerar apenas as perdas omitindo o n  mero de manobras. Outra forma de tratar os v  rios objectivos como um   nico corresponde    situa  o apresentada na sec  o 3.1 por (3.4), onde as v  rias fun  es objectivo s  o tratadas apenas como uma fun  o atrav  s de uma soma ponderada. Assim, s  o atribuídos pesos   s perdas e ao n  mero de manobras efectuadas. O m  rito    assim atribuído de acordo com o valor da soma das fun  es objectivo. Esta possibilidade para a resolu  o do problema at   pode ser de f  cil implementa  o mas torna-se dif  cil de ajustar os pesos. Pequenas varia  es nos pesos podem levar a solu  es muito diferentes. Por outro lado, com a utiliza  o deste m  todo n  o    poss  vel deixar ao crit  rio do operador da rede a decis  o de quantas manobras quer efectuar ou quais as perdas que quer reduzir, uma vez que o algoritmo ir   convergir apenas para uma solu  o.

Função de mérito Multi-objectivo

Nesta situação a função de mérito terá de avaliar ambos os objectivos de forma a encontrar um conjunto óptimo de Pareto, como apresentado em 3.2. A capacidade do AG para procurar simultaneamente diferentes regiões do espaço torna possível encontrar um conjunto diversificado de soluções. A recombinação pode tirar partido de boas estruturas das soluções no que diz respeito a objectivos diferentes para criar novas soluções não dominadas [10].

Para revolver este tipo de problemas podem ser utilizadas diversas técnicas com o objectivo de encontrar a superfície de Pareto. Nestes casos a função de mérito atribui o mérito de cada solução com base na sua dominância.

Considerando a técnica ε -constraint, esta consiste em seleccionar uma função objectivo principal e, em seguida, delimita a outra com uma tolerância ε permitida [12]. É então desenvolvido um esquema de selecção baseado num torneio onde a solução vencedora tem de dominar a outra solução. No entanto, a solução vencedora pode dominar com uma margem de tolerância ε [11], ou seja, a solução $\mathbf{x}$ domina a solução $\mathbf{y}$ ($\mathbf{x} > \mathbf{y}$) se e só se:

$$f_j(\mathbf{x}) < f_j(\mathbf{y}), \quad \exists j \in \{1, \dots, k\}$$

$\wedge$

(3.16)

$$f_i(\mathbf{x}) \leq f_i(\mathbf{y}) + \varepsilon, \quad \forall i \neq j \in \{1, \dots, k\}$$

4 Resultados e Comparação de Métodos

Os métodos apresentados são agora aplicados e comparados. O objectivo principal prende-se com a obtenção da superfície de Pareto. As redes usadas apresentam todas desequilíbrios no PT na ordem dos 50% entre as fases com maior e menor amplitudes. As redes foram obtidas através do software *D-Plan 2*, e inicialmente apenas são apresentados casos de redes com pequena ou média dimensão por forma a obter o máximo de informação acerca dos métodos propostos.

4.1 Resultados obtidos com o método enumerativo

Este método não representa grande interesse, uma vez que é extremamente limitado, no entanto, garante que as soluções encontradas do conjunto óptimo de Pareto são as melhores possíveis, permitindo assim avaliar as soluções dos restantes métodos.

Na Figura 4.1 estão representadas as soluções com a aplicação deste método numa rede urbana de pequena dimensão, com 7 nós e 12 consumidores monofásicos, detalhada no Anexo I, e na Tabela 4-1 são apresentados os valores apenas das melhores soluções de cada manobra. A análise e optimização da rede urbana de pequena dimensão não tem grande interesse do ponto de vista económico, uma vez que a redução da potência de perdas não é significativa por mais manobras que se efectuem. No entanto, permite reter algumas conclusões importantes.

Apesar desta rede ser de pequena dimensão, a apresentação de todas as combinações possíveis ($3^{12} = 531\,441$) é um processo muito moroso. No entanto, são apresentadas todas as soluções com um máximo de 8 manobras (35 313 combinações), representadas na Figura 4.1. Na Tabela 4-1 são apenas representados os valores das melhores soluções até 5 manobras, uma vez que para os valores das restantes manobras são iguais em termos de potência de perdas, como se observa na respectiva figura.

Tabela 4-1 – Resultados obtidos com o método enumerativo para uma rede urbana com 7 nós e 12 cargas monofásicas

Tempo de Execução [s]		13.22	
Nº de Soluções		35313	
Potência de Saída [kW]		32,1264	
Nº Manobras	Potência de Perdas		
	W	$p.u.$	$\Delta P = \frac{P_i - P_0}{P_0} * 100$ [%]
0	472,16	0,0147	0
1	446,39	0,0139	-5,46
2	441,61	0,0137	-6,47
3	440,61	0,0137	-6,68
4	440,34	0,0137	-6,74
5	440,34	0,0137	-6,74

A Figura 4.1 representa a potência de perdas em função do número de manobras. Os pontos a azul representam todas as soluções possíveis e a vermelho são apresentadas as melhores

soluções para cada manobra, ou seja, as que pertencem ao Conjunto Ótimo de Pareto. A solução com número de manobras nulo corresponde à configuração original da rede.

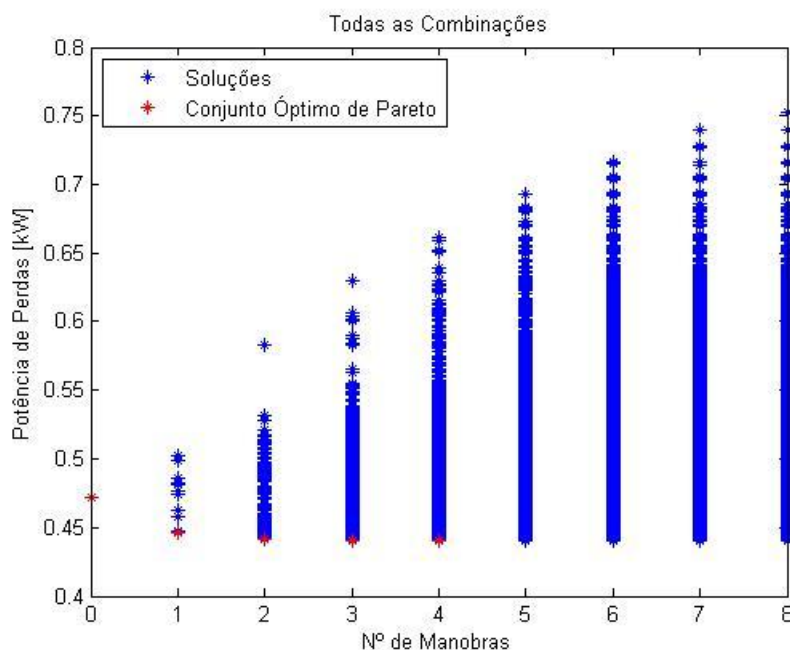


Figura 4.1 – Representação de todas as combinações até 8 manobras de uma rede urbana com 7 nós e 12 clientes monofásicos

Nesta figura, pode-se observar que não existem soluções que pertencem ao conjunto ótimo de Pareto para mais de 5 manobras. Essas soluções apesar de corresponderem ao mínimo global em termos de potência de perdas são dominadas pela solução do conjunto ótimo de Pareto com 4 manobras, uma vez que têm a mesma potência de perdas e possuem maior número de manobras.

Aplicando este método agora a outra rede urbana, ligeiramente maior, com 11 nós e 18 consumidores monofásicos, detalhada no Anexo II, obtêm-se os seguintes resultados apresentados na Figura 4.2 e na Tabela 4-2.

Tabela 4-2 – Resultados obtidos com o método enumerativo para uma rede urbana com 11 nós e 18 consumidores monofásicos

Tempo de Execução [s]		13089,76 (3h 38m 10s)	
Nº de Soluções		1518409	
Potência de Saída [kW]		42,5638	
Nº Manobras	Potência de Perdas		
	W	p.u.	$\Delta P = \frac{P_i - P_0}{P_0} * 100$ [%]
0	304,46	0,0072	0
1	288,47	0,0068	-5,25
2	280,11	0,0066	-8,00
3	279,19	0,0066	-8,30
4	277,30	0,0065	-8,92
5	277,07	0,0065	-8,99
6	276,91	0,0065	-9,05

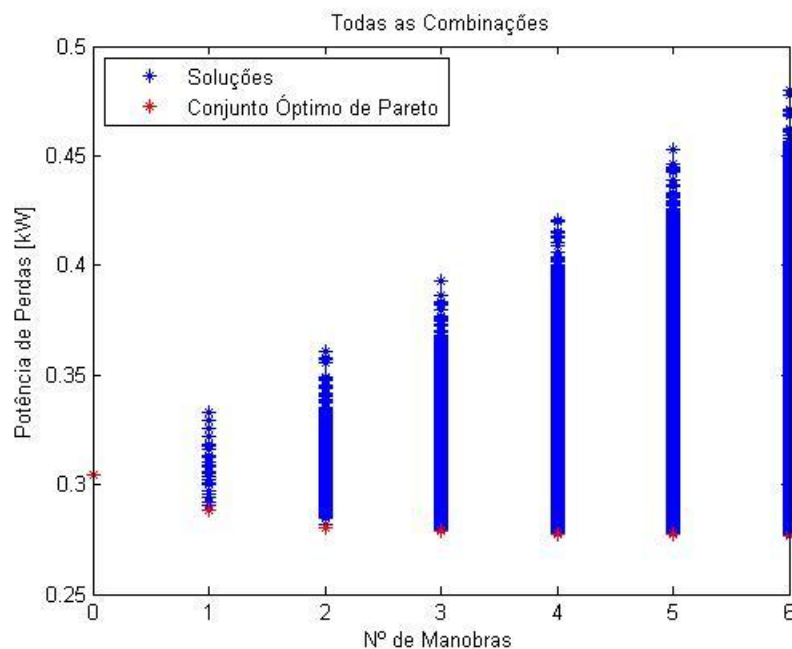


Figura 4.2 – Representação de todas as combinações até 6 manobras de uma rede urbana com 11 nós e 18 consumidores monofásicos

Na Figura 4.2 são apresentadas apenas todas as soluções até 6 manobras, apesar de ser necessário a aplicação de mais manobras para se poder determinar todo o conjunto ótimo de Pareto. Embora a rede apresente dimensões reduzidas, o número de combinações a realizar é extremamente elevado, impossibilitando a realização de mais manobras.

As redes apresentadas até agora são de pequena dimensão (número de cargas monofásicas reduzido) e não representam grande interesse. Assim, será aplicado este método para um rede urbana com uma dimensão considerável, com 53 nós e 100 clientes monofásicos, em detalhe no Anexo III, de onde resultaram a Figura 4.3 e a Tabela 4-3.

Tabela 4-3 – Resultados obtidos com o método enumerativo para uma rede urbana com 53 nós e 100 consumidores monofásicos

Tempo de Execução [s]		9653,32 (2h 40m 53s)	
Nº de Soluções		1313601	
Potência de Saída [kW]		74,5050	
Nº Manobras	Potência de Perdas		
	W	p.u.	$\Delta P = \frac{P_i - P_0}{P_0} * 100$ [%]
0	2346,01	0,0315	0
1	2274,99	0,0305	-3,03
2	2222,98	0,0298	-5,24
3	2185,20	0,0293	-6,85

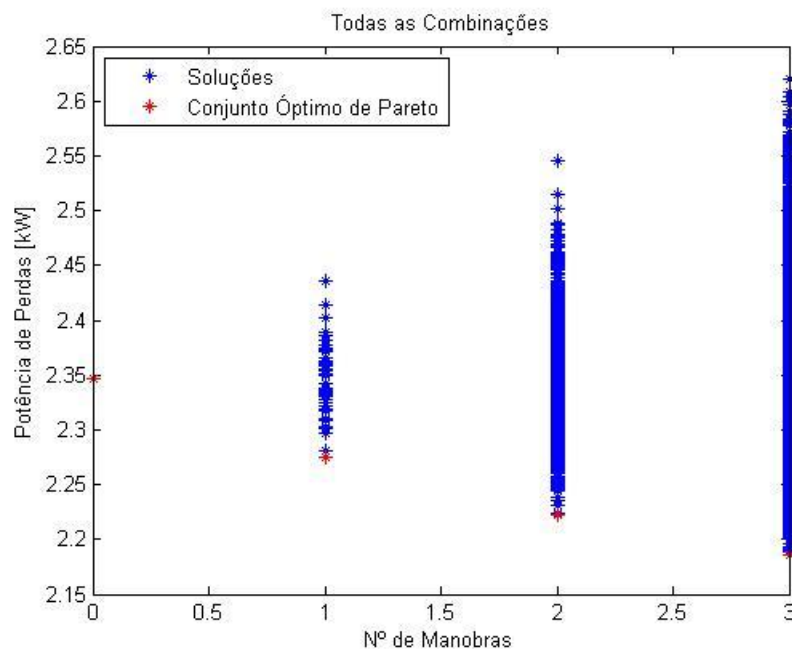


Figura 4.3 – Representação de todas as combinações até 3 manobras de uma rede urbana com 53 nós e 100 consumidores monofásicos

No caso presente, são apenas apresentadas as soluções até 3 manobras, a que correspondem 1 313 601 soluções. O número de combinações realizadas é bastante elevado e torna este método extremamente obsoleto. Por outro lado, o número de manobras apresentado para estas redes pode ser insuficiente para reduzir os desequilíbrios e as perdas. Para a apresentação de mais manobras, o número de soluções irá continuar a aumentar exponencialmente, tornando-se ainda mais ineficaz.

A apresentação de todas as combinações ou soluções possíveis torna este método ineficiente. Na Tabela 4-4 constam o número de soluções possíveis em função do número de cargas monofásicas e do número de manobras, obtidas através de (3.13). Através desta tabela verifica-se que este método só é praticável em redes com poucas cargas (<15), que na realidade não têm interesse em otimizar. Nas redes que apresentam perdas significativas e devem ser optimizadas, este método é totalmente impraticável.

Tabela 4-4 – Número de Combinações possíveis em função do número de cargas monofásicas (N) e do número de manobras (M)

		Número de cargas monofásicas (N)			
		15	30	45	60
Nº Manobras (M)	1	31	61	91	121
	2	451	1801	4051	7201
	3	4091	34281	117571	280961
	4	25931	472761	2501491	8083121
	5	122027	5032953	41597779	182851505

Analisando as figuras apresentadas neste método, verifica-se que a maioria das soluções correspondem a configurações que apresentam uma potência de perdas superior à

configuração original da rede. Esta verificação é esperada visto que a rede não se encontra totalmente desequilibrada. Apenas no caso da rede se encontrar totalmente desequilibrada (todas as cargas ligadas na mesma fase) a introdução de qualquer manobra garantia a redução da potência de perdas. Nos casos reais, as redes estão apenas parcialmente desequilibradas pelo que só certas manobras garantem a redução da potência de perdas.

4.2 Resultados obtidos com o algoritmo *greedy*

O algoritmo greedy explora o problema do método anterior, tentando obter apenas as soluções que efectivamente reduzam a potência de perdas. Assim, este algoritmo reduz consideravelmente o número de soluções relativamente ao método que calcula todas as combinações.

Para posterior comparação são apresentados os resultados obtidos para a rede com 11 nós e 18 consumidores monofásicos, detalhado no Anexo II.

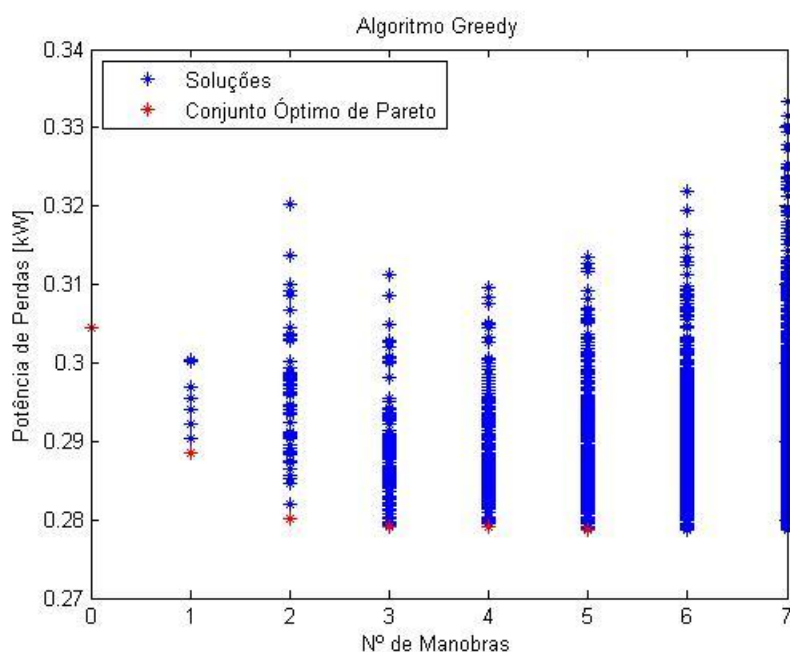


Figura 4.4 – Representação das soluções obtidas através do algoritmo greedy até 7 manobras de uma rede urbana com 11 nós e 18 clientes monofásicos

Tal como referido, com o algoritmo greedy as soluções apresentadas têm maioritariamente potência de perdas inferiores ao estado actual da rede (0 Manobras da Figura 4.4), e consequentemente, o número de combinações é muito inferior comparando com o método anterior. Na Tabela 4-6 consta uma comparação entre o algoritmo greedy e o método enumerativo para o caso desta rede.

Tabela 4-5 – Resultados obtidos pelo algoritmo greedy para uma rede urbana com 11 nós e 18 consumidores monofásicos

Tempo de Execução [s]	9,65		
Nº de Soluções	3265		
Potência de Saída [kW]	42,5638		
Nº Manobras	Potência de Perdas		
	W	p.u.	$\Delta P = \frac{P_i - P_0}{P_0} * 100$ [%]
0	304,46	0,0072	0
1	288,47	0,0068	-5,25
2	280,11	0,0066	-8,00
3	279,19	0,0066	-8,30
4	277,30	0,0065	-8,92
5	277,07	0,0065	-8,99
6	277,07	0,0065	-8,99

Tabela 4-6 – Comparação dos resultados obtidos entre o algoritmo greedy e o método enumerativo para o caso de uma rede com 11 nós e 18 consumidores monofásicas

Nº de Manobras	Potência de Perdas [W]		Erro [%]
	Método Enumerativo	Algoritmo Greedy	
1	288,47	288,47	0
2	280,11	280,11	0
3	279,19	279,19	0
4	277,30	277,30	0
5	277,07	277,07	0
6	276,91	277,07	0,058

Como se observa, os resultados obtidos pelo algoritmo greedy são, à excepção da solução com 6 manobras, iguais às soluções obtidas pelo método enumerativo. De realçar que estas soluções correspondem aos mínimos absolutos para cada manobra. O algoritmo greedy apenas converge para um mínimo local a partir das 6 manobras, como também se pode verificar através da Figura 4.4, com um erro em relação ao máximo absoluto é inferior a 0,1%. Esta convergência para um mínimo local ocorre numa zona onde a variação das perdas em função do número de manobras é quase nula ($\Delta P < 1\%$ entre 3 e 6 manobras), o que justifica o erro insignificante, e demonstra que esta convergência para um mínimo local não tem qualquer impacto.

Tal como referido anteriormente, as redes de pequena dimensão não representam grande interesse para otimizar, uma vez que as suas perdas não são muito significativas e não introduzem melhorias significativas do ponto de vista económico. É por isso necessário aplicar os algoritmos a redes que possuam perdas significativas e que a sua optimização se traduza em ganhos do ponto de vista económico.

É, portanto, aplicado o algoritmo greedy a uma rede urbana com 52 nós e 100 consumidores monofásicos, Anexo III, que produziu os seguintes resultados:

Tabela 4-7 – Resultados obtidos pelo algoritmo greedy para uma rede urbana com 53 nós e 100 clientes monofásicos

Tempo de Execução [s]	12997,82 (3h 36m 38s)		
Nº de Soluções	736929		
Potência de Saída [kW]	74,5050		
Nº Manobras	Potência de Perdas		
	W	p.u.	$\Delta P = \frac{P_i - P_0}{P_0} * 100$ [%]
0	2346,01	0,0315	0
1	2274,99	0,0305	-3,03
2	2222,98	0,0298	-5,24
3	2185,20	0,0293	-6,85
4	2162,51	0,0290	-7,82
5	2143,72	0,0288	-8,62
6	2134,10	0,0286	-9,03
7	2129,79	0,0286	-9,22
8	2129,14	0,0286	-9,24
9	2128,26	0,0286	-9,28
10	2127,73	0,0286	-9,30
11	2126,79	0,0285	-9,34
12	2126,65	0,0285	-9,35

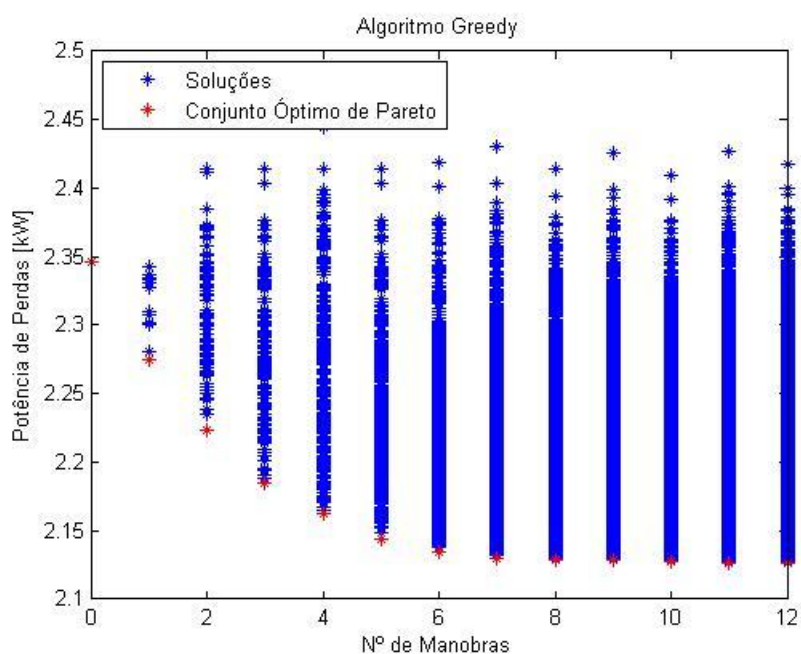


Figura 4.5 – Representação das soluções obtidas através do algoritmo greedy até 8 manobras de uma rede urbana com 53 nós e 100 clientes monofásicos

Comparando estes resultados com os resultados obtidos pelo método enumerativo (Tabela 4-3), verifica-se que mais uma vez o algoritmo greedy encontra os mínimos absolutos para as primeiras três manobras. Nas restantes manobras não é garantido que assim seja mas fazendo a analogia com o caso da rede de pequena dimensão, onde o algoritmo greedy apenas converge para um mínimo local quando a variação das perdas é inferior a 1%, é esperado que as soluções até 6/7 manobras correspondam a mínimos absolutos.

Como seria de esperar, o número de manobras necessário para reduzir significativamente as perdas nesta rede é bastante superior às manobras necessárias da rede de pequena dimensão. Tomando em consideração as redes de grande dimensão, são ainda necessárias mais manobras, o que torna este algoritmo ineficiente. Esta constatação pode ser verificada através da Tabela 4-8, obtida através de (3.14).

Tabela 4-8 – Número máximo de soluções apresentadas pelo algoritmo Greedy em função do número de cargas monofásicas (N) e do número de manobras (M)

		Número de cargas monofásicas (N)			
		30	90	150	210
Nº Manobras (M)	2	526	356	896	1256
	4	2632	1732	4432	6232
	6	10824	7044	18384	25944
	8	42824	27524	73424	104024
	10	167752	106372	290512	413272
	12	655176	409476	1146576	1637976

4.3 Resultados Obtidos com o Algoritmo Genético (AG)

Nesta secção são apresentados os resultados obtidos com o algoritmo genético utilizando duas funções de mérito distintas. No primeiro caso, a função de mérito apenas minimiza a potência de perdas, ou seja, procura a solução que corresponde ao mínimo global da potência de perdas sem colocar qualquer objecção ao número de manobras a realizar. No segundo caso, a função de mérito é multi-objectivo e atribui o mérito de cada solução consoante as suas perdas e o número de manobras.

Como no primeiro caso é esperado que na última geração toda a população tenha convergido para a solução com as menores perdas possíveis. Assim, por forma a determinar o conjunto óptimo de Pareto, como nas secções anteriores, as melhores soluções de cada manobras são guardadas, sem qualquer interferência no AG.

4.3.1 Algoritmo Genético mono-objectivo (minimizar a potência de perdas)

O AG tem como único objectivo minimizar exclusivamente a potência de perdas. Assim, a função de mérito é considerada igual à função objectivo e é utilizada a selecção por torneio binário, sendo o vencedor quem possuir menor potência de perdas (mérito igual à avaliação).

A aplicação do AG na rede com 53 nós e 100 consumidores monofásicos (Anexo III) é apresentada de seguida. Para a sua realização são usados os parâmetros da Tabela 4-9.

Tabela 4-9 – Parâmetros usados no AG com função mono-objectivo

Tamanho da População	150
Nº de Gerações	100
Probabilidade de Recombinação	0,7
Probabilidade de Mutação	0,1

É considerada uma população de 150 indivíduos (soluções), respeitando (3.12), ao longo de 100 gerações. O número de soluções efectuadas pelo AG corresponde ao número de indivíduos da população ao longo das 100 gerações, ou seja, 15000 soluções.

Na Figura 4.6 está representado a evolução da melhor solução (menor potência de perdas) e a evolução média da potência de perdas da população ao longo das sucessivas gerações. Por volta da 50ª geração, verifica-se que a média da potência de perdas da população é muito semelhante à melhor solução encontrada até ao momento. Pode-se assim concluir que a população está a convergir para soluções iguais ou semelhantes à melhor, o que leva a uma diminuição da sua diversidade. A diversidade da população pode ser observada através da Figura 4.7, onde nas primeiras manobras existe uma grande variedade de soluções e à medida que as manobras aumentam (reflexo do aumento das gerações) essa variedade vai diminuindo. A última geração representada a cor verde é ilustrativa desta situação, e da convergência para soluções com as menores perdas.

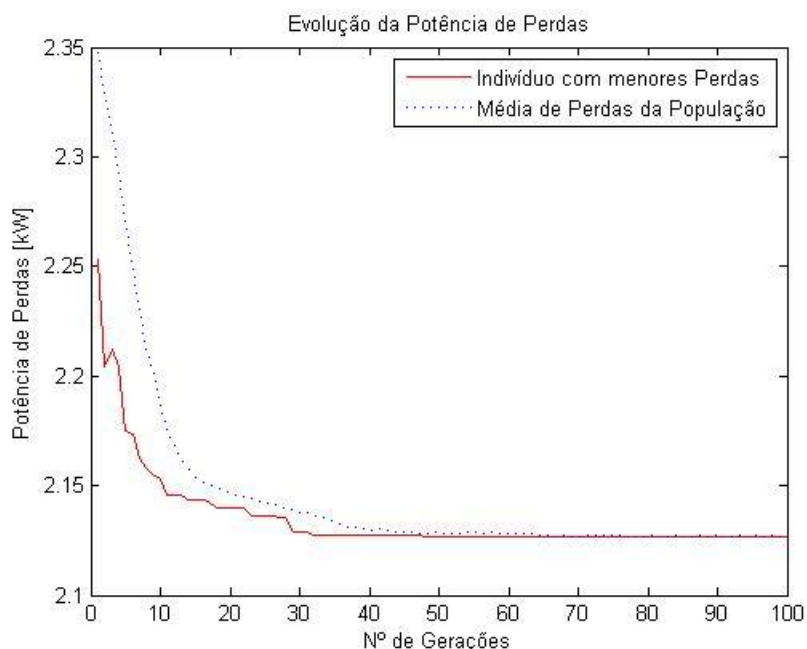


Figura 4.6 – Evolução da Potência de Perdas da média da população e da melhor solução em função das gerações

Tal como nos casos anteriores, as soluções apresentadas na Figura 4.7, representadas a azul, são as soluções determinadas ao longo das 100 gerações. A verde encontram-se as soluções da última geração e a vermelho são representadas as soluções do conjunto óptimo de Pareto.

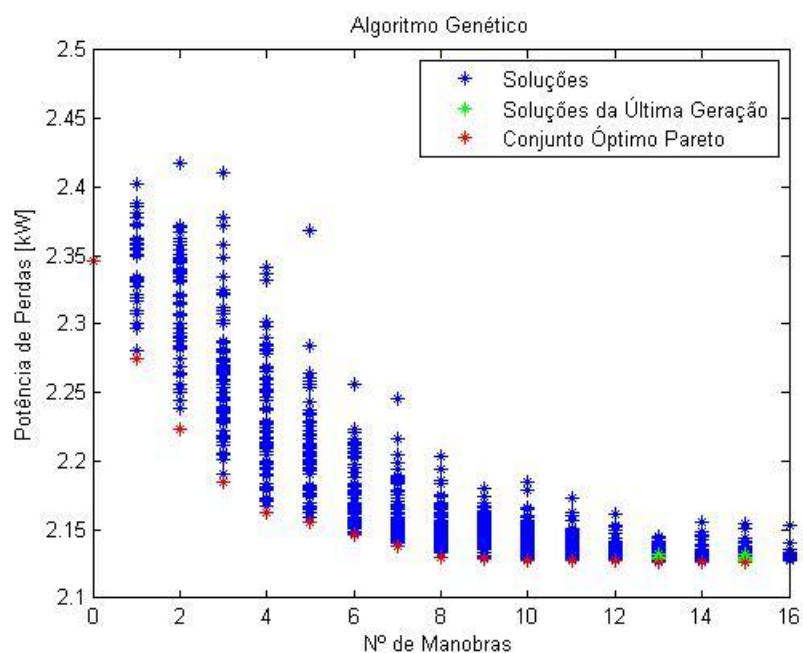


Figura 4.7 – Representação das soluções obtidas ao longo das 100 gerações do AG de uma rede urbana com 53 nós e 100 clientes monofásicos

Na Tabela 4-10 constam as soluções que pertencem ao conjunto ótimo de Pareto e a indicação da geração a que pertencem.

Tabela 4-10 – Resultados obtidos pelo AG mono-objectivo para uma rede urbana com 53 nós e 100 clientes monofásicos

Tempo de Execução [s]		13,62		
Potência de Saída [kW]		74,5050		
Nº Manobras	Geração	Potência de Perdas		
		W	$p.u.$	$\Delta P = \frac{P_i - P_0}{P_0} * 100$ [%]
0	0	2346,01	0,0315	0
1	1	2274,99	0,0305	-3,03
2	4	2222,98	0,0298	-5,24
3	7	2185,20	0,0293	-6,85
4	11	2162,51	0,0290	-7,82
5	10	2155,16	0,0289	-8,14
6	15	2146,58	0,0288	-8,50
7	31	2137,71	0,0287	-8,88
8	28	2129,79	0,0286	-9,22
9	28	2129,15	0,0286	-9,24
10	32	2127,90	0,0286	-9,30
11	31	2127,57	0,0286	-9,31
12	42	2127,22	0,0286	-9,33
13	47	2126,79	0,0285	-9,34
14	60	2126,65	0,0285	-9,35
15	68	2126,60	0,0285	-9,35

As soluções do conjunto óptimo de Pareto são determinadas à medida que o AG evolui no sentido de minimizar as perdas, como se verifica na coluna Geração da Tabela 4-10. Como esperado, a superfície formada por estas soluções, Superfície de Pareto, é semelhante a uma função exponencial, $e^{-\alpha t}$, onde as primeiras manobras produzem uma redução considerável das perdas e as restantes manobras provocam uma redução quase insignificante.

Observando estes resultados e comparando com os resultados obtidos anteriormente com o algoritmo greedy, verifica-se que os resultados obtidos com o AG apenas cometem um erro inferior a 1%, como se observa na Tabela 4-11. Este erro é insignificante uma vez que em termos de valores por unidades as potências são “iguais”. Considerando que as soluções obtidas pelo algoritmo greedy correspondem aos mínimos absolutos para as manobras com maior variação na potência de perdas ($\approx 6/7$ manobras), o AG apenas encontra esses mínimos nas primeiras quatro manobras. Este acontecimento pode ser explicado pelo facto da população inicial do AG ser criada de forma aleatória em torno da configuração original, o que aumenta as hipóteses de se encontrar o mínimo absoluto para as primeiras manobras.

Tabela 4-11 – Comparação dos resultados obtidos entre o algoritmo greedy e o algoritmo genético para o caso de uma rede urbana com 11 nós e 18 cargas monofásicas

Nº de Manobras	Potência de Perdas [W]		Erro [%]
	Algoritmo Greedy	Algoritmo Genético	
1	2274,99	2274,99	0
2	2222,98	2222,98	0
3	2185,20	2185,20	0
4	2162,51	2162,51	0
5	2143,72	2155,16	0,534
6	2134,10	2146,58	0,585
7	2129,79	2137,71	0,372
8	2129,14	2129,79	0,031
9	2128,26	2129,15	0,042
10	2127,73	2127,90	0,008
11	2126,79	2127,57	0,037
12	2126,65	2127,22	0,027
13	-	2126,79	-
14	-	2126,65	-
15	-	2126,60	-

A solução com 15 manobras do conjunto óptimo de Pareto definido pelo AG tem uma potência de perdas menor que a última solução encontrada pelo algoritmo greedy (12 manobras). No entanto, não se pode afirmar que esta solução corresponde ao mínimo global da potência de perdas, uma vez que o AG é um processo combinatório e aleatório, que permite explorar todo o espaço de soluções, mas não garante que converge para o mínimo global. Por outro lado, devido à aleatoriedade do AG, numa nova aplicação do AG na rede considerada não é provável encontrar as mesmas soluções. Esta situação pode ser verificada na Figura 4.8 e na Tabela 4-12 que resulta da uma nova aplicação do AG, exactamente nas mesmas condições.

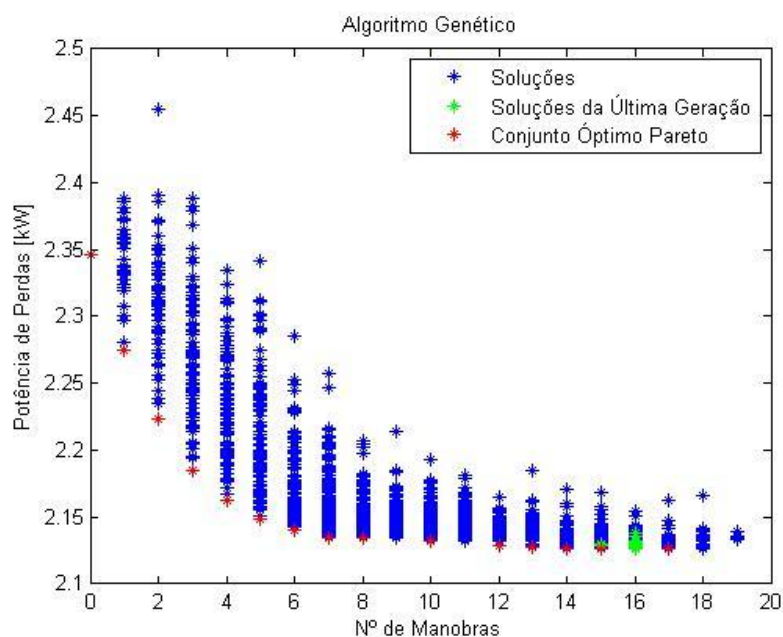


Figura 4.8 – Representação das soluções obtidas por nova aplicação do AG na rede urbana com 53 nós e 100 clientes monofásicos para demonstração do seu carácter aleatório

Tabela 4-12 – Resultados obtidos por nova aplicação do AG para uma rede urbana com 53 nós e 100 clientes monofásicos para demonstração do seu carácter aleatório

Tempo de Execução [s]		13,03		
Potência de Saída [kW]		74,5050		
Nº Manobras	Geração	Potência de Perdas		
		W	<i>p.u.</i>	$\Delta P = \frac{P_i - P_0}{P_0} * 100$ [%]
0	0	2346,01	0,0315	0
1	1	2274,99	0,0305	-3,03
2	3	2222,98	0,0298	-5,24
3	5	2185,20	0,0293	-6,85
4	7	2162,51	0,0290	-7,82
5	11	2148,45	0,0288	-8,42
6	12	2139,80	0,0287	-8,79
7	23	2134,70	0,0287	-9,01
8	32	2134,11	0,0286	-9,03
10	30	2132,28	0,0286	-9,11
12	50	2128,54	0,0286	-9,27
13	61	2127,56	0,0286	-9,31
14	57	2126,85	0,0285	-9,34
15	65	2126,57	0,0285	-9,35
17	73	2126,57	0,0285	-9,35

Da nova aplicação do AG verifica-se que os resultados, como esperado, são diferentes. Nas primeiras manobras as soluções encontradas são coincidentes mas nas restantes são ligeiramente diferentes. Na prática, essas diferenças não têm qualquer significado, visto que são muito pequenas ($>0,1\%$), o que garante que as soluções encontradas por qualquer aplicação do AG são aceitáveis.

4.3.2 Algoritmo Genético Multi-Objectivo

Nesta secção são apresentados os resultados obtidos através da aplicação do AG considerando os dois objectivos a minimizar este trabalho. Nestas condições, é esperado que o AG evolua no sentido de definir a superfície de Pareto e que as soluções da última geração se encontrem dispersas ao longo dessa superfície. A selecção é efectuada com base num torneio onde vencem as soluções não dominadas com uma tolerância ε , ou seja, a solução x domina a solução y ($x > y$) se e só se:

$$M(x) < M(y) \quad \wedge \quad (4.1)$$

$$P(x) \leq (1 + \varepsilon) * P(y)$$

Em caso de empate, onde nenhuma das soluções domina, a escolha da selecção para a geração seguinte pode ser efectuada aleatoriamente ou consoante as suas perdas ou manobras. De entre estas possibilidades, a que obteve melhores resultados corresponde à escolha da solução que apresenta menor potência de perdas.

O valor tolerância ε foi obtido experimentalmente após a aplicação do AG em diversas redes, urbanas e rurais. Verificou-se que existe uma gama de ε que está compreendida entre 1% e 4% da potência de perdas da solução a comparar.

$$0,01 \leq \varepsilon \leq 0,04 \quad (4.2)$$

Assim, os resultados apresentados de seguida, foram efectuadas com os parâmetros da Tabela 4-13.

Tabela 4-13 – Parâmetro usados no AG multi-objectivo

Tamanho da População	150
Nº de Gerações	100
Probabilidade de Recombinação	0,7
Probabilidade de Mutação	0,1
Tolerância ε	0,025

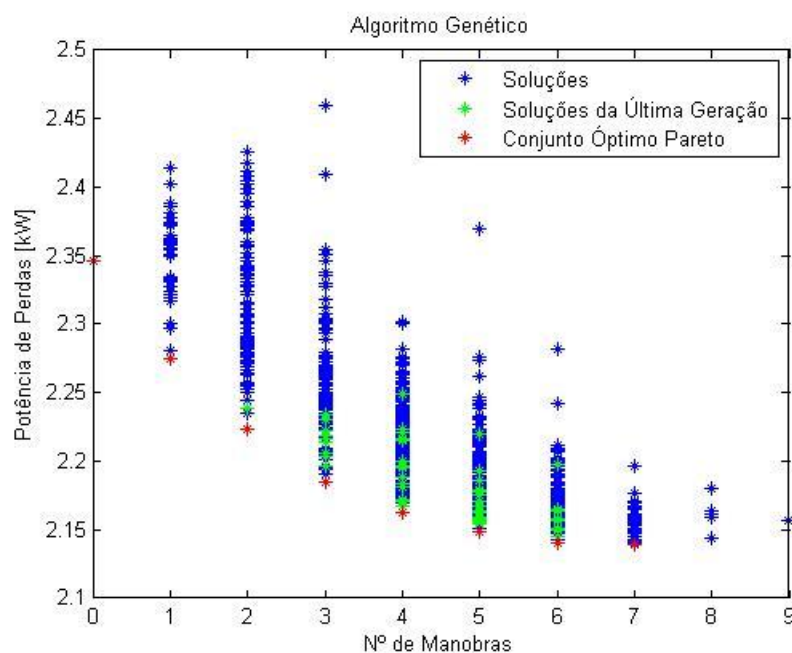


Figura 4.9 – Representação das soluções obtidas por aplicação do AG multi-objectivo na rede urbana com 53 nós e 100 clientes monofásicos

Como esperado, as soluções da última geração do AG multi-objectivo encontram-se dispersas na zona da superfície de Pareto. No entanto, o AG neste funcionamento não determina toda a superfície como acontece na situação anterior. As soluções encontradas ao longo das 100 gerações apenas incidem na zona onde a variação de perdas em função do número de manobras é maior. Este facto é positivo, uma vez que as soluções com interesse prático se encontram nesta zona da superfície de Pareto e, assim, é possível procurar as melhores soluções desta zona da superfície de Pareto de forma mais exaustiva.

Tabela 4-14 – Resultados obtidos pelo Algoritmo Genético multi-objectivo, numa rede urbana com 53 nós e 100 clientes monofásicos

Tempo de Execução [s]		13,57		
Potência de Saída [kW]		74,5050		
Nº Manobras	Geração	Potência de Perdas		
		W	p.u.	$\Delta P = \frac{P_i - P_0}{P_0} * 100$ [%]
0	0	2346,01	0,0315	0
1	1	2274,99	0,0305	-3,03
2	6	2222,98	0,0298	-5,24
3	8	2185,20	0,0293	-6,85
4	26	2162,51	0,0290	-7,82
5	27	2143,72	0,0288	-8,62
6	76	2139,79	0,0287	-8,79
7	77	2138,91	0,0287	-8,83

As soluções do conjunto ótimo de Pareto podem ser observadas na Tabela 4-14. Verifica-se que as soluções do conjunto ótimo de Pareto são ligeiramente melhores que as obtidas no caso anterior do AG. Comparando com as soluções do algoritmo greedy, que se podem considerar como os mínimos absolutos, apenas a partir da sexta manobra as perdas diferem.

No entanto, este método não distribui uniformemente as soluções pela superfície de Pareto e, assim, a superfície de Pareto não é completamente definida.

Através da Figura 4.10, pode-se verificar que nesta situação de funcionamento o AG nunca converge para uma solução, como acontece no caso anterior, devido à evolução oscilatória. Isto pode ser explicado pela existência de pólos complexos conjugados. Verifica-se ainda, como seria de esperar, que o número de manobras varia inversamente à potência de perdas, ou seja, quando ocorre um máximo da potência de perdas está associado um mínimo do número de manobras.

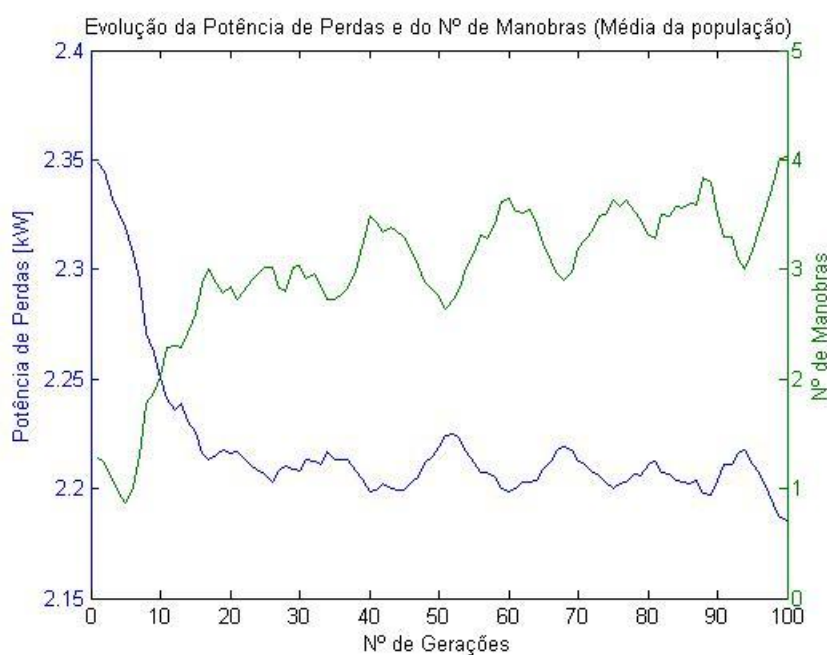


Figura 4.10 – Evolução da média da Potência de Perdas e da média do número de Manobras da população da ao longo de 100 gerações

4.4 Comparação dos métodos utilizados

O método enumerativo ao efectuar todas as combinações possíveis garante que as melhores soluções para cada carga sejam encontradas. Assim, garante que o conjunto óptimo de Pareto encontrado é o ideal, no entanto, o tempo de execução é impraticável.

Os resultados obtidos com o algoritmo greedy correspondem na sua maioria aos resultados obtidos no método enumerativo. As soluções que não corresponderam apenas apresentaram um erro inferior a 1%. As soluções encontradas por este algoritmo dependem do número de consumidores, o que para redes com grande número consumidores o torna obsoleto.

No caso do AG, é fácil verificar a dependência desde algoritmo à função de mérito usada. Todos os processos do AG são iguais nos dois casos à excepção da selecção, que depende da mérito atribuído pela função de mérito. No entanto, a evolução nos dois casos usados é distinta e as superfícies de Pareto obtidas são semelhante numa determinada zona.

Comparando as soluções do conjunto óptimo de Pareto presentes na Tabela 4-10 e na Tabela 4-14, verifica-se que só diferem a partir da 5ª manobra, com uma diferença menor que 1%, o que do ponto de vista prático podem ser consideradas soluções “iguais”. Por outro lado, o AG mono-objectivo define totalmente a superfície de Pareto, o que não acontece com a função multi-objectivo. O AG é extremamente rápido comparando com os outros métodos, devido à diferença de soluções encontradas.

4.5 Aplicação a rede rural de grande dimensão

Até ao momento apenas foram apresentadas redes urbanas. No entanto, as redes que em geral apresentam maiores perdas e maiores desequilíbrios são as redes rurais, devido à sua dimensão e à dispersão das cargas na rede. Assim, e em geral, as redes com maior necessidade de optimização são as rurais, como tal, é agora apresentado a optimização de uma rede rural, com 18 nós e 176 consumidores monofásicos, detalhada no Anexo IV.

Para efectuar a optimização é usado o algoritmo genético mono-objectivo, uma vez que obteve os melhores resultados na secção anterior. Como o número de cargas é bastante superior à rede anterior é necessário alterar o tamanho da população, de forma a garantir (3.15). Assim, cada população será constituída por 300 soluções (indivíduos). Por outro lado, o número de gerações utilizado nos casos anteriores pode ser insuficiente para a determinação do mínimo global. Como tal, aumentou-se para 120 gerações. Os restantes parâmetros constam na Tabela 4-15.

Tabela 4-15 – Parâmetro usados no AG

Tamanho da População	300
Nº de Gerações	120
Probabilidade de Recombinação	0,7
Probabilidade de Mutação	0,1

Como o número de soluções do conjunto óptimo de Pareto é bastante elevado (46 soluções, ver Figura 4.11), apenas são apresentadas as figuras relevantes, sendo a tabela com as devidas soluções apresentada no Anexo V.

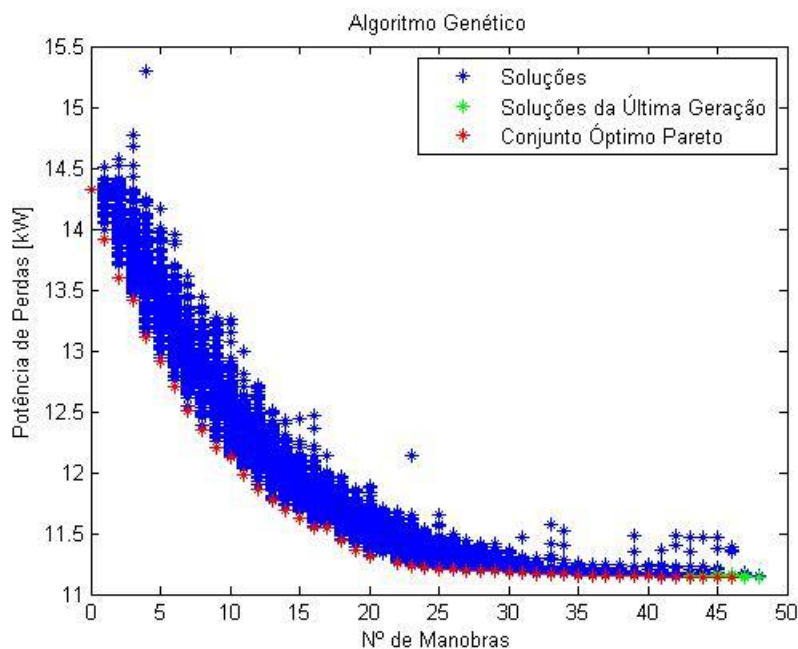


Figura 4.11 – Representação das soluções obtidas por aplicação do AG numa rede rural com 18 nós e 176 clientes monofásicos

Tratando-se de uma rede rural, a potência de perdas desta rede é muito superior às redes urbanas apresentadas. Este facto é explicado pelas diferenças de extensão dos ramos até aos nós de carga. No caso da rede urbana, a extensão desta rede tem cerca de metade da extensão da rede rural. Por outro lado, as saídas dos PTs das redes urbanas podem ser consideradas como um ramo principal, ao longo de uma rua e as bifurcações existentes têm um comprimento pequeno, ligando o ramo principal às cargas. Este caso é equivalente a uma única linha com as cargas distribuídas ao longo do seu comprimento. Como se verifica nestes casos, à medida que se aproxima do PT as correntes vão sendo menos desequilibradas. No caso das redes rurais, em geral os ramos associado a cada bifurcação apresentam grandes comprimentos. Este facto leva a que as correntes sejam mais desequilibradas e apresentem maiores perdas associadas.

A superfície de Pareto obtida para esta rede é idêntica à obtida nas redes urbanas, podendo ser aproximada a uma função exponencial tal como nas redes urbanas. A diferença prende-se com o factor de escala. No caso desta rede rural, o número de manobras é muito superior ao caso obtido com a rede urbana. No entanto, esta diferença não se deve ao tipo de rede mas ao número de cargas que estão a ser alimentadas. Recorda-se que a rede rural alimenta 176 cargas e a rede urbana alimenta 100 cargas e ambas apresentam o mesmo desequilíbrio no PT (50% entre a maior e menor amplitude das correntes). Assim, pode-se concluir que a superfície de Pareto pode sempre ser aproximada por uma função exponencial e que o número de manobras máximo está dependente unicamente do desequilíbrio e com o número de cargas.

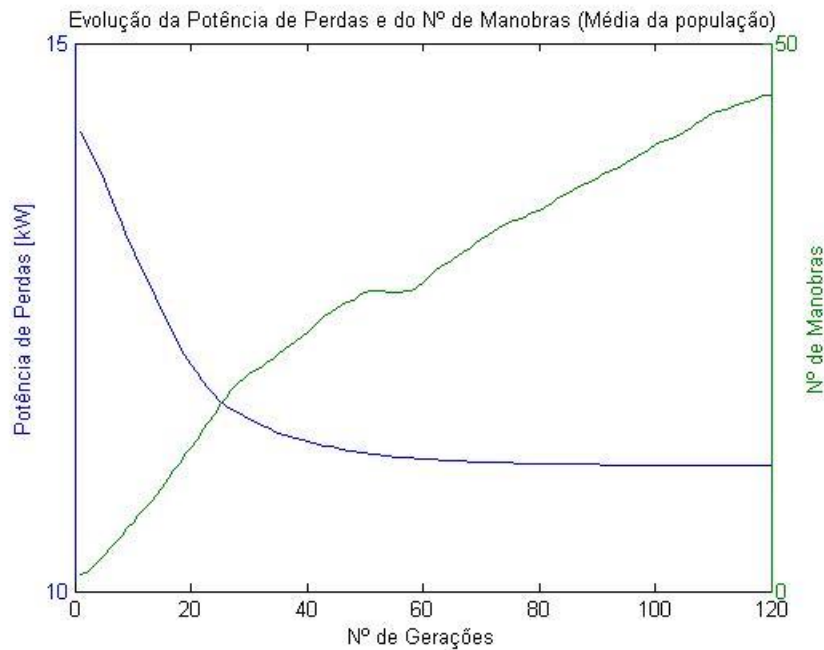


Figura 4.12 – Evolução da média da Potência de Perdas e da média do número de Manobras da população da ao longo de 100 gerações

O número de gerações escolhido pode não ser suficiente para a determinação do mínimo global da potência de perdas, uma vez que as soluções do conjunto óptimo de Pareto com menores perdas apenas foram encontradas nas últimas gerações (Anexo V) e a população ainda não convergiu para a melhor solução, como se verifica pela evolução do número de manobras na Figura 4.12. No entanto, como o objectivo é a determinação da superfície de Pareto, com especial incidência sobre as soluções que introduzam variações de perdas significativas, a determinação do mínimo global não tem grande importância e, assim, pode-se optar por determinar menos gerações que tornam o algoritmo mais rápido (determina mesmas soluções).

4.6 Métodos auxiliares para escolha de uma solução

A escolha de uma solução do conjunto óptimo de Pareto está dependente da decisão do operador da rede. Para facilitar essa escolha são apresentados dois métodos auxiliares, um baseado na normalização da potência de perdas e manobras e outro baseado no nível de melhoramento introduzido pelo número de manobras.

4.6.1 Normalização e Norma H^2

A escolha da solução por parte do operador da rede tem de pesar o custo/benefício pela introdução de um dado número de manobras. A introdução de uma manobra tem um custo associado (deslocamento de um piquete ao local, corte do fornecimento de energia, etc.), o qual pode ser considerado como um custo por manobra, C_M , dado em **€ / Manobra**. Por outro lado, a redução da potência de perdas tem o benefício de reduzir o custo da energia, que pode ser dado obtido em **€/kW**. Assim, é possível efectuar uma normalização em função do custo.

No entanto, os custos associados à energia e às manobras é apenas do conhecimento do operador da rede.

Como não é possível ter acesso a estes custos, é efectuada uma normalização *a posteriori*, com base na superfície de Pareto obtida. É considerado que a variação máxima da potência de perdas é 1 e que a variação máxima das manobras é igualmente 1, ou seja, a potência de perdas e o número de manobras são dados por:

$$P_{i, Norm} = \frac{P_i - P_{min}}{P_{max} - P_{min}} \quad (4.3)$$

$$M_{i, Norm} = \frac{M_i}{M_{max}}$$

Efectuada a normalização procede-se à verificação da solução que minimiza a norma H^2 :

$$\min \|Y\|_2 \quad (4.4)$$

Onde Y representa as soluções do conjunto óptimo de Pareto e $y_i = (P_{i, Norm}, M_{i, Norm})$.

$$\|y_i\|_2 = \left(|P_{i, Norm}|^2 + |M_{i, Norm}|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (4.5)$$

Efectuada a normalização dada por (4.3) e utilizando a norma H^2 são obtidos os resultados, presentes na Figura 4.13, para a rede rural usada anteriormente.

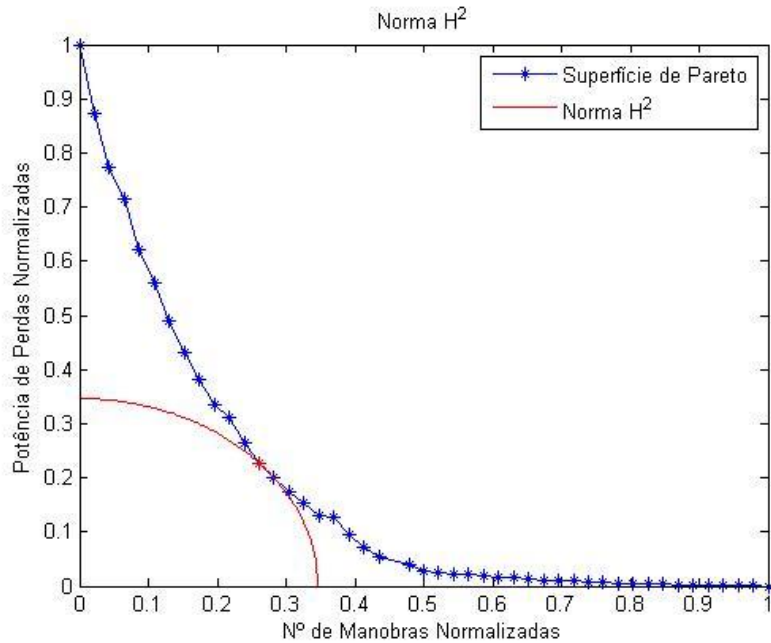


Figura 4.13 – Representação do conjunto óptimo de Pareto e da solução mínima segundo a Norma H^2 .

A solução que minimiza a Norma H^2 corresponde à solução do conjunto óptimo de Pareto com 12 manobras.

4.6.2 Nível de melhoramento introduzido por cada manobra

A introdução de cada manobra tem um peso diferente na redução da potência de perdas. Assim, é possível dispor as soluções de acordo com o seu impacto na redução da potência de perdas. Para isso é considerado que a solução com menor potência de perdas, e consequentemente, maior número de manobras, corresponde ao mínimo global e corresponde a otimizar a rede a 100% em termos de potência de perdas. Em oposição, a configuração inicial da rede, com 0 manobras e com a potência de perdas mais elevada corresponde a 0% de otimização. Assim, à medida que se vão introduzindo manobras, o nível de melhoramento vai aumentado até se atingir os 100% quando se introduzem o número máximo de manobras. Ou seja, o nível de melhoramento acumulado em função do número de manobras, m , até um máximo de M manobras.

$$F(m) = \frac{P_m - P_0}{P_M - P_0} * 100\% \quad (4.6)$$

O nível de melhoramento associado a cada manobra pode ser obtido através de:

$$f(m) = F(m) - F(m - 1) \quad (4.7)$$

Aplicando este método ao caso da rede rural anterior, obtém-se os seguintes resultados presentes na Tabela 4-16.

Tabela 4-16 – Representação do nível de melhoramento introduzido por cada manobra na redução da potência de perdas

Nº de Manobras	Potência de Perdas [W]	$F(m)$ [%]	$f(m)$ [%]	Nº de Manobras	Potência de Perdas [W]	$F(m)$ [%]	$f(m)$ [%]
0	14320	0	0	24	11216	97,51	0,27
1	13916	12,70	12,70	25	11206	97,82	0,31
2	13603	22,54	9,84	26	11204	97,90	0,08
3	13415	28,44	5,90	27	11194	98,20	0,29
4	13118	37,78	9,34	28	11190	98,35	0,15
5	12916	44,12	6,34	29	11186	98,47	0,12
6	12698	50,96	6,84	30	11178	98,70	0,23
7	12513	56,78	5,82	31	11172	98,89	0,19
8	12347	61,98	5,20	32	11167	99,05	0,16
9	12205	66,45	4,47	33	11165	99,11	0,06
10	12126	68,92	2,47	34	11162	99,22	0,11
11	11984	73,40	4,48	35	11156	99,40	0,18
12	11861	77,25	3,85	36	11153	99,51	0,11
13	11775	79,95	2,70	37	11151	99,55	0,04
14	11691	82,61	2,66	38	11149	99,63	0,08
15	11623	84,75	2,14	39	11146	99,71	0,08
16	11547	87,12	2,37	40	11145	99,76	0,05
17	11540	87,35	0,24	41	11143	99,83	0,07
18	11436	90,60	3,25	42	11142	99,85	0,02
19	11366	92,82	2,22	43	11140	99,92	0,07
20	11306	94,69	1,87	44	11139	99,95	0,03
22	11263	96,05	1,36	45	11137	99,99	0,04
23	11225	97,24	1,19	46	11137	100,00	0,01

De realçar que em apenas 6 manobras do total de 46 é efectuado mais de 50% da redução de potência de perdas máxima.

5 Conclusões

5.1 Principais Conclusões

Este trabalho procurou desenvolver métodos que permitissem a optimização de determinadas redes de BT por apresentarem perdas e desequilíbrios excessivos, permitindo a redução do custo da energia e o aumento da qualidade de serviço. A optimização é baseada na troca de fases (*phase swapping*) e consiste em trocar determinados consumidores monofásicos de fase, de forma a equilibrar as correntes nos ramos e reduzir as perdas. Assim, o problema de optimização correspondeu a um problema combinatório.

Este problema de optimização consistiu em minimizar o número de manobras (trocas de fase), uma vez que têm custos associados, e a potência de perdas. Verificou-se que os objectivos a minimizar são conflituosos, o que impossibilita a minimização simultânea. Optou-se, assim, por desenvolver os métodos de forma a determinar um conjunto óptimo de soluções (conjunto óptimo de Pareto), no sentido de deixar ao critério do operador da rede a escolha de uma solução óptima.

Para a determinação do conjunto óptimo de Pareto desenvolveram-se três métodos de optimização: o método enumerativo, o algoritmo greedy e o algoritmo genético com duas variantes.

Dos resultados obtidos com o método enumerativo, verificou-se que o método garante que todas as soluções do conjunto óptimo de Pareto são os mínimos absolutos da potência de perdas em função do número de manobras. No entanto, como todos as combinações possíveis são determinadas e o número de combinações aumenta exponencialmente, este método torna-se totalmente impraticável pelo tempo de execução dispendido.

O algoritmo greedy apresentou óptimos resultados, uma vez que as soluções do conjunto óptimo de Pareto obtidas correspondem na sua maioria aos mínimos absolutos da potência de perdas em função do número de manobras. No entanto, para redes com um número de consumidores elevado o método é demasiado lento na determinação da superfície de Pareto.

Os resultados obtidos com o algoritmo genético dependem da função de mérito usada. O algoritmo genético com função de mérito mono-objectivo apresenta boas soluções, uma vez que apenas comete um erro inferior a 1% comparando com os resultados obtidos com o algoritmo greedy. Este método permite ainda definir toda a superfície de Pareto. Os resultados obtidos com o algoritmo genético com função de mérito multi-objectivo podem ser considerados satisfatórios. Embora as soluções obtidas do conjunto óptimo de Pareto sejam boas, uma vez que também cometem um erro inferior a 1% em relação ao algoritmo greedy, a superfície de Pareto é apenas definida na zona com variações de potência de perdas mais acentuadas. Em termos de tempo de execução, o AG é bastante expedito, uma vez que o número de soluções determinadas apenas depende do tamanho da população e do número de gerações.

Pode-se concluir que o método que melhor se adequa para determinar as soluções do conjunto ótimo de Pareto é o AG com função de mérito mono-objectivo, uma vez que determina toda a superfície de Pareto com soluções iguais ou muito próximas dos mínimos absolutos de cada manobra, com um tempo de execução aceitável.

5.2 Direcções de Investigação

É possível estabelecer um conjunto de direcções de investigação interessantes que se julga poderem contribuir para o melhoramento das soluções apresentadas.

O AG multi-objectivo apresentado não correspondeu às expectativas uma vez que não encontrou toda a superfície de Pareto. Em alternativa, podem ser usadas técnicas como o Niche Pareto entre outras, com o objectivo de definir claramente a superfície de Pareto.

No caso dos custos de efectuar uma manobra e os custos das perdas sejam conhecidos, poderá ser efectuada a optimização em função da minimização do custo, através de uma função de mérito baseadas nesses custos.

Com a introdução de contadores inteligentes na rede de BT vai ser possível definir o perfil de carga de cada consumidor e, assim, efectuar a optimização com base no perfil de carga individual em vez do perfil de carga global considerado.

Referências

- [1] J. Zhu, M. Chow and F. Zhang, "Phase Balancing using Mixed-Integer Programming", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No. 4, November 1998
- [2] J. Zhu, G. Bilbro and M. Chow, "Phase Balancing using Simulated Annealing", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 14, No. 4, November 1999
- [3] H. M. Khodr, I. J. Zepa, P. M. De Oliveira-De Jesús and Manuel A. Matos, "Optimal Phase Balancing in Distribution System Using Mixed-Integer Linear Programming", IEEE PES Transmission and Distribution Conference and Exposition Latin America, Venezuela, 2006
- [4] T.A. Short, "Electric Power Distribution Handbook", CRC PRESS, 2004
- [5] J.M.D. Ferreira de Jesus, Textos de apoio da disciplina de Produção e Consumo de Energia Eléctrica, Instituto Superior Técnico, 2002
- [6] J.P. Sucena Paiva, "Redes de Energia Eléctrica – uma análise sistemática", IST Press, 2005
- [7] EDP Distribuição – Energia, S.A., "Ligação de Clientes de Baixa Tensão", DIT-C14-100/N, Maio 2007
- [8] D-Plan 2
- [9] H. Rudnick, I. Harnisch and R. Sanhueza, "Reconfiguration of Electric Distribution Systems," UTA Engineering Faculty Magazine, Chile, vol. 4, 1997.
- [10] A. Konaka, D. Coitb and A. Smith, "Multi-objective optimization using genetic algorithms: A tutorial", Reliability Engineering and System Safety, 91, 992–1007, 2006
- [11] P. Carvalho, "Lecture Notes in Evolutionary Computation", Instituto Superior Técnico, Lisbon, November 2004
- [12] C. A. C. Coello, G. B. Lamont and D. A. Van Veldhuizen, "Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems", Second Edition, Springer, 2007
- [13] M. Mitchell, "An Introduction to Genetic Algorithms", MIT Press, 1996

- [14] J. T. Alander, "On Optimal Population Size of Genetic Algorithms", IEEE 0-8186-276&3/92, 1992
- [15] D. Whitley, "A Genetic Algorithm Tutorial", Computer Science Departament, Colorado State University Fort Collins, 1994

ANEXOS

Anexo I. Rede urbana detalhada, com 7 nós e 12 cargas

Nas tabelas seguintes são apresentadas as ligações, comprimentos, cabos utilizados e a distribuição das cargas pelos nós e pelas fases. Na Tabela A-3 são indicadas a quantidade de cargas por cada nó e fase.

Tabela A-1 – Comprimentos dos ramos da rede

Nó i	Nó j	Equipamento	Comprimento (m)
0	1	LSVAV4x95	7,20
1	2	LSVAV4x95	29,90
2	3	LSVAV4x50	15,30
3	4	VAV4x10	8,30
3	5	LSVAV4x50	21,30
5	6	VAV4x10	28,70
5	7	VAV4x10	7,60

Tabela A-2 – Resistividade dos cabos em uso na rede

Equipamento	Resistividade do cabo a 20°C [Ω/km]
LSVAV4x95	0,320
LSVAV4x50	0,641
VAV4x10	1,83

Tabela A-3 – Informação a potência contratada, nó e respectiva fase de ligação das cargas

Nó de Carga	Potência Contratada (kVA)											
	1,15			3,45			6,9			10,35		
	Fase			Fase			Fase			Fase		
	a	b	c	a	b	c	a	b	c	a	b	c
4	1	-	-	1	1	1	1	-	1	-	-	-
6	1	-	-	-	-	-	-	1	1	-	-	-
7	1	-	-	-	-	-	-	1	1	-	-	-

Anexo II. Rede urbana detalhada, com 11 nós e 18 cargas

Nas tabelas seguintes são apresentadas as ligações, comprimentos, cabos utilizados e a distribuição das cargas pelos nós e pelas fases. Na Tabela A-6 são indicadas a quantidade de cargas por cada nó e fase.

Tabela A-4 – Comprimentos do ramos da rede

Nó i	Nó j	Equipamento	Comprimento (m)
0	1	PCAJ3x95+50	53,00
1	2	VAV4x10	7,00
1	3	PCAJ3x95+50	10,60
3	4	VAV4x10	23,30
3	5	PCAJ3x95+50	11,00
5	6	VAV4x10	7,30
5	7	PCAJ3x95+50	22,00
7	8	VAV4x10	7,20
7	9	PCAJ3x95+50	25,80
9	10	LVAV3x185+95	21,40
9	11	Unknown	0,70

Tabela A-5 – Resistividade dos cabos em uso na rede

Equipamento	Resistividade do cabo a 20°C [Ω/km]
LSVAV4x95	0,320
LSVAV4x50	0,641
VAV4x10	1,83
PCAJ3x95+50	0,320
LVAV3x185+95	0,164
Unknown	3,08

Tabela A-6 – Informação a potência contratada, nó e respectiva fase de ligação das cargas

Nó de Carga	Potência Contratada (kVA)											
	1,15			3,45			6,9			10,35		
	Fase			Fase			Fase			Fase		
	a	b	c	a	b	c	a	b	c	a	b	c
2	1	-	-	-	-	-	1	1	1	-	-	-
4	-	1	-	-	1	-	1	-	1	-	-	-
6	-	1	-	1	-	-	1	-	2	-	-	-
8	-	1	-	1	-	-	-	1	2	-	-	-

Anexo III. Rede urbana detalhada, com 53 nós e 100 cargas

Na Figura A.1 é apresentado o esquema da rede e nas tabelas seguintes são apresentadas as ligações, comprimentos, cabos utilizados e a distribuição das cargas pelos nós e pelas fases. Na Tabela A-9 são indicadas a quantidade de cargas por cada nó e fase.

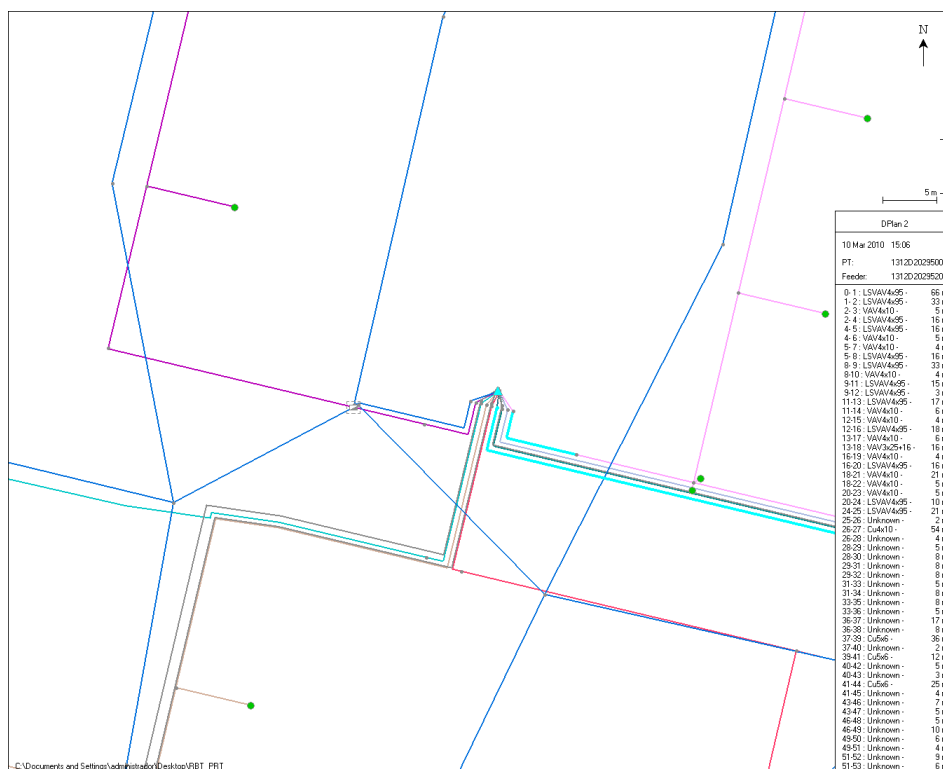


Figura A.1 – Esquema da rede urbana com 53 nós de 100 consumidores monofásicos

Tabela A-7 – Resistividade dos cabos em uso na rede

Equipamento	Resistividade do cabo a 20°C [Ω/km]
LSVAV4x95	0,320
LSVAV4x50	0,641
VAV4x10	1,83
PCAJ3x95+50	0,320
LVAV3x185+95	0,164
Unknown	3,08
VAV3x25+16	0,164
Cu5x6	3,08
Cu4x10	1,83

Tabela A-8 – Comprimentos do ramos da rede

Nó i	Nó j	Equipamento	Comprimento (m)	Nó i	Nó j	Equipamento	Comprimento (m)
0	1	LSVAV4x95	65,60	26	28	Unknown	4,50
1	2	LSVAV4x95	32,80	28	29	Unknown	5,40
2	3	VAV4x10	4,50	28	30	Unknown	7,80
2	4	LSVAV4x95	15,60	29	31	Unknown	7,80
4	5	LSVAV4x95	15,90	29	32	Unknown	7,80
4	6	VAV4x10	4,50	31	33	Unknown	5,30
5	7	VAV4x10	4,50	31	34	Unknown	7,80
5	8	LSVAV4x95	15,80	33	35	Unknown	7,80
8	9	LSVAV4x95	33,00	33	36	Unknown	5,40
8	10	VAV4x10	4,30	36	37	Unknown	16,50
9	11	LSVAV4x95	15,10	36	38	Unknown	7,80
9	12	LSVAV4x95	3,50	37	39	Cu5x6	35,80
11	13	LSVAV4x95	16,90	37	40	Unknown	1,70
11	14	VAV4x10	6,40	39	41	Cu5x6	11,60
12	15	VAV4x10	4,40	40	42	Unknown	4,90
12	16	LSVAV4x95	17,50	40	43	Unknown	3,30
13	17	VAV4x10	6,40	41	44	Cu5x6	25,30
13	18	VAV3x25+16	15,90	41	45	Unknown	4,00
16	19	VAV4x10	4,40	43	46	Unknown	7,30
16	20	LSVAV4x95	15,50	43	47	Unknown	5,10
18	21	VAV4x10	21,20	46	48	Unknown	5,50
18	22	VAV4x10	5,30	46	49	Unknown	10,00
20	23	VAV4x10	4,50	49	50	Unknown	6,10
20	24	LSVAV4x95	9,90	49	51	Unknown	3,60
24	25	LSVAV4x95	21,10	51	52	Unknown	8,60
25	26	Unknown	2,00	51	53	Unknown	6,30
26	27	Cu4x10	54,40				

Tabela A-9 – Informação a potência contratada, nó e respectiva fase de ligação das cargas

Nó de Carga	Potência Contratada (kVA)											
	1,15			3,45			6,9			10,35		
	Fase			Fase			Fase			Fase		
	a	b	c	a	b	c	a	b	c	a	b	c
6	4	-	-	3	7	-	4	5	10	-	-	-
17	2	1	1	10	14	1	2	5	11	-	-	-
19	1	1	-	4	6	-	-	-	3	-	-	-
30	-	-	-	-	-	1	-	-	-	-	-	-
32	-	-	-	1	-	-	-	-	-	-	-	-
45	-	-	-	-	2	-	-	-	-	-	-	-
53	-	-	-	-	-	1	-	-	-	-	-	-

Anexo IV. Rede rural detalhada, com 18 nós e 176 cargas

Na Figura A.2 é apresentado o esquema da rede e nas tabelas seguintes são apresentadas as ligações, comprimentos, cabos utilizados e a distribuição das cargas pelos nós e pelas fases. Na Tabela A-12 são indicadas a quantidade de cargas por cada nó e fase.

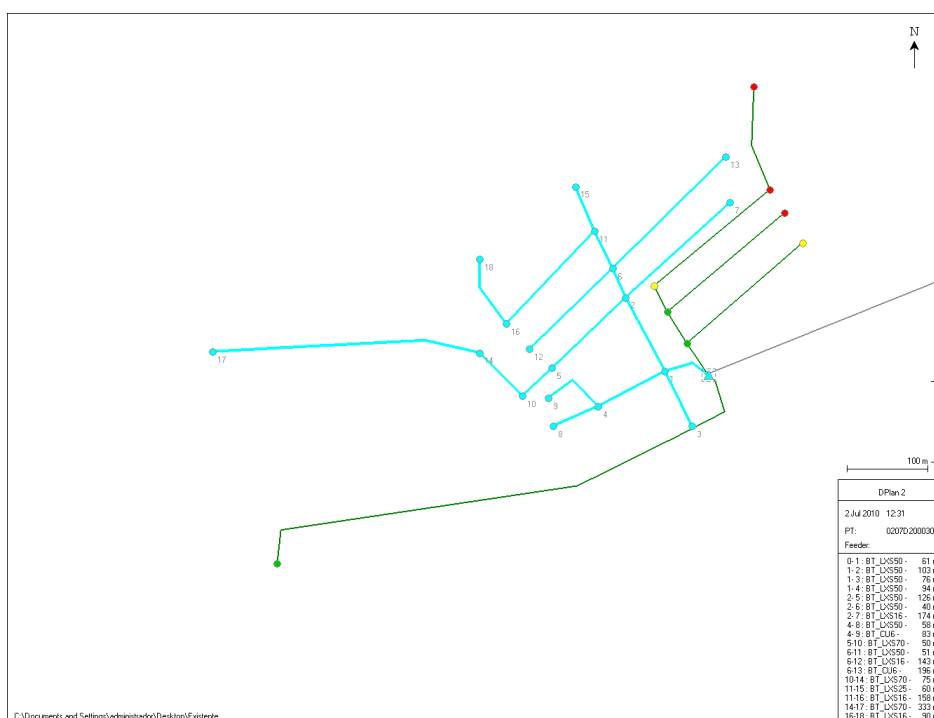


Figura A.2 – Esquema da rede urbana com 18 nós de 176 consumidores monofásicos

Tabela A-10 – Comprimentos do ramos da rede

Nó i	Nó j	Equipamento	Comprimento (m)	Nó i	Nó j	Equipamento	Comprimento (m)
0	1	BT_LXS50	60,80	5	10	BT_LXS70	50,40
1	2	BT_LXS50	103,20	6	11	BT_LXS50	51,20
1	3	BT_LXS50	75,50	6	12	BT_LXS16	143,40
1	4	BT_LXS50	93,50	6	13	BT_CU6	196,30
2	5	BT_LXS50	126,20	10	14	BT_LXS70	74,60
2	6	BT_LXS50	39,50	11	15	BT_LXS25	59,80
2	7	BT_LXS16	174,20	11	16	BT_LXS16	158,10
4	8	BT_LXS50	58,20	14	17	BT_LXS70	333,20
4	9	BT_CU6	82,50	16	18	BT_LXS16	90,00

Tabela A-11 – Resistividade dos cabos em uso na rede

Equipamento	Resistividade do cabo a 50°C [Ω/km]
LXS4x70	0,495
LXS4x25	1,34
LXS4x16	2,150
LXS4x50	0,716
Cu5x6	3,08

Tabela A-12 – Informação a potência contratada, nó e respectiva fase de ligação das cargas

Nó de Carga	Potência Contratada (kVA)											
	1,15			3,45			6,9			10,35		
	Fase			Fase			Fase			Fase		
	a	b	c	a	b	c	a	b	c	a	b	c
1	-	4	-	1	7	6	-	-	-	-	-	-
2	2	1	-	-	-	3	-	-	1	-	-	-
3	1	-	2	1	1	3	-	-	-	-	-	-
4	-	2	-	1	3	2	-	-	-	-	-	-
5	-	1	-	2	6	-	-	-	1	-	-	-
6	-	-	2	3	-	2	-	-	-	-	-	1
7	1	-	-	6	3	3	3	-	-	-	1	1
8	-	2	1	4	2	-	-	-	-	-	-	-
9	-	-	-	1	2	3	-	-	1	-	-	-
10	2	-	-	4	2	1	-	-	-	-	-	-
11	2	-	1	6	1	4	-	-	-	-	-	-
12	-	-	3	12	1	1	-	1	-	-	-	-
13	1	1	1	9	3	-	-	-	-	-	-	1
14	-	-	1	-	-	5	1	-	-	-	-	-
15	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1
16	6	1	-	10	1	-	-	-	-	-	-	-

Anexo V. Resultados obtidos por aplicação do AG na rede rural

Tabela A-13 – Resultados obtidos com o AG para a rede rural com 18 nós e 170 consumidores monofásicos

Tempo de Execução [s]		35,37		
Nº de Soluções		36000		
Potência de Saída [kW]		107,0926		
Nº Manobras	Geração	Potência de Perdas		
		kW	p.u.	$\Delta P = \frac{P_i - P_0}{P_0} * 100$ [%]
0	0	14,320	0,1337	0
1	1	13,915	0,1299	-2,82
2	4	13,602	0,1270	-5,01
3	6	13,415	0,1253	-6,32
4	15	13,117	0,1225	-11,33
5	15	12,915	0,1206	-12,62
6	14	12,698	0,1186	-13,78
7	16	12,512	0,1168	-14,77
8	19	12,347	0,1153	-15,32
9	21	12,205	0,1140	-16,32
10	19	12,126	0,1132	-17,77
11	21	11,983	0,1119	-18,36
12	21	11,861	0,1108	-18,86
13	21	11,775	0,1100	-19,36
14	26	11,690	0,1092	-20,14
15	26	11,622	0,1085	-20,63
16	31	11,547	0,1078	-21,05
17	30	11,539	0,1078	-21,35
18	38	11,436	0,1068	-21,61
19	37	11,365	0,1061	-21,68
20	44	11,306	0,1056	-21,74
22	50	11,262	0,1052	-21,76
23	53	11,224	0,1048	-21,83
24	58	11,216	0,1047	-21,86
25	59	11,206	0,1046	-21,74
26	58	11,203	0,1046	-21,76
27	65	11,194	0,1045	-21,83
28	61	11,189	0,1045	-21,86
29	65	11,185	0,1045	-21,89
30	72	11,178	0,1044	-21,94
31	75	11,172	0,1043	-21,98
32	72	11,167	0,1043	-22,02
33	77	11,165	0,1043	-22,03
34	71	11,161	0,1042	-22,05
35	77	11,156	0,1042	-22,09
36	91	11,152	0,1041	-22,12
37	94	11,151	0,1041	-22,13
38	89	11,148	0,1041	-22,15
39	98	11,146	0,1041	-22,16
40	106	11,144	0,1041	-22,17
41	103	11,142	0,1040	-22,19
42	106	11,141	0,1040	-22,20
43	116	11,139	0,1040	-22,21
44	117	11,138	0,1040	-22,22
45	120	11,137	0,1040	-22,23
46	119	11,137	0,1040	-22,23