



INSTITUTO SUPERIOR DE ENGENHARIA DE LISBOA
Área Departamental de Engenharia de Sistemas de Potência e
Automação

Algoritmos Evolutivos na determinação das máximas injeções nodais em redes de energia elétrica

PEDRO MIGUEL DIAS DOS SANTOS ALVES
(Licenciado)

Dissertação para obtenção do grau de Mestre
em Engenharia Eletrotécnica – ramo de Energia

Orientador:

Professor Doutor Francisco Alexandre Ganho da Silva Reis

Júri:

Presidente: Professor José Manuel Igreja

Vogais:

Professor Doutor Francisco Alexandre Ganho da Silva Reis

Professor Doutor Mário Fernando da Silva Ventim Neves

Dezembro de 2014



INSTITUTO SUPERIOR DE ENGENHARIA DE LISBOA
Área Departamental de Engenharia de Sistemas de Potência e
Automação

Algoritmos Evolutivos na determinação das máximas injeções nodais em redes de energia elétrica

PEDRO MIGUEL DIAS DOS SANTOS ALVES
(Licenciado)

Dissertação para obtenção do grau de Mestre
em Engenharia Eletrotécnica – ramo de Energia

Orientador:

Professor Doutor Francisco Alexandre Ganho da Silva Reis

Júri:

Presidente: Professor José Manuel Igreja

Vogais:

Professor Doutor Francisco Alexandre Ganho da Silva Reis

Professor Doutor Mário Fernando da Silva Ventim Neves

Dezembro de 2014

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho à minha família, Conceição Isabel Ferreira Dias dos Santos e Gonçalo Filipe Dias dos Santos Alves, pelo apoio que sempre me deram ao longo de todo o curso.

AGRADECIMENTOS

Ao ISEL, ao meu orientador Doutor Francisco Alexandre Ganho da Silva Reis, docentes e colegas por me terem acompanhado ao longo de todo o meu percurso académico e por me terem fornecido as ferramentas necessárias à minha formação académica.

À minha amiga Sofia Serra, e a todos aqueles que tornaram possível este trabalho.

RESUMO

A presente dissertação tem como objetivos analisar e propor soluções para o problema da máxima injeção nodal de geração distribuída, simultânea e não simultânea, que é possível integrar numa rede de energia elétrica. Desta forma, consegue-se obter a localização mais adequada para a instalação de novos centros produtores.

Para o efeito, foram analisados e desenvolvidos em *Matlab*, recorrendo ao *Matpower* para avaliação das soluções, dois algoritmos evolutivos distintos, algoritmos genéticos e *differential evolution*, para obtenção de melhores perfis de injeção nodal simultânea. Foi também proposta e desenvolvida uma variante do algoritmo *differential evolution*, denominado *differential evolution* modificado, que altera o modo de operação do algoritmo convencional de *crossover*. Embora todos os algoritmos evolutivos possam ser aplicados em qualquer topologia de rede, o algoritmo genético destaca-se dos demais, apresentando resultados superiores aos outros algoritmos desenvolvidos. No entanto, é de referir que o algoritmo *differential evolution* modificado apresentou resultados de melhor qualidade em comparação aos resultados obtidos por aplicação do *differential evolution*.

Palavras-chave: máxima injeção nodal, algoritmos genéticos, *differential evolution*, *Matpower*

ABSTRACT

This thesis aims to analyze and propose solutions to the problem of maximum nodal injection of distributed generation, simultaneous and non-simultaneous, that is possible to integrate in a power grid. This way, it is possible to obtain the most appropriate location for the installation of new production centers.

To this end, were developed and analyzed in Matlab, using the Matpower for evaluating solutions, two distinct evolutionary algorithms, genetic algorithms and differential evolution, to obtain the best profiles of simultaneous nodal injection. It was also proposed and developed a variant of the differential evolution algorithm, named modified differential evolution, amending the operating mode of the conventional crossover algorithm. Although all evolutionary algorithms can be applied to any network topology, the genetic algorithm stands out from the others, presenting superior results to other developed algorithms. However, it is noteworthy that the modified differential evolution algorithm showed better quality results when compared to the results obtained by the application of the differential evolution.

Keywords: Maximum nodal injection, genetic algorithms, differential evolution, *Matpower*

ÍNDICE

CAPÍTULO I - INTRODUÇÃO	1
1.1 O problema	2
1.2 Objetivos	3
1.3 Estrutura	3
CAPÍTULO II - O PROBLEMA DA MÁXIMA INJEÇÃO NODAL	5
2.1 Introdução	6
2.2 Simulação de sistemas de energia elétrica	8
2.2.1 Introdução	8
2.2.2 Matpower	9
2.2.3 Método Newton-Raphson	9
2.3 Máxima injeção nodal não simultânea em regime permanente	15
2.4 Máxima injeção nodal não simultânea em regime de contingência	19
2.5 Injeções simultâneas em regime permanente e de contingência	22
2.6 Validação das redes de energia elétrica	22
2.6.1 Redução homotética nos geradores iniciais da rede	22
CAPÍTULO III - APLICAÇÃO DE ALGORITMOS GENÉTICOS AO PROBLEMA DA MÁXIMA INJEÇÃO NODAL SIMULTÂNEA	27
3.1 Introdução	28
3.2 Codificação	28
3.3 Princípio de funcionamento	29
3.3.1 Descrição do procedimento	30
3.3.1.1 Reprodução	30
3.3.1.2 Crossover	30
3.3.1.3 Mutação	32
3.4 Parametrização	33
3.5 Aplicação	34
3.5.1 Resultados em regime permanente	36
3.5.1.1 Rede de 6 barramentos	36
3.5.1.2 Rede de 14 barramentos	37
3.5.2 Resultados em regime de contingência	39
3.5.2.1 Rede de 6 barramentos	39
3.5.2.2 Rede de 14 barramentos	40
	IX

3.6	CONCLUSÕES	42
CAPÍTULO IV- APLICAÇÃO DE DIFFERENTIAL EVOLUTION AO PROBLEMA DA MÁXIMA INJEÇÃO NODAL SIMULTÂNEA		45
4.1	Introdução	46
4.2	Codificação dos DE no contexto das injeções nodais	47
4.3	Parametrização	55
4.4	Aplicação	55
4.4.1	Resultados em regime permanente	55
4.4.1.1	Rede de 6 barramentos	55
4.4.1.2	Rede de 14 barramentos	57
4.4.2	Resultados em regime de contingência	60
4.4.2.1	Rede de 6 barramentos	60
4.4.2.2	Rede de 14 barramentos	62
4.5	Conclusões e oportunidades de melhoria	63
4.6	Proposta de solução com DEM	64
4.6.1	Princípio de funcionamento	64
4.6.2	Parametrização	69
4.6.3	Aplicação	69
4.6.3.1	Resultados em regime permanente	69
4.6.3.1.1	Rede de 6 barramentos	69
4.6.3.1.2	Rede de 14 barramentos	72
4.6.3.2	Resultados em regime de contingência	74
4.6.3.2.1	Rede de 6 barramentos	74
4.6.3.2.2	Rede de 14 barramentos	76
4.6.4	Conclusões	77
CAPÍTULO V- CONCLUSÕES		79
5.1	Observações finais	80
5.2	Perspectivas de trabalho futuro	81
BIBLIOGRAFIA		83
ANEXOS		85
ANEXO I - Rede de 6 barramentos de Wood et al. (1996)		87
ANEXO II - Rede de 6 barramentos modificada		89
ANEXO III - IEEE 14 modificada		91
ANEXO IV – Introdução ao Matpower		95

ÍNDICE DE DIAGRAMAS

Diagrama 1 – Descrição do método de obtenção da máxima injeção nodal não simultânea em regime N.	17
Diagrama 2 – Descrição do método de obtenção da máxima injeção nodal não simultânea em regime N-1.	20
Diagrama 3 – Princípio de funcionamento do GA.....	29
Diagrama 4 – Comparação entre os princípio de funcionamento do DE e do GA.....	48
Diagrama 5 –Exemplo da aplicação do algoritmo DE na rede de 6 barramentos.	50
Diagrama 6 – Funcionamento vetorial do algoritmo DEM.	65

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Interpretação geométrica do método de Newton-Raphson.....	11
Gráfico 2 – Evolução da <i>fitness</i> ao longo das GER em regime N aplicando o algoritmo GA na rede de 6 barramentos.....	36
Gráfico 3 – Evolução da <i>fitness</i> ao longo das GER em regime N aplicando GA na rede de 14 barramentos.....	38
Gráfico 4 – Evolução da <i>fitness</i> ao longo das GER em regime N-1 aplicando GA na rede de 6 barramentos.....	39
Gráfico 5 – Evolução da <i>fitness</i> ao longo das GER em regime N-1 aplicando GA na rede de 14 barramentos.....	41
Gráfico 6 – Evolução da <i>fitness</i> ao longo das GER em regime N aplicando DE na rede de 6 barramentos.....	56
Gráfico 7 – Evolução da <i>fitness</i> ao longo das GER em regime N aplicando DE na rede de 14 barramentos.....	58
Gráfico 8 – Evolução da <i>fitness</i> ao longo das GER em regime N-1 aplicando DE na rede de 6 barramentos.....	60
Gráfico 9 – Evolução da <i>fitness</i> ao longo das GER em regime N-1 aplicando DE na rede de 14 barramentos.....	62
Gráfico 10 – Evolução da <i>fitness</i> ao longo das GER em regime N aplicando DEM na rede de 6 barramentos.....	70
Gráfico 11 – Evolução da <i>fitness</i> ao longo das GER em regime N aplicando DEM na rede de 14 barramentos.....	72
Gráfico 12 – Evolução da <i>fitness</i> ao longo das GER em regime N-1 aplicando DEM na rede de 6 barramentos.....	74
Gráfico 13 – Evolução da <i>fitness</i> ao longo das GER em regime N-1 aplicando DEM na rede de 14 barramentos.....	76

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 – Técnicas de determinação de localização de GD.	7
Figura 2 – Rede de 3 barramentos.	18
Figura 3 – Rede de 3 barramentos com gerador adicional ligado ao barramento 2.....	18
Figura 4 – Rede de 3 barramentos com gerador adicional ligado ao barramento 3.....	19
Figura 5 – Método para a determinação da máxima injeção nodal não simultânea em regime N-1.	21
Figura 6 – Rede de 6 barramentos com GD renovável presente nos barramentos 4,5 e 6.....	25
Figura 7 – Rede de 6 barramentos em regime N quando aplicado GA.	37
Figura 8 – Rede de 14 barramentos em regime N quando aplicado GA.	38
Figura 9 – Rede de 6 barramentos em regime N-1 quando aplicado GA.	40
Figura 10 – Rede de 14 barramentos em regime N-1 quando aplicado GA.	42
Figura 11 – Ilustração do método de pesquisa do DE. Adaptado de (Taher & Afsari, 2012).	46
Figura 12 – Rede de 6 barramentos em regime N quando aplicado DE utilizando um indivíduo aleatório da população final.....	57
Figura 13 – Configuração da rede de 14 barramentos em regime N quando aplicado DE utilizando um indivíduo aleatório da população final.	59
Figura 14 – Rede de 6 barramentos em regime N-1 quando aplicado DE utilizando um indivíduo aleatório da população final.....	61
Figura 15 – Rede de 14 barramentos em regime N-1 quando aplicado DE utilizando um indivíduo aleatório da população final.....	63
Figura 16 – Rede de 6 barramentos em regime N quando aplicado DEM utilizando um indivíduo aleatório da população final.....	71
Figura 17 – Rede de 14 barramentos em regime N quando aplicado DEM do utilizando um indivíduo aleatório da população final.....	73
Figura 18 – Configuração da rede de 6 barramentos em regime N-1 quando aplicado DEM utilizando um indivíduo aleatório da população final.....	75
Figura 19 – Configuração da rede de 14 barramentos em regime N-1 quando aplicado DEM utilizando um indivíduo aleatório da população final.....	77
Figura 20 – Configuração da rede de Wood et al. (1996).....	88
Figura 21 – Configuração da rede de 14 barramentos modificada.	93

Figura 22 – Instalação *Matpower*.95

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1 – Potências a injetar nos vários barramentos.	23
Tabela 2 – Exemplo de resultados de um PF com GD renovável.	24
Tabela 3 – Exemplo de um indivíduo referente à injeção nodal simultânea na rede de 6 barramentos.	30
Tabela 4 – Indivíduos sorteados para o torneio de seleção no GA.	30
Tabela 5 – Determinação do PC no GA.	31
Tabela 6 – Troca de genes entre os dois pais selecionados no GA.	31
Tabela 7 – Processo de mutação associado ao gene 4 (barramento 4) no GA.	32
Tabela 8 – Aplicação de mutação no gene 4 no GA.	33
Tabela 9 – Parametrização do GA.	34
Tabela 10 – Máxima injeção nodal nos regimes N e N-1 na rede de 6 barramentos.	34
Tabela 11 – Máxima injeção nodal nos regimes N e N-1 na rede de 14 barramentos.	35
Tabela 12 – Indivíduo selecionado como vetor alvo no DE.	51
Tabela 13 – Indivíduos selecionados como vetores aleatórios no DE.	51
Tabela 14 – Construção do vetor diferença no DE.	52
Tabela 15 – Construção do vetor diferença ponderada no DE.	52
Tabela 16 – Indivíduo selecionado como vetor adicional no DE.	52
Tabela 17 – Construção do vetor mutante no DE.	53
Tabela 18 – Definição do vetor de probabilidade de <i>crossover</i> no DE.	54
Tabela 19 – Indivíduo selecionado como vetor alvo no DE.	54
Tabela 20 – Indivíduo obtido no processo do DE.	54
Tabela 21 – Parametrização do DE usada nas redes de 6 e 14 barramentos.	55
Tabela 22 – Indivíduos selecionados como vetores aleatórios no DEM.	66
Tabela 23 – Construção do vetor diferença no DEM.	66
Tabela 24 – Construção do vetor diferença ponderada no DEM.	66
Tabela 25 – Indivíduo selecionado como vetor adicional no DEM.	67
Tabela 26 – Construção do vetor mutante no DEM.	67
Tabela 27 – Indivíduo selecionado como vetor alvo no DEM.	67
Tabela 28 – Construção do vetor de probabilidade de <i>crossover</i> no DEM.	67
Tabela 29 – Indivíduo obtido no processo de DEM.	68
Tabela 30 – Alteração do gene 1 do vetor ensaio no DEM.	68
Tabela 31 – Alteração do gene 3 do vetor ensaio no DEM.	68

Tabela 32 – Parametrização do DEM usada nas redes de 6 e 14 barramentos.....69

LISTA DE ABREVIATURAS

B – Susceptância nodal [p.u.]

B_{ik} – Susceptância da linha que liga o barramento i ao barramento k [p.u.]

CR – Taxa de *crossover*

DE – *Differential Evolution*

DEM – *Differential Evolution* Modificado

GD- Geração distribuída

GER - Gerações

G_{ik} – Condutância da linha que liga o barramento i ao barramento k [p.u.]

GA – Algoritmos genéticos

MÁX GER – Máximo gerações

OPF – *Optimal Power Flow*

P_k – Potência ativa da carga k [p.u.]

P_i^{SP} – Potência ativa especificada no barramento i [p.u.]

ΔP_i^{SP} –Desvio de potência ativa no barramento i [p.u.]

P_remove_gerador – Potência ativa a remover por gerador [%]

Padd – Potência adicional a ser injetada na rede [MW]

PC – Ponto de *crossover*

P_D - Potência ativa da carga [MW]

PF – *Power Flow*

PG – Potência ativa gerada [MW]

P_{Gk} – Potência gerada no barramento k [MW]

P_{Gk}' – Potência máxima injetável no barramento k [MW]

Pinst – Potência inicial instalada dos grupos já existentes na rede [MW]

PM – Ponto de mutação

Pmax - Potência ativa máxima [MW]

Pmin - Potência ativa mínima [MW]

Premover - Potência total a remover no conjunto de geradores [%]

QG – Potência reativa gerada [MVar]

Q_D – Potência reativa da carga [MVar]

Q_k – Potência reativa da carga k [p.u.]

Q_i^{SP} – Potência reativa especificada no barramento i [p.u.]

ΔQ_i^{SP} – Desvio de potência reativa no barramento i [p.u.]

Qmax - Potência reativa máxima [MVar]

Qmin - Potência reativa mínima [MVar]

R – Resistência da linha [p.u.]

S.E.E – Sistemas de energia elétrica

S_{linha} – Potência em trânsito na linha [MVA]

S'_{linha} – Potência nominal da linha [MVA]

S_N – Rate A das linhas [MVA]

SP – Potência especificada [p.u.]

$u_{ji,GER}$ - Vetor de ensaio obtido através do operador de *crossover*

$|Vg|$ – Amplitude da tensão [p.u.]

V_i – Tensão a calcular no barramento i [p.u.]

$v_{i,GER}$ - Vetor mutante i da geração GER

$v_{ji,GER}$ - Gene j do vetor mutante i da geração GER

$V_{m\acute{a}x}$ – Amplitude máxima admissível da tensão nodal [p.u.]

$V_{m\acute{i}n}$ – Amplitude mínima admissível da tensão nodal [p.u.]

V_k – Tensão do barramento k [p.u.]

$|V_k|$ – Amplitude da tensão no barramento k [p.u.]

X – Reatância da linha [p.u.]

$x_{i,GER}$ - Indivíduo i da geração GER

$x_{ji,GER}$ - Gene j do indivíduo i do vetor alvo da geração GER

θ_k – Ângulo de tensão do barramento k [°]

ϵ_P – Tolerância de potência ativa especificada

ϵ_Q – Tolerância de potência reativa especificada

CAPÍTULO I

INTRODUÇÃO

Neste capítulo é apresentado o problema das máximas injeções nodais, os objetivos que se propõe alcançar e a estrutura do trabalho.

1.1 O problema

As sociedades modernas enfrentam uma demanda crescente de energia, que implica uma série de desafios, tendo em consideração a escassez de recursos energéticos fósseis tradicionais e as consequências da poluição ambiental, entre outros. Neste sentido, umas das soluções que são preconizadas dizem respeito à micro-geração, geração distribuída (GD) e ao armazenamento.

O modelo inicial de fornecimento de energia elétrica, que outrora se iniciava com grandes centrais de produção energia, terminando nas redes de distribuição, apresentava a topologia de um sistema de GD, uma vez que os centros de consumo localizavam-se próximos dos centros produtores. No entanto, devido ao crescimento de grandes cidades e ao aumento populacional, o fornecimento de energia tornou-se centralizado, estando agora a serem implementadas com as novas tecnologias de GD (Ruiz-Romero, Colmenar-Santos, Gil-Ortego, & Molina-Bonilla, 2013). O sistema de energia elétrica apresenta perdas nas redes de transporte e distribuição, sendo que uma das formas para reduzir essas perdas é a introdução de centros de produção de energia próximos dos locais de consumo.

O correto dimensionamento e alocação dos centros produtores de energia tornou-se numa medida importante para que os operadores consigam posteriormente tirar máximo proveito da energia elétrica.

O cálculo desta alocação pode ser realizado considerando duas abordagens distintas: considerar que as injeções futuras são simultâneas ou não simultâneas. Uma vez que o cálculo da máxima injeção não simultânea é simples, tal pode não corresponder na realidade a soluções técnicas admissíveis. Deste modo, torna-se necessário também desenvolver algoritmos, dada a natureza combinatória do problema, para a determinação das injeções nodais simultâneas de modo a garantir a adequada integração de fontes de origem renovável. Esta adequação garante-se com o cumprimento dos critérios de planeamento em regime nominal de exploração (N) ou em regime de contingência (N-1).

1.2 Objetivos

Com o presente trabalho, pretende-se desenvolver algoritmos para a resolução do problema da máxima injeção nodal.

Dada a natureza combinatória da resolução do problema pretende-se desenvolver e aplicar algoritmos evolutivos, tais como algoritmos genéticos (GA) e *differential evolution* (DE), num software de simulações disponibilizado pelo *Matpower*. Serão testados os algoritmos recorrendo às redes de teste de 6 barramentos de Wood & Wollenberg (1996) e à rede IEEE 14 adaptadas ao problema, avaliados fatores como a correta parametrização dos algoritmos, influências do regime de exploração e o tipo de busca preconizado por cada um dos algoritmos.

1.3 Estrutura

A presente dissertação encontra-se dividida em 5 capítulos.

No **segundo capítulo** são desenvolvidos, apresentados e caracterizados os algoritmos que permitem a determinação da máxima injeção nodal não simultânea em regime N e N-1. É igualmente introduzido o programa de simulação de redes de energia elétrica, o *Matpower*, e é apresentado o método de resolução Newton-Raphson.

No **terceiro capítulo** é desenvolvido e aplicado o GA adaptado à resolução do problema da máxima injeção nodal simultânea em regime N e N-1 nas redes de 6 e 14 barramentos. Os resultados provenientes das simulações do algoritmo são analisados e comentados.

No **quarto capítulo** é aplicado o algoritmo DE à resolução do problema da máxima injeção nodal simultânea. É ainda desenvolvida e aplicada uma proposta de melhoria do algoritmo, o DEM. São analisados os resultados obtidos pela aplicação de ambos os algoritmos.

No **quinto capítulo** são apresentadas as principais conclusões tendo por base os resultados obtidos, sendo apresentadas propostas de temas a desenvolver em trabalhos futuros.

CAPÍTULO II

O PROBLEMA DA MÁXIMA INJEÇÃO NODAL

Neste capítulo serão apresentados os algoritmos de determinação da máxima injeção nodal não-simultânea, em regime N e N-1.

2.1 Introdução

A introdução de GD tem vindo a ser considerada como um tema de crescente importância nos estudos relacionados com o planeamento e operação de redes de energia (Viral & Khatod, 2012).

A GD contribui com inúmeras vantagens para o sector da energia, quando introduzidas numa localização apropriada, tais como: redução de perdas de energia (por poderem ser introduzidas perto dos locais de consumo), investimentos de menores custos e a possibilidade de explorar novas fontes de energias renováveis, valorizando a produção de energia com uma menor libertação de emissões de gases de estufa (eólica, solar, mini hídrica, entre outros) (Tan, Hassan, Majid, & Rahman, 2013). Por outro lado, a instalação de GD em locais impróprios podem resultar em potenciais problemas, tais como, o aumento das perdas de energia, os custos associados à produção e transporte, as flutuações de tensão e os congestionamentos na rede de energia (Tan et al., 2013).

O planeamento das redes de energia elétrica com a presença de GD requer um estudo prévio relativamente à tecnologia a empregar, à quantidade e capacidade dos geradores e à sua localização, uma vez que estas alterações apresentam impactos nos sistemas de energia elétrica (S.E.E) (Viral et al., 2012). Assim, é necessário desenvolver metodologias baseadas em técnicas de otimização para identificar o local ótimo para colocação de GD para um dado sistema.

Existem várias técnicas utilizadas na alocação de GD. É possível recorrer a métodos convencionais, tais como, o método de *optimal power flow* (OPF), a algoritmos evolutivos, tais como GA e DE, e a algoritmos evolutivos híbridos, que visam a conjugação de dois algoritmos evolutivos tais como Genéticos-OPF, DE-OPF ou mesmo Genéticos-*Fuzzy*. Um esquema detalhado sobre os vários métodos existentes pode ser observado na figura 1 (Tan et al., 2013).

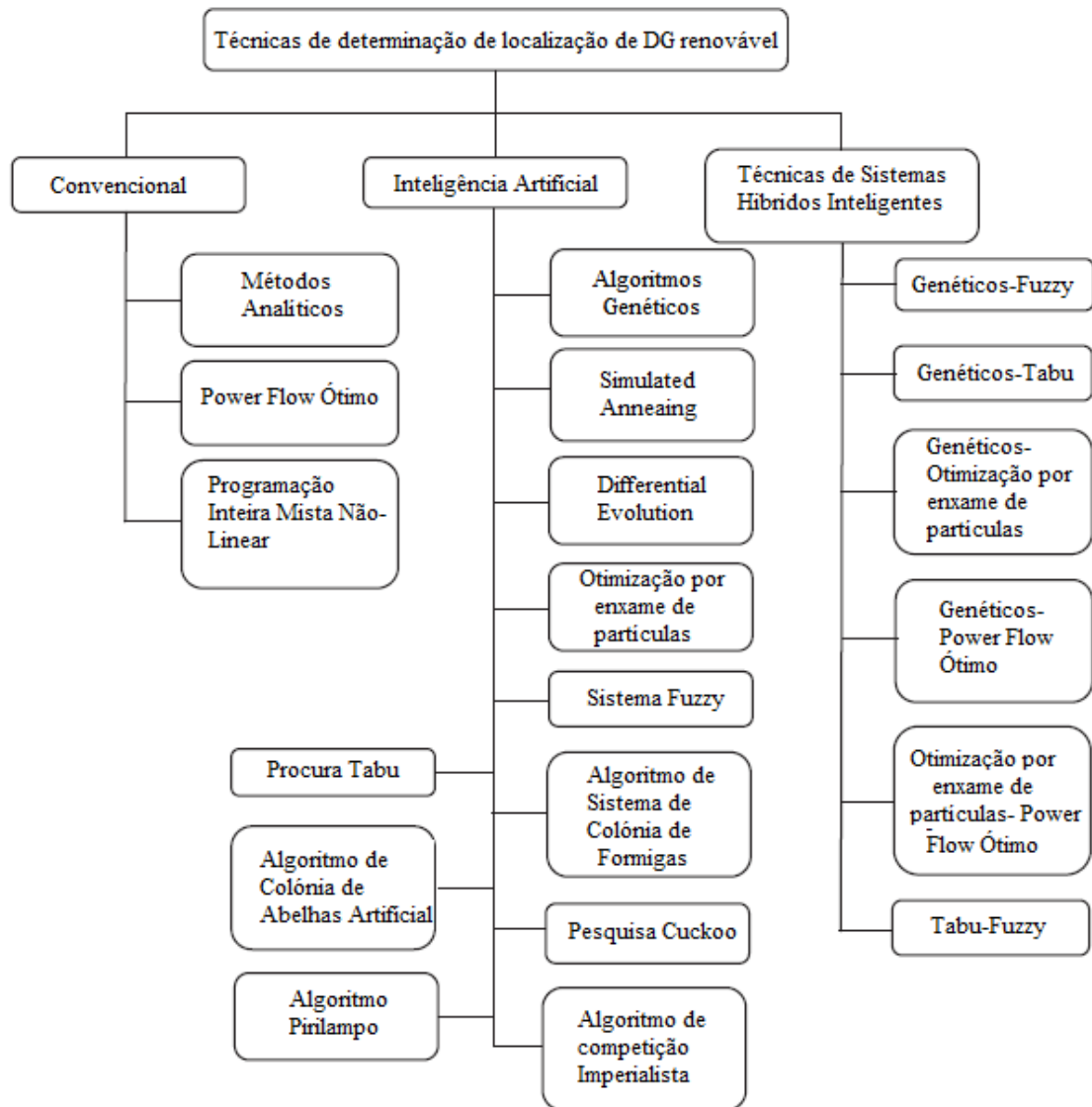


Figura 1 – Técnicas de determinação de localização de GD.

A presente dissertação tem como base a aplicação dos algoritmos evolutivos tais como GA e DE. No entanto, muitos outros algoritmos podem ser utilizados nos estudos de S.E.E. Embora cada algoritmo tenha o seu próprio método de funcionamento, podendo ser baseados em princípios físicos ou biológicos, são capazes de obter bons resultados, de uma forma rápida e eficaz. No entanto, algoritmos como *Simulated Annealing* destacam-se nos estudos atuais devido à facilidade de implementação e resultados obtidos.

Simulated Annealing é um processo de otimização, baseado no processo aquecimento e arrefecimento, que tem a possibilidade de sair de um mínimo local através da incorporação de uma função probabilística que aceita ou rejeita as novas soluções.

Este processo foi inicialmente introduzido por Kirkpatrick, Gelatt e Vecchi em 1983. Devido à simplicidade de implementação, a sua utilização tem vindo a aumentar desde os anos 80. A temperatura inicial e programa de arrefecimento são de grande importância para o correto funcionamento do algoritmo. O algoritmo é baseado na iniciação, perturbação, programa de arrefecimento e probabilidade de aceitação para efetuar a procura. Sutthibun e Bhasaputra apresentaram um modelo para determinação da melhor localização e potência do grupo de GD (Tan et al., 2013).

2.2 Simulação de sistemas de energia elétrica

2.2.1 Introdução

As sociedades modernas são cada vez mais dependentes da produção e distribuição de energia elétrica (Brask, 2008). A potência gerada é distribuída desde o seu local de geração até aos consumidores num sistema de potência, sendo que uma fonte fiável de fornecimento de energia elétrica é fundamental para um funcionamento correto e contínuo das atividades quotidianas (Karlsson, 2013). Um corte neste fornecimento pode resultar numa série de consequências (Brask, 2008). São inúmeros os eventos que podem causar perturbações nos S.E.E. e afetar funções críticas da sociedade. Uma falha prolongada no fornecimento poderá originar um aumento dos preços dos combustíveis, encerramento de serviços bancários e financeiros, alterando assim os estilos de vida quotidianos.

Para ter a possibilidade de prever e simular o comportamento e desempenho dos S.E.E, com a finalidade de localizar as suas fraquezas e pontos fortes livres de interrupções e mais seguros, são utilizados programas de simulações de redes de energia elétrica (Brask, 2008; Karlsson, 2013). Com o modelo de um sistema de transporte, é possível identificar falhas na rede e determinar que tipo de atuações podem ser aplicadas e o melhor local para a sua implementação.

Existem vários programas de simulação no mercado, sendo o *Matpower* e o PSS®E da Siemens PTI os utilizados nesta presente dissertação. Uma análise prévia é necessária para poder determinar a origem de possíveis diferenças entre os dois programas. No entanto, se ambos os modelos introduzidos forem iguais, os resultados finais deverão ser idênticos (Karlsson, 2013).

2.2.2 *Matpower*

O *Matpower* é um conjunto de ficheiros *Open Source* com a extensão *Matlab-M file*, implementado por investigadores da PSERC (Power Systems Engineering Research Center), inicialmente desenvolvido por Zimmerman, Murillo-Sanchez & Gan na Cornell University (Costa & Silva, 2007; Akorede & Hizam, 2009; Zimmerman, Murillo-Sánchez, & Thomas, 2011).

Este programa permite ao utilizador definir, num único ficheiro *Matlab*, todas as características da rede em estudo, tais como, os barramentos, os geradores, os modelos de custo e as características das linhas (Zimmerman & Murillo-Sánchez, 2010). O *Matpower* também permite escolher o método de resolução que melhor se adequa ao estudo da rede em questão (Zimmerman et al., 2010). O *Matpower* disponibiliza os seguintes métodos de resolução:

- Método de Newton-Raphson;
- Fast-Decoupled;
- Método de Gauss-Seidel;
- Método DC.

2.2.3 Método Newton-Raphson

O método de Newton, mais conhecido como método de Newton-Raphson, é utilizado para a resolução de sistemas de equações não lineares, sendo o método definido para a resolução do trânsito de energia nas várias etapas da presente dissertação.

Considerando um sistema unidimensional, pretende-se determinar o valor da variável x_r , de tal forma que:

$$f(x) = 0 \tag{2.1}$$

em que $f(x)$ é uma função contínua e diferenciável.

Assim, uma melhor aproximação, da solução da ordem r , pode ser descrita aplicando o seguinte método:

$$x^{r+1} = x^r + \Delta x \quad (2.2)$$

em que Δx é o desvio da variável ao seu valor real.

Efetuando o desenvolvimento da série de Taylor de $f(x^r + \Delta x)$ vem que:

$$f(x^r + \Delta x) = f(x^r) + \Delta x f'(x^r) + \frac{\Delta x^2}{2!} f''(x^r) + \dots \quad (2.3)$$

Se Δx apresentar um valor pequeno, isto é, se a primeira aproximação apresentar um valor perto do estipulado, então os termos de ordem superior a 1 podem não ser considerados. Assim, a solução da equação $f(x) = f(x^r + \Delta x) \approx 0$ é dada aproximadamente por:

$$f(x^r + \Delta x') = f(x^r) + \Delta x' f'(x^r) \approx 0 \quad (2.4)$$

Resolvendo a equação vem que:

$$\Delta x' = -f(x^r) / f'(x^r) \quad (2.5)$$

Desta forma, a equação (2.2) pode ser descrita da seguinte forma:

$$x^{r+1} = x^r + \Delta x' = x^r - f(x^r) / f'(x^r) \quad (2.6)$$

Este método resume-se a um processo iterativo que visa a determinação da solução da equação não linear descrita em (2.1).

O gráfico 1 apresenta a interpretação geométrica do método de Newton-Raphson, onde a cada iteração, a solução da equação (2.1) corresponde à sua derivada, ou seja, ao ponto onde a curva desta equação corta o eixo do x.

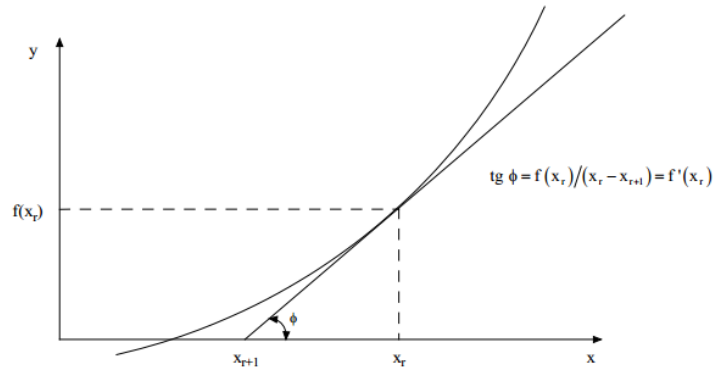


Gráfico 1 – Interpretação geométrica do método de Newton-Raphson.

A cada iteração é calculada a derivada da função no novo ponto. A interpretação geométrica significa manter a reta tangente, com inclinação constante, em todas as iterações. Assim, é possível verificar que, consoante o tipo de problema em estudo, o algoritmo pode necessitar de um grande número de iterações para atingir a convergência da solução.

Generalizando a resolução acima apresentada para um problema multivariável vem que:

$$\begin{aligned}
 f_1(x_1, x_2, \dots, x_n) &= 0 \\
 f_2(x_1, x_2, \dots, x_n) &= 0 \\
 &\dots \\
 f_n(x_1, x_2, \dots, x_n) &= 0
 \end{aligned}
 \tag{2.7}$$

Reescrevendo as equações na forma compacta tem-se que:

$$\begin{aligned}
 f_1(x) &= 0 \\
 f_2(x) &= 0 \\
 &\dots \\
 f_n(x) &= 0
 \end{aligned}
 \quad \text{onde } [x] = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_n \end{bmatrix}
 \tag{2.8}$$

Caso seja conhecida uma raiz aproximada $[x_0]$ do sistema, uma melhor aproximação para a solução do sistema pode ser obtida da seguinte forma:

$$[x_1] = [x_0] + [\Delta x] \quad \text{onde } [\Delta x] = \begin{bmatrix} \Delta x_1 \\ \Delta x_2 \\ \dots \\ \Delta x_n \end{bmatrix}
 \tag{2.9}$$

Seguindo a metodologia acima indicada, aplicando a série de Taylor de $F(x_0 + \Delta x_0)$ vem que:

$$\begin{aligned}
 f_1(x_0 + \Delta x_0) &= f_1(x_0) + \Delta x_1 \frac{\delta f_1(x_0)}{\delta x_1} = 0 \\
 f_2(x_0 + \Delta x_0) &= f_2(x_0) + \Delta x_2 \frac{\delta f_2(x_0)}{\delta x_2} = 0 \\
 &\dots \\
 f_n(x_0 + \Delta x_0) &= f_n(x_0) + \Delta x_n \frac{\delta f_n(x_0)}{\delta x_n} = 0
 \end{aligned} \tag{2.10}$$

Para o cálculo da solução recorrendo ao processo iterativo vem que:

$$[x^{r+1}] = [x^r] - [J]_r^{-1}[F(x_r)] \tag{2.11}$$

Onde $[J]_r$ é a matriz jacobiana calculada na iteração r.

$$[J] = \begin{bmatrix} \frac{\delta F_1(x)}{\delta x_1} & \frac{\delta F_1(x)}{\delta x_2} & \dots & \frac{\delta F_1(x)}{\delta x_n} \\ \frac{\delta F_2(x)}{\delta x_1} & \frac{\delta F_2(x)}{\delta x_2} & \dots & \frac{\delta F_2(x)}{\delta x_n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\delta F_n(x)}{\delta x_1} & \frac{\delta F_n(x)}{\delta x_2} & \dots & \frac{\delta F_n(x)}{\delta x_n} \end{bmatrix} \tag{2.12}$$

Para resolução do trânsito de energia com o método de Newton-Raphson, é necessário ter como base as equações de potência dos diferentes tipos barramentos da rede, resultantes da aplicação da lei de Kirchhoff.

Numa rede de energia elétrica, existem basicamente três tipos de barramentos: barramentos de carga, barramentos de geração e barramentos de balanço.

- **Barramento de carga (tipo PQ):** Este tipo de barramentos normalmente não possui geradores ligados, existindo somente cargas a serem alimentadas pela rede. É possível que a este tipo de barramento seja ligado um gerador, na condição de não controlar a tensão do barramento k, V_k . No entanto, não existe a obrigatoriedade de se conectar uma carga, podendo ser simplesmente a interligação de duas ou mais linhas. Neste tipo de barramento, é especificado o valor da potência ativa e reativa da carga k, P_k e Q_k respetivamente, a partir da qual o módulo V_k , e o ângulo de tensão do barramento k, θ_k são calculados.

$$\Delta P_i^{SP} = P_i^{SP} - V_i \sum_{k \in i} (G_{ik} \cos \theta_{ik} + B_{ik} \sin \theta_{ik}) V_k = 0 \quad (2.13)$$

$$\Delta Q_i^{SP} = Q_i^{SP} - V_i \sum_{k \in i} (G_{ik} \sin \theta_{ik} - B_{ik} \cos \theta_{ik}) V_k = 0 \quad (2.14)$$

Onde $k=1, \dots, NB$; $i= 1, \dots, NB$; NB é o número de barramentos da rede em estudo; V_i é a tensão a calcular no barramento i [p.u.]; SP é a potência específica [p.u.]; P_i^{SP} é a potência ativa especificada no barramento i [p.u.]; Q_i^{SP} é a potência reativa especificada no barramento i [p.u.]; ΔP_i^{SP} é o desvio de potência ativa no barramento i [p.u.]; ΔQ_i^{SP} é o desvio de potência reativa no barramento i [p.u.]; G_{ik} é a condutância da linha que liga o barramento i ao barramento k [p.u.]; B_{ik} é a susceptância da linha que liga o barramento i ao barramento k [p.u.]; θ_{ik} é o ângulo de tensão que liga o barramento i ao barramento k [°].

- **Barramento de geração (tipo PV):** Neste tipo de barramentos, o valor da potência ativa, P_k , e da tensão do barramento, V_k , são geralmente especificados, enquanto a demanda de potência reativa da carga k , Q_k e θ_k são calculados. O módulo de tensão é mantido num valor constante, mediante o ajuste da corrente do campo de excitação do gerador síncrono que está ligado a este barramento.

Neste caso a equação é descrita da seguinte forma:

$$\Delta P_i^{SP} = P_i^{SP} - V_i \sum_{k \in i} (G_{ik} \cos \theta_{ik} + B_{ik} \sin \theta_{ik}) V_k = 0 \quad (2.15)$$

- **Barramento de balanço:** O barramento balanço é um tipo especial de barramento de geração que ajusta a potência gerada de forma automática, fornecendo ao sistema a potência ativa e reativa necessária. Numa rede, geralmente existe somente um barramento deste tipo. Os seus valores de potências ativa e reativa não são especificados, mas o módulo de V_k , (normalmente definido para 1,0 p.u.) e o θ_k , (normalmente definido para 0°) são especificados. O barramento balanço deve possuir capacidade suficiente para fornecer a energia necessária, mantendo o sistema estável em termos de balanços de potência.

Cada sistema terá duas equações por cada barramento do tipo PQ e uma equação por cada barramento do tipo PV. Assim, o problema de trânsito de energia, por aplicação do método de Newton-Raphson, pode ser descrito como:

$$\begin{bmatrix} [\Delta\theta] \\ [\Delta V] \end{bmatrix} = [[J]^{-1}] \begin{bmatrix} [\Delta P] \\ [\Delta Q] \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

A matriz jacobiana é constituída pelas derivadas parciais das equações (2.13), (2.14) e (2.15), podendo ser descrita da seguinte forma:

$$[J] = \begin{bmatrix} -[H] & -[N] \\ -[M] & -[L] \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

Onde:

$$H = \frac{\partial P}{\partial \theta} \quad N = \frac{\partial P}{\partial V} \quad M = \frac{\partial Q}{\partial \theta} \quad L = \frac{\partial Q}{\partial V} \quad (2.18)$$

É necessário ter atenção que os índices i e k das equações acima indicadas não correspondem aos índices dos elementos das matrizes, mas sim às ligações entre os vários barramentos existentes na rede.

Aplicando as várias derivadas parciais temos que:

$$H_{ik} = -\delta\Delta P_i / \delta\theta_k = V_i V_k (G_{ik} \sin \theta_{ik} - B_{ik} \cos \theta_{ik}) \quad (2.19)$$

$$H_{ii} = -\delta\Delta P_i / \delta\theta_i = V_i \sum_{k \in i} V_k (B_{ik} \sin \theta_{ik} - G_{ik} \cos \theta_{ik}) = -V_i^2 B_{ii} - Q_i^{SP} \quad (2.20)$$

$$M_{ik} = -\delta\Delta Q_i / \delta\theta_k = -V_i V_k (G_{ik} \cos \theta_{ik} + B_{ik} \sin \theta_{ik}) \quad (2.21)$$

$$M_{ii} = -\delta\Delta Q_i / \delta\theta_i = V_i \sum_{k \in i} (G_{ik} \cos \theta_{ik} + B_{ik} \sin \theta_{ik}) = P_i^{SP} - V_i^2 G_{ii} \quad (2.22)$$

$$N_{ik} = -\delta\Delta P_i / \delta V_k = V_i (G_{ik} \cos \theta_{ik} + B_{ik} \sin \theta_{ik}) \quad (2.23)$$

$$N_{ii} = -\delta\Delta P_i / \delta V_i = V_i G_{ii} + P_i^{SP} / V_i \quad (2.24)$$

$$L_{ik} = -\delta\Delta Q_i / \delta V_k = V_i(G_{ik} \sin \theta_{ik} - B_{ik} \cos \theta_{ik}) \quad (2.25)$$

$$L_{ii} = -\delta\Delta Q_i / \delta V_i = -V_i B_{ii} + Q_i^{SP} / V_i \quad (2.26)$$

A solução do processo iterativo ocorre quando os desvios de potência, ΔP e ΔQ se encontram próximos de zero, ou seja, as potências ativas e reativas calculadas para os barramentos do tipo PQ forem iguais ou muito próximas dos valores especificados. O mesmo é válido para os valores das potências ativas dos barramentos do tipo PV. De forma a determinar o final do processo iterativo, são geralmente determinadas condições de convergência. Assim, é definida uma tolerância de potência ativa e reativa, ε_P e ε_Q respectivamente, na qual o processo iterativo ocorre enquanto os desvios de potência forem inferiores ou iguais a estes valores de tolerância especificada.

$$|\Delta P_k| \leq \varepsilon_P, \text{ para os barramentos } k \text{ do tipo PQ e PV} \quad (2.27)$$

$$|\Delta Q_k| \leq \varepsilon_Q, \text{ para os barramentos } k \text{ do tipo PQ} \quad (2.28)$$

2.3 Máxima injeção nodal não simultânea em regime permanente

O método da injeção nodal não simultânea visa a determinação da máxima potência adicional que é possível injetar num barramento, tendo em conta as limitações técnicas impostas. Uma rede possui limitações ao nível de geração, tais como, os limites de produção de energia ativa e reativa, ao nível das linhas, uma vez que a potência em trânsito não deve ser superior à sua potência nominal, e ao nível dos barramentos, tais como, os níveis de aceitabilidade definidos pela Entidade Reguladora dos Serviços Energéticos (ERSE).

Na presente dissertação, para uma determinada rede em regime permanente (N), o cálculo da máxima injeção nodal não simultânea é efetuado para cada barramento da rede de forma independente, a fim de determinar a máxima potência que é permitida injetar, sem provocar perturbações no sistema. De uma forma geral, a formulação do problema é descrita da seguinte forma (Nunes, 2012):

$$f(P_{Gk}') = \max \{P_{Gk}\} \quad (2.29)$$

Onde P_{Gk} é a potência gerada no barramento k [MW]; P_{Gk}' é a potência máxima injetável no barramento k [MW].

A equação (2.29) está sujeita às seguintes restrições:

$$S_{linha} < S'_{linha} \quad (2.30)$$

$$P_{Gk} \geq 0 \quad (2.31)$$

Onde S_{linha} é a potência em trânsito na linha [MVA]; S'_{linha} é a potência nominal da linha [MVA]; linha = 1 ... NL; NL é o número de linhas existentes na rede.

A restrição (2.30) indica que a potência em trânsito numa linha deve ser inferior à potência nominal considerada, garantindo a inexistência de sobrecargas. A restrição (2.31) indica que qualquer gerador da rede, incluindo o gerador de balanço, deve possuir uma produção igual ou superior a zero, garantindo o seu funcionamento como gerador.

De forma a alcançar o resultado final, utilizou-se o programa *Matpower* construído e desenvolvido em linguagem *Matlab*^{*}. Partindo das características iniciais da rede, para cada barramento, à exceção do barramento de balanço, a geração é incrementada de forma gradual a cada iteração, de acordo com o passo de incremento definido pelo utilizador. Após cada incremento, a rede é validada. Caso a rede seja válida, isto é, caso não se verifiquem potências ativas negativas por parte dos geradores inicialmente presentes na rede nem sobrecargas nas linhas, a geração é novamente incrementada. Este processo de incremento de geração é efetuado até se verificarem perturbações na rede, definindo o valor da iteração anterior ao último incremento, como o valor máximo a ser injetado nesse barramento.

O diagrama 1 é apresenta o processo acima descrito:

* Consultar o anexo D para mais detalhes relativos à implementação do código com recurso ao *Matpower*.

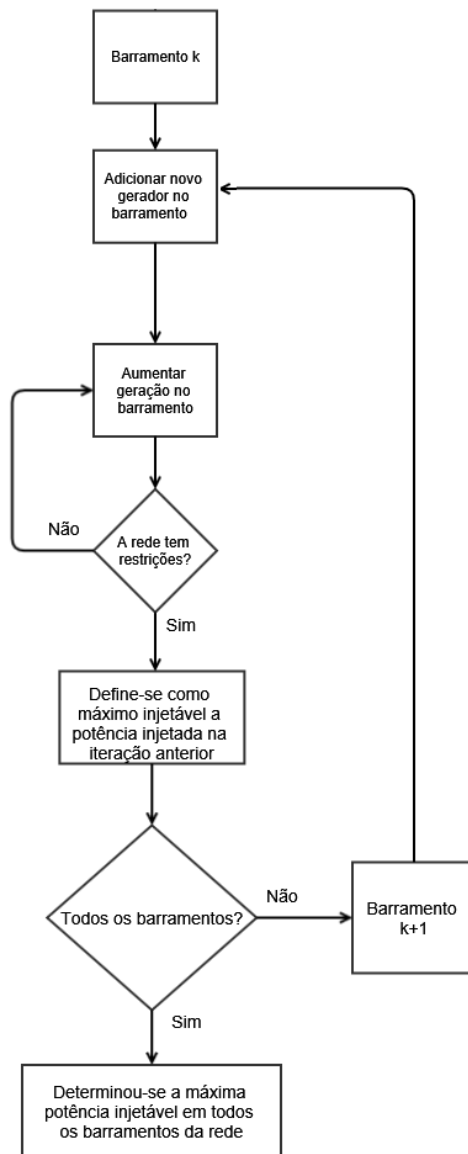


Diagrama 1 – Descrição do método de obtenção da máxima injeção nodal não simultânea em regime N.

De forma a ilustrar melhor este método, é utilizado um exemplo aplicado à rede de 3 barramentos (figura 2).

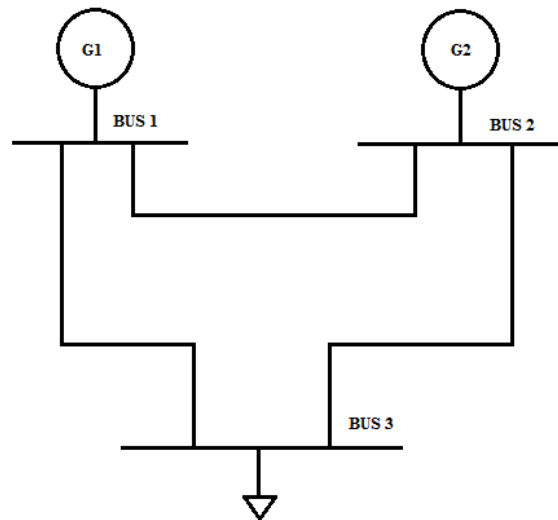


Figura 2 – Rede de 3 barramentos.

De modo a determinar a máxima injeção nodal não simultânea em regime N, é necessário introduzir um gerador em cada barramento da rede de forma sequencial, à exceção do barramento de balanço. A potência a injetar é aumentada de forma progressiva, até se verificarem perturbações na rede, determinando-se assim a máxima potência nodal injetável no barramento. De uma forma simplificada, tendo como base a rede de 3 barramentos representada na figura 2, introduz-se um gerador ligado ao barramento 2 (figura 3).

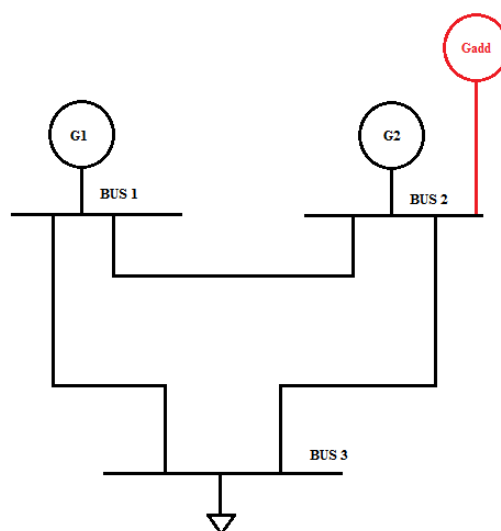


Figura 3 – Rede de 3 barramentos com gerador adicional ligado ao barramento 2.

Incrementou-se a potência do gerador adicional até se verificarem perturbações. O valor da potência nodal injetada na iteração anterior é registada, transitando-se para o

barramento seguinte. Desta forma, ao barramento 3 é ligado um novo gerador, sendo novamente executado o procedimento anteriormente descrito. Na figura 4 está ilustrada a topologia considerada para determinação da máxima injeção no barramento 3.

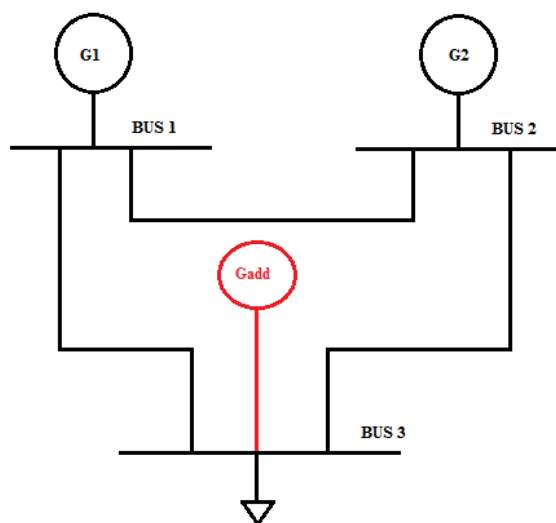


Figura 4 – Rede de 3 barramentos com gerador adicional ligado ao barramento 3.

2.4 Máxima injeção nodal não simultânea em regime de contingência

A determinação da máxima injeção nodal não simultânea em regime N-1, para além da validação da rede com incrementos de geração, tal como se verifica no regime N, também avalia a rede caso existam elementos (linhas) fora de serviço. Assim, após a validação da rede sem qualquer tipo de contingência, são colocadas linhas fora de serviço, de forma sequencial, validando seguidamente a rede com as novas exigências impostas.

O diagrama 2 apresenta uma descrição do processo para o cálculo da máxima injeção nodal considerando o regime N-1.

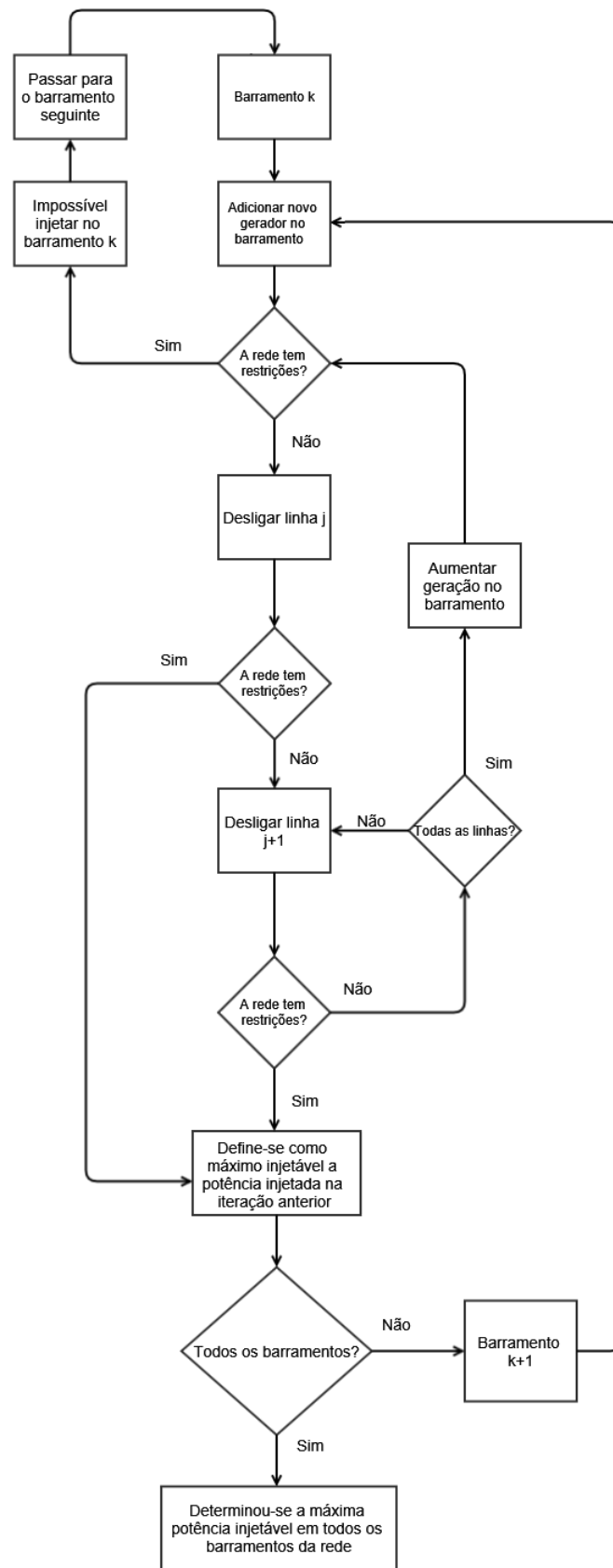


Diagrama 2 – Descrição do método de obtenção da máxima injeção nodal não simultânea em regime N-1.

A figura 5 ilustra o método descrito no diagrama 2, utilizando um exemplo figurativo, tendo como base a rede de 3 barramentos apresentada na figura 3, onde será introduzido um gerador e aplicada a remoção sequencial de linhas:

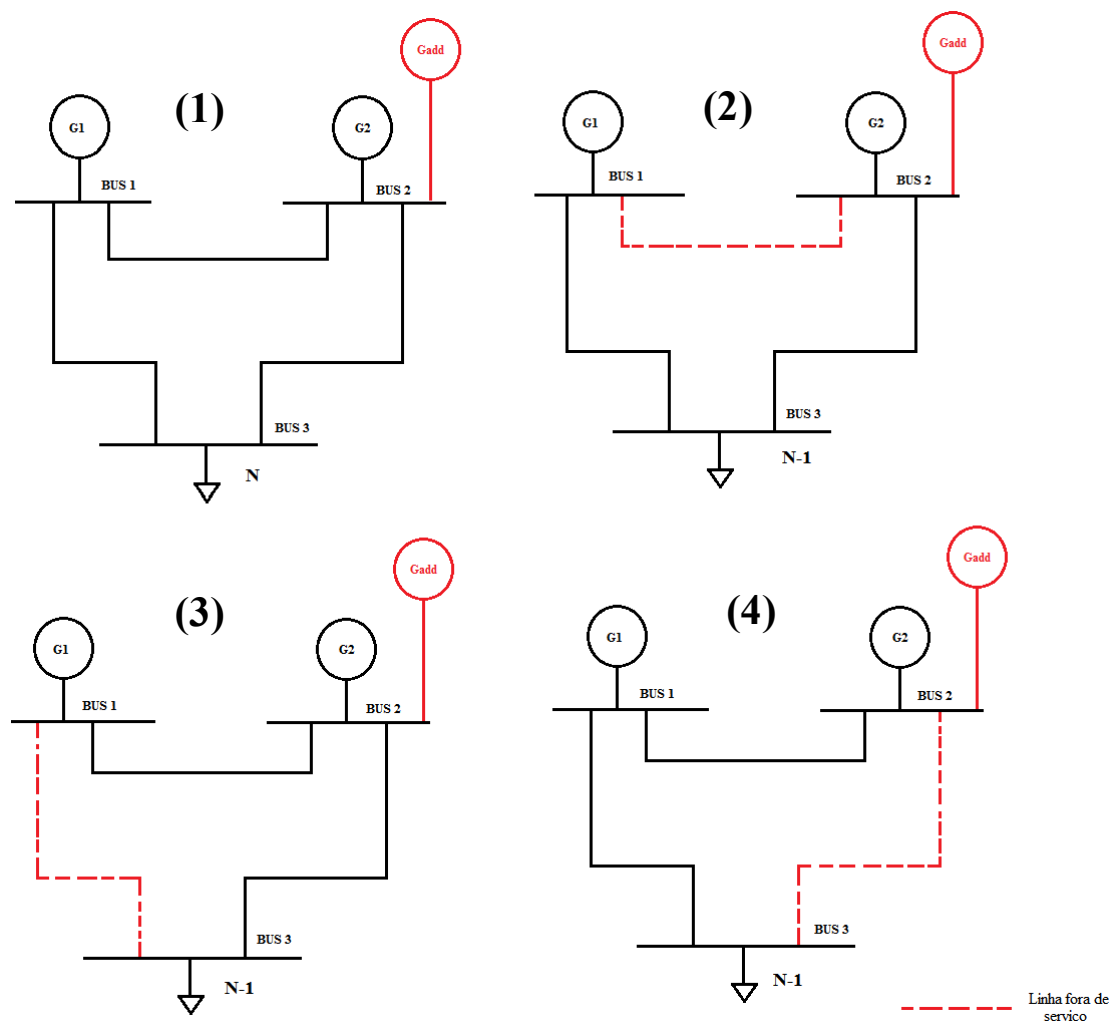


Figura 5 – Método para a determinação da máxima injeção nodal não simultânea em regime N-1.

De forma a determinar a máxima injeção nodal não simultânea em regime N-1, é introduzido um gerador num determinado barramento da rede, sendo posteriormente validada (1). Caso a rede seja válida com a introdução do gerador, as várias linhas da rede são desativadas, de forma sequencial, e a rede é novamente validada (2)(3)(4). Tendo-se verificado todas as linhas sem a existência de perturbações na rede, a geração é novamente incrementada de acordo com o estipulado. Assim que se verificar uma limitação devido a este novo aumento da geração, o valor da injeção nodal da iteração anterior é definido como o valor máximo da injeção nodal em regime N-1, transitando-se para o barramento seguinte.

2.5 Injeções simultâneas em regime permanente e de contingência

Com base nos resultados obtidos por aplicação dos algoritmos da máxima injeção nodal, é agora possível determinar a quantidade de GD que é permitindo injetar simultaneamente numa rede de energia elétrica, sem se verificarem perturbações. Para o efeito, desenvolveram-se algoritmos evolutivos, tais como GA e DE, com o objetivo de estudar a aptidão de ambos os algoritmos na resolução deste problema. Estes algoritmos são descritos com maior detalhe nos capítulos III e IV.

2.6 Validação das redes de energia elétrica

No planeamento e operação de S.E.E. é usual recorrer ao cálculo do trânsito de energia para analisar, em regime estacionário, o desempenho da rede quando submetida a variações das condições operacionais. Este tipo de estudo pode ser realizado ao recorrer a programas de computador especificamente desenvolvidos para esta finalidade.

Foram desenvolvidos diversos algoritmos de validação da rede, partilhando sempre a mesma base de construção. Todos eles possuem características comuns, tais como, o método de resolução de Newton-Raphson, o método de introdução de barramentos e de geradores, método de introdução de linhas de interligação e aplicação de reduções homotéticas nos grupos geradores iniciais da rede.

2.6.1 Redução homotética nos geradores iniciais da rede

Um acréscimo de geração atribuído à introdução de um novo centro produtor deve ser acompanhado pela redução da geração inicialmente presente na rede. Esta compensação foi efetuada mediante a aplicação de um algoritmo de redução homotética da potência gerada nos barramentos existentes na rede.

Para o efeito e sabendo *à priori* a potência inicialmente gerada nos grupos existentes na rede (P_{inst}) e a potência adicional a ser injetada (P_{add}), é possível calcular em termos percentuais a potência total a remover no conjunto dos geradores iniciais ($P_{remover}$) da seguinte forma:

$$P_{remover} = \frac{P_{add}}{P_{inst}} \times 100 [\%] \quad (2.32)$$

Conhecida a quantidade de geradores inicialmente presentes na rede (N_{GER}), excluindo o gerador de balanço, $P_{remover}$ deverá ser igualmente distribuído entre os vários geradores. Verifica-se assim uma redução homotética, em termos percentuais. Deste modo, a potência ativa a remover por gerador ($P_{remover_gerador}$) é dada por:

$$P_{remover_gerador} = \frac{P_{remover}}{N_{GER}} [\%] \quad (2.33)$$

A equação (2.33) está sujeita à seguinte restrição:

$$0 \leq P_{remover_gerador} \leq 100 \quad (2.34)$$

O valor da potência a remover por gerador deverá ser sempre igual ou inferior a 100%, com o objetivo de eliminar o grupo.

O método de redução homotética acima mencionado é ilustrado mediante um exemplo de aplicação do problema das injeções nodais simultâneas.

Seguidamente, é apresentado um exemplo de validação da rede de 6 barramentos, com aplicação do algoritmo de redução homotética. A tabela 1 representa a potência adicional a injetar na rede de 6 barramentos.

Barramento	Potência injetar [MW]
1	0
2	0
3	0
4	21,76
5	5,50
6	59,53
Total	86,78

Tabela 1 – Potência a injetar na rede de 6 barramentos.

Neste exemplo, por se injetar de forma simultânea em cada barramento uma potência adicional, é necessário proceder a uma redução homotética da potência gerada nos grupos existentes na rede. A rede de 6 barramentos possui, excluindo o barramento de balanço, dois geradores que produzem um total de 110 MW, sendo que o gerador do

barramento 2 apresenta uma produção de 50 MW e o gerador do barramento 3 uma produção de 60 MW. Aplicando a fórmula (2.32) vem que:

$$P_{remover} = \frac{86,78}{110} \times 100 = 78,89 [\%] \quad (2.35)$$

Por existirem dois geradores na rede, nos barramentos 2 e 3, a potência a remover terá de ser igualmente distribuída, em termos percentuais, de forma a evitar situações na qual um dos geradores produza mais do que o outro. Assim, aplicando a fórmula (2.33) vem que:

$$P_{remover_gerador} = \frac{78,89}{2} = 39,44[\%] \quad (2.36)$$

Cada gerador da rede deverá apresentar uma redução de 39,44%. Sabendo a geração inicial de cada um dos grupos vem que:

$$P_{Gerador\ 2} = 50 - 50 \times 0,3944 = 30,28\ MW \quad (2.37)$$

$$P_{Gerador\ 3} = 60 - 60 \times 0,3944 = 36,336\ MW \quad (2.38)$$

Com estes novos valores de geração, a tabela 2 apresenta o novo perfil da rede após a aplicação de um *power flow* (PF).

Barramento #	Geração		Carga	
	P [MW]	Q [MVAr]	P [MW]	Q [MVAr]
1	60,29	10,25	-	-
2	30,28	44,97	-	-
3	36,33	77,72	-	-
4	-	-	70,00	70,00
5	-	-	70,00	70,00
6	-	-	70,00	70,00
7	21,76	20,15	-	-
8	5,50	28,11	-	-
9	59,53	-14,71	-	-
Total	<i>213,68</i>	<i>166,49</i>	<i>210,00</i>	<i>210,00</i>

Tabela 2 – Exemplo de resultados de um PF com GD renovável.

A rede de 6 barramentos apresenta-se com um total de 9 barramentos, uma vez que aos barramentos 4, 5 e 6 estão conectados os barramentos 7, 8 e 9, respetivamente, representando os novos centros produtores. Estes novos barramentos foram adicionados através de uma linha e um barramento fictícios.

A figura 6 mostra a configuração da rede de 6 barramentos com o novo perfil de injeção simultânea de GD.

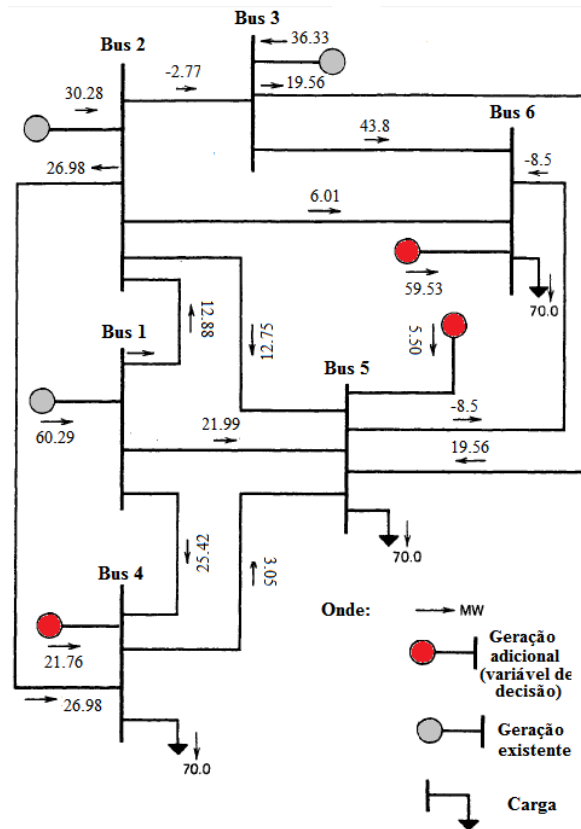


Figura 6 – Rede de 6 barramentos com GD renovável presente nos barramentos 4,5 e 6.

CAPÍTULO III

APLICAÇÃO DE ALGORITMOS GENÉTICOS AO PROBLEMA DA MÁXIMA INJEÇÃO NODAL SIMULTÂNEA

Neste capítulo é desenvolvido e aplicado o GA adaptado à resolução do problema da máxima injeção nodal de GD renovável simultânea.

3.1 Introdução

Os GA são ferramentas de procura e otimização que funcionam de forma diferente, comparativamente aos métodos clássicos, imitando o processo da evolução biológica natural (Holland, 1992).

Estes algoritmos aplicam o princípio de sobrevivência do indivíduo mais apto, de uma determinada população, de forma a gerar melhores soluções. Em cada geração (GER) de um GA é criado um novo conjunto de soluções pelo processo de seleção de indivíduos de acordo com seu nível de aptidão. Estes indivíduos são posteriormente reproduzidos, utilizando operadores importados de mecanismos de adaptação natural, tais como, a mutação e o *crossover*.

O conceito do GA foi inicialmente introduzido por Holland, na Universidade de Michigan, onde, posteriormente, os seus alunos têm contribuído de forma significativa para o desenvolvimento desta área (Holland, 1992). O desenvolvimento dos algoritmos evolutivos permitiu de uma forma mais rápida e eficaz a obtenção de soluções admissíveis para um determinado problema.

3.2 Codificação

A introdução de fontes de energias renováveis, nos vários barramentos da rede, pode dar origem a congestionamentos nos sistemas de transporte e distribuição. De forma a contornar esta situação, os operadores necessitam de um sistema fiável e rápido que permita determinar as condições de funcionamento da rede para que esta possa ser gerida de forma a não existirem perturbações, após a introdução de um novo centro produtor.

Os métodos convencionais, por se basearem numa formulação matemática específica, são lentos e nem sempre exploram toda a amplitude de soluções ótimas de um determinado problema. A introdução do GA, como método alternativo aos métodos convencionais, tem-se revelado promissora. Uma vez que recorrem a operadores de mutação e *crossover*, estes algoritmos são capazes de se adaptarem de forma inteligente ao problema, gerando não uma mas várias soluções ótimas, permitindo uma maior possibilidade de escolha ao operador da rede. Desta forma, o GA é

construído com base na problemática da máxima injeção nodal, simultânea e não simultânea, de forma a garantir um eficaz aproveitamento da rede.

3.3 Princípio de funcionamento

Na terminologia dos GA, um indivíduo representa uma solução admissível do problema. Cada indivíduo é caracterizado por um cromossoma cujos genes representam a potência adicional a injetar em cada barramento da rede. Existem tantos genes quanto o número de barramentos da rede. O princípio de funcionamento do GA é descrito no diagrama 3.

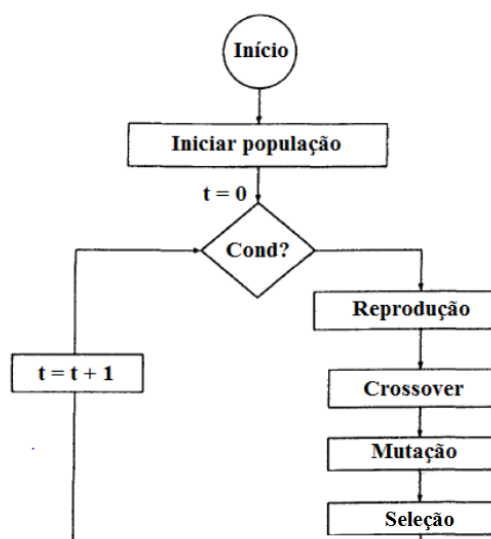


Diagrama 3 – Princípio de funcionamento do GA.

Em primeiro lugar, uma população, que representa as variáveis de decisão, é aleatoriamente gerada, sendo o tamanho da população dependente do problema a ser otimizado. Cada indivíduo deve ser validado recorrendo a um PF, determinando então se a solução se encontra dentro do espaço de soluções admissíveis. Posteriormente, deverá ser atribuído um valor de *fitness*, ou função objetivo, que representa a quantidade de GD a injetar numa rede de energia elétrica.

A *fitness* de cada indivíduo representa o total de potência adicional, gerada a partir de GD renovável, que é possível injetar nos vários barramentos da rede. Um indivíduo inviável não é selecionado para a próxima GER, permitindo que o GA se concentre somente em soluções viáveis. Assim que os indivíduos de uma população

aleatoriamente gerada sejam validados, são aplicados três operadores genéticos, nomeadamente a reprodução, o cruzamento e a mutação, gerando assim a população da GER seguinte.

3.3.1 Descrição do procedimento

3.3.1.1 Reprodução

A reprodução forma uma nova população, geralmente com o mesmo número de indivíduos existentes na população inicial, por um processo de seleção aleatório seguindo um determinado regime.

A tabela 3 representa um perfil de injeção nodal adicional (indivíduo aleatório), em MW na rede de 6 barramentos.

<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
4	8	15	16	23	42	108

Tabela 3 – Exemplo de um indivíduo referente à injeção nodal simultânea na rede de 6 barramentos.

Para cada membro da população é aleatoriamente sorteado um outro indivíduo diferente do indivíduo em questão, sendo este processo representado pelo operador de reprodução. A tabela 4 representa dois indivíduos aleatoriamente sorteados por aplicação do operador de reprodução, denominados como pais, onde serão posteriormente sujeitos aos operadores de *crossover*, que representa a troca de genes entre duas soluções, e de mutação respetivamente.

	<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
Pai 1	4	8	15	16	23	42	118
Pai 2	10	25	30	57	20	44	186

Tabela 4 – Indivíduos sorteados para o torneio de seleção no GA.

3.3.1.2 Crossover

Terminada a fase de reprodução, os indivíduos selecionados (pais) transitam para o operador de *crossover*, onde serão recombinaados de forma a criar uma sequência melhor (valor de *fitness* mais elevado). A probabilidade de *crossover* é atribuída a

este processo de troca de genes. Caso ocorra *crossover*, é aleatoriamente definido um ponto de *crossover* (PC), que indica o ponto da troca dos genes entre os indivíduos.

No operador de *crossover* desenvolvido, após a seleção dos dois pais, e depois de determinado o PC, os genes dos pais são trocados entre si. A troca de genes entre dois pais, originará dois novos indivíduos, designados por filhos.

A tabela 5 representa a atribuição do PC aos indivíduos definidos na tabela 4.

PC

	<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
Pai 1	4	8	15	16	23	42	108
Pai 2	10	25	30	57	20	44	186

Tabela 5 – Determinação do PC no GA.

A tabela 6 apresenta a recombinação dos indivíduos após a determinação do PC, formando assim os filhos.

PC

	<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
Filho 1	4	8	30	57	20	44	163
Filho 2	10	25	15	16	23	42	131

Tabela 6 – Troca de genes entre os dois pais selecionados no GA.

Neste caso, é possível verificar uma melhoria da solução, cujo valor *fitness* aumentou de 108 (pai 1) para 163 (filho 1), o que não acontece na segunda solução que diminuiu de 186 (pai 2) para 131 (filho 2).

Após o *crossover*, somente o pai e o filho que apresentarem um maior valor de *fitness* são validados por um PF. Somente a solução que apresentar o melhor valor de *fitness*

poderá ser sujeita ao operador de mutação. Considera-se, neste caso, que a solução correspondente ao filho 1 seja transmitida para o operador de mutação.

3.3.1.3 Mutação

O operador de mutação altera com uma pequena probabilidade de ocorrência, um determinado gene do indivíduo selecionado. A este processo é atribuído um ponto de mutação (PM), que representa o gene a ser mutado. Só deverá existir um ponto de mutação por indivíduo. De uma forma geral, o operador de mutação altera localmente um gene, gerando um valor aleatório compreendido entre 0 e o valor máximo admissível para esse gene (determinado por aplicação do algoritmo da máxima injeção nodal), de forma a criar uma sequência melhor. Tal como no operador de *crossover*, estas alterações não garantem uma melhoria de resultados, podendo a nova solução encontrar-se fora do espaço de soluções admissíveis, não transitando assim para a GER seguinte.

Na presente dissertação, após a validação da melhor solução obtida através do operador de *crossover*, um gene desse indivíduo é aleatoriamente sorteado para a aplicação do operador de mutação. Neste caso, o gene deverá mutar para um valor compreendido entre zero e o valor admissível no barramento representado por esse gene.

Na tabela 7 é representado o gene 4 (barramento 4) aleatoriamente sorteado para a aplicação da mutação.


PM						
						
<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
4	8	30	57	20	44	163

Tabela 7 – Processo de mutação associado ao gene 4 (barramento 4) no GA.

O novo valor desse gene deverá seguir uma probabilidade uniformemente distribuída.

Supondo que o máximo admissível no barramento 4 é de 210 MW, o valor do novo gene deverá estar compreendido entre 0 e 210 MW. Considerando que o novo valor sorteado tenha sido de 100 MW, a tabela 8 apresenta o novo indivíduo mutado.

<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
4	8	30	100	20	44	206

Tabela 8 – Aplicação de mutação no gene 4 no GA.

Com esta mutação, é possível verificar que o valor *fitness* do indivíduo melhorou. Caso a solução seja validada pelo PF, este indivíduo passará para a GER seguinte. Caso a solução mutada seja inválida, a solução validada anteriormente ao processo de mutação (filho 1 representado na tabela 6) deverá passar para a GER seguinte.

3.4 Parametrização

A determinação dos parâmetros a utilizar nos diferentes operadores de mutação e *crossover*, bem como o tamanho da população e número máximo de gerações (MÁX GER), influenciam a qualidade dos resultados obtidos e reduzem fenômenos de saturação precoce.

A melhor parametrização foi determinada com base numa série de testes ao algoritmo GA aplicado à rede de 14 barramentos. Nestes testes, a probabilidade de *crossover* e mutação foram alteradas com o objetivo de gerar soluções mais aptas. Escolheram-se os parâmetros que proporcionaram os melhores resultados, tendo-se utilizado o valor da *fitness*, dos vários indivíduos da população, para analisar o desempenho do GA. Os resultados do teste podem ser observados no anexo V.

A tabela 9 representa os parâmetros determinados nos testes de parametrização do algoritmo GA.

Parametrização do GA	
	Regime N e N-1
MÁX GER	50
População	100
Crossover	0,6
Mutação	0,085

Tabela 9 – Parametrização do GA.

3.5 Aplicação

Tendo como base a rede de 6 e 14 barramentos, cujos dados se encontram nos anexos II e III, determinou-se a máxima injeção nodal que cada barramento suporta, sem provocar sobrecargas na rede. Para o efeito, seguiu-se os procedimentos descritos nos diagramas 1 e 2.

As tabela 10 apresenta os valores da máxima injeção nodal em ambos os regimes, na rede de 6 barramentos.

Barramentos	Regime N		Regime N-1	
	P[MW]	Elemento limitador	P[MW]	Elemento limitador
Bus 2	220	Gerador balanço no limite	0	Impossível injetar
Bus 3	192	Linha 3-2 em sobrecarga	0	Impossível injetar
Bus 4	196	Linha 2-4 em sobrecarga	163	Linha 2-4 em sobrecarga
Bus 5	220	Gerador balanço no limite	220	Geradores iniciais no limite
Bus 6	220	Gerador balanço no limite	178	Linha 3-6 em sobrecarga

Tabela 10 – Máxima injeção nodal nos regimes N e N-1 na rede de 6 barramentos.

Em regime N-1, não foi possível injetar nos barramentos 2 e 3 uma vez que a rede entrou em sobrecarga na primeira injeção de GD.

No barramento 5, para o mesmo regime, os geradores iniciais, devido à redução homotética, atingiram o limite de geração de potência ativa, tendo esse limite sido definido como zero. A mesma situação também se verificou em regime N para os barramentos 2, 5 e 6.

Quando comparados ambos os regimes, é possível verificar que o regime N-1 apresenta uma menor quantidade de injeção na rede, uma vez que a existência de contingências reduz a capacidade de injeção sem provocar sobrecargas.

Aplicando o algoritmo da máxima injeção nodal à rede de 14 barramentos, a tabela 11 apresenta os valores obtidos no estudo dos regimes N e N-1.

Barramentos	Regime N		Regime N-1	
	P [MW]	Elemento limitador	P[MW]	Elemento limitador
Bus 2	137	Gerador balanço no limite	137	Gerador balanço no limite
Bus 3	136	Gerador balanço no limite	136	Gerador balanço no limite
Bus 4	135	Gerador balanço no limite	135	Gerador balanço no limite
Bus 5	137	Gerador balanço no limite	109	Linha 4-5 em sobrecarga
Bus 6	139	Gerador balanço no limite	130	Linha 5-6 em sobrecarga
Bus 7	136	Gerador balanço no limite	60	Linha 4-7 em sobrecarga
Bus 8	63	Linha 7-8 em sobrecarga	63	Linha 7-8 em sobrecarga
Bus 9	137	Gerador balanço no limite	135	Gerador balanço no limite
Bus 10	133	Linha 9-10 em sobrecarga	99	Linha 6-11 em sobrecarga
Bus 11	155	Gerador balanço no limite	79	Linha 6-11 em sobrecarga
Bus 12	142	Linha 6-12 em sobrecarga	86	Linha 6-12 em sobrecarga
Bus 13	127	Linha 6-13 em sobrecarga	91	Linha 6-13 em sobrecarga
Bus 14	160	Gerador balanço no limite	108	Linha 13-14 em sobrecarga

Tabela 11 – Máxima injeção nodal nos regimes N e N-1 na rede de 14 barramentos.

Em ambos os regimes, a descrição do “gerador balanço no limite” corresponde à produção de uma potência ativa inferior a zero por parte do gerador de balanço.

Para ambas as tabelas, 10 e 11, é de salientar que a sobrecarga de uma linha ocorre quando a potência em trânsito é superior ou igual à sua potência nominal, definida pelo *Rate A*. É necessário ainda ter em conta que, em ambas as redes, para os regimes N e N-1, o gerador do barramento 1 é o gerador de balanço, sendo assim impossível a injetar GD neste barramento.

3.5.1 Resultados em regime permanente

3.5.1.1 Rede de 6 barramentos

Tendo em conta que a rede 6 barramentos é uma rede simples, constituída por um reduzido número de geradores, cargas e linhas, é possível verificar que as soluções obtidas por aplicação do GA, convergem para o mesmo ponto ótimo, sem necessitarem de um número elevado de GER, como é possível visualizar no gráfico 2.

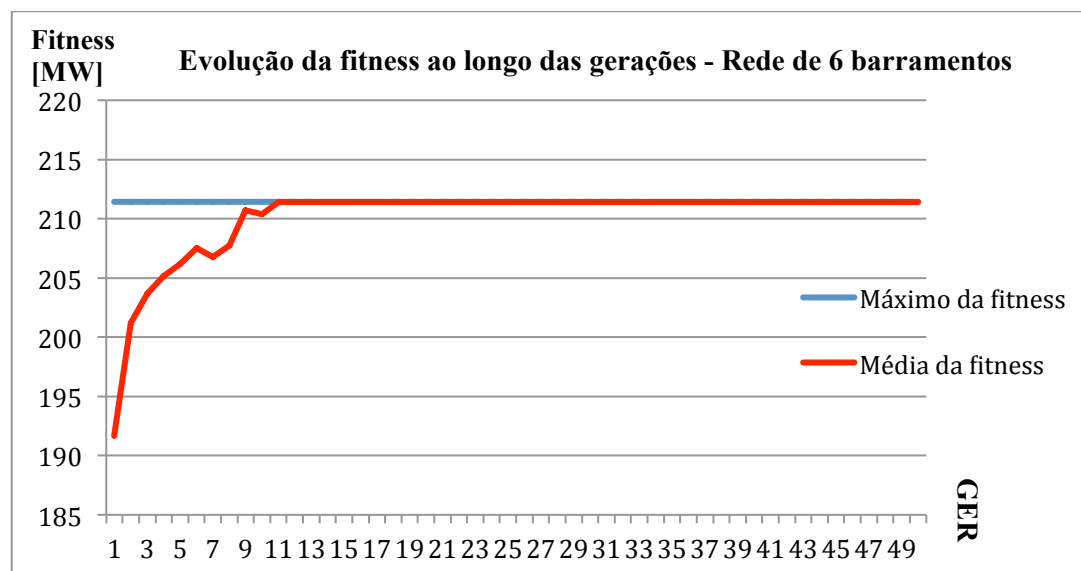


Gráfico 2 – Evolução da *fitness* ao longo das GER em regime N aplicando o algoritmo GA na rede de 6 barramentos.

Foi possível verificar que todos os indivíduos são idênticos entre si, não se tendo verificado diversidade nas soluções geradas. A representação da configuração da rede é ilustrada na figura 7.

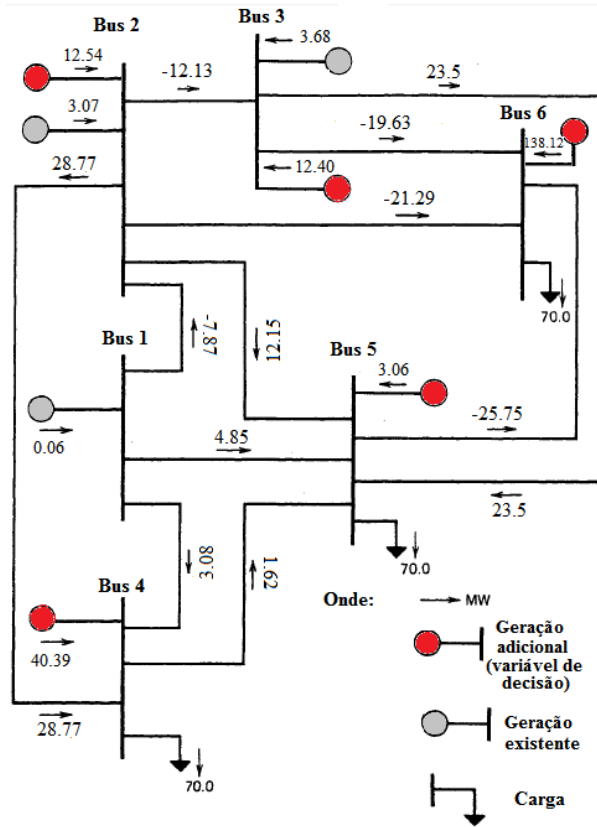


Figura 7 – Rede de 6 barramentos em regime N quando aplicado GA.

3.5.1.2 Rede de 14 barramentos

Comparando o resultado da *fitness* dos gráficos 3 e 2, é possível verificar que o valor máximo atingido pelo algoritmo é menor na rede de 14 barramentos, devido à existência de um maior número de geradores, cargas e linhas. Por aplicação do algoritmo verificou-se, como valor máximo de injeção, 140,5 MW na rede de 14 barramentos e 211 MW na rede de 6 barramentos.

3.5.2 Resultados em regime de contingência

3.5.2.1 Rede de 6 barramentos

Numa comparação entre os gráficos 4 e o 2, é possível verificar que o valor de *fitness* do gráfico 2 é superior ao do gráfico 4.

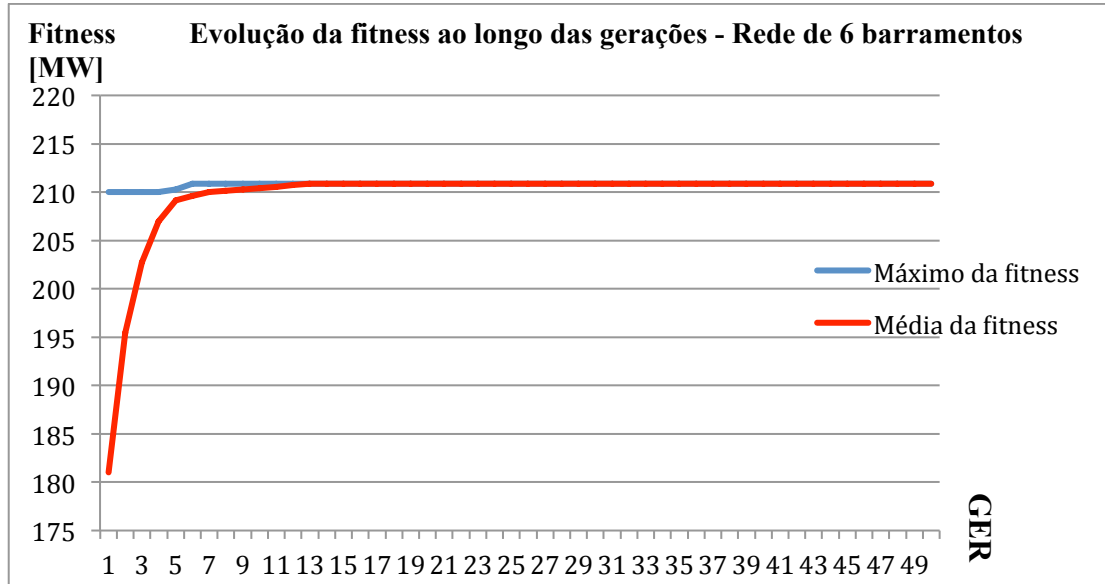


Gráfico 4 – Evolução da *fitness* ao longo das GER em regime N-1 aplicando GA na rede de 6 barramentos.

A rede de 6 barramentos, em regime N-1, não permite injeção de GD nos barramentos 2 e 3, por se verificarem limitações na rede logo na primeira introdução de GD, tal como é possível verificar na tabela 10. No entanto, a configuração da rede em estudo permite uma injeção nodal nos restantes barramentos de tal ordem que é possível reduzir ao máximo a produção dos geradores inicialmente existentes na rede, por aplicação do algoritmo de redução homotética. Também se verificou que todos os indivíduos da última GER são idênticos entre si. A configuração final da rede é ilustrada na figura 9.

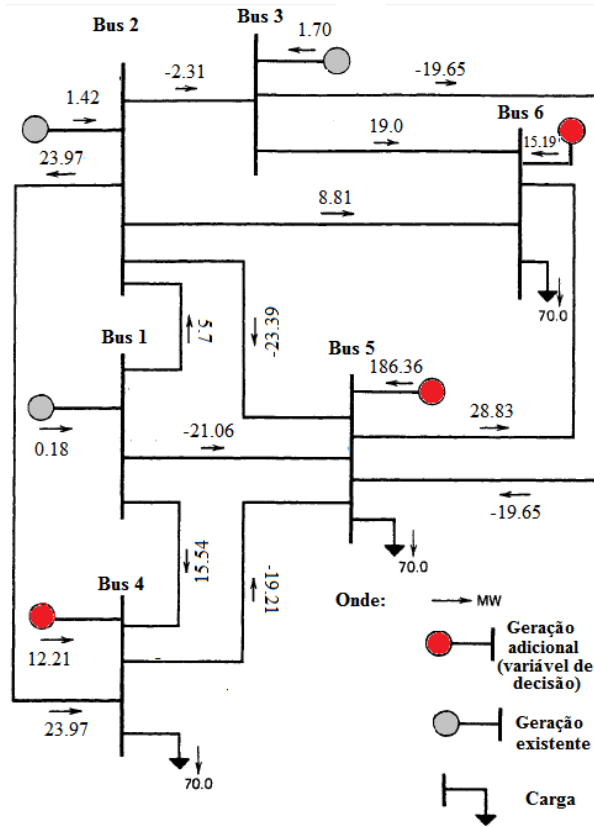


Figura 9 – Rede de 6 barramentos em regime N-1 quando aplicado GA.

3.5.2.2 Rede de 14 barramentos

Com base nos resultados obtidos no estudo da rede de 14 barramentos em regime N-1, a evolução da média da *fitness* dos indivíduos até ao valor máximo determinado está representada no gráfico 5.

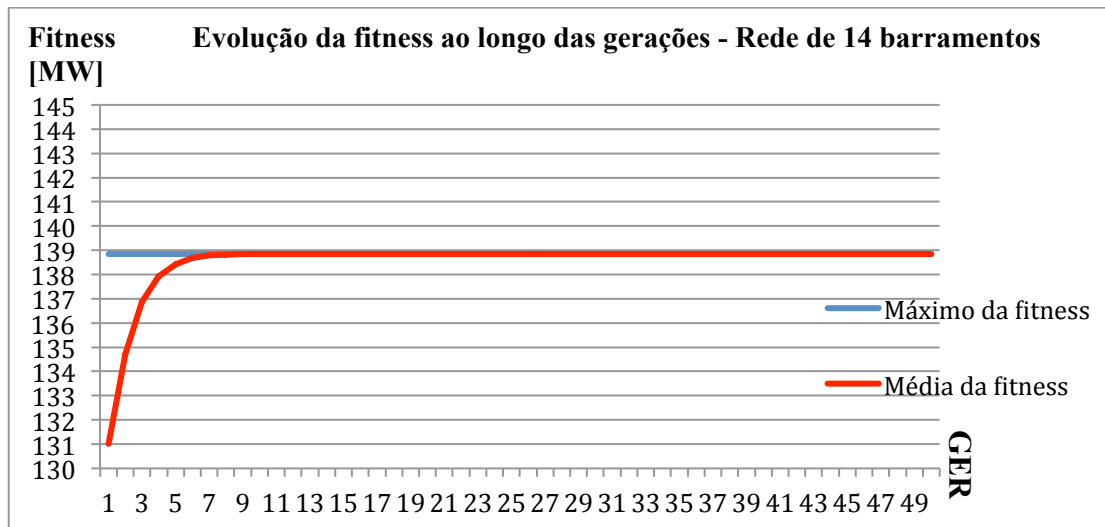


Gráfico 5 – Evolução da *fitness* ao longo das GER em regime N-1 aplicando GA na rede de 14 barramentos.

Embora as limitações da rede de 14 barramentos, em regime N e N-1, sejam consideráveis, o grande número de barramentos permite a injeção de GD renovável de forma a reduzir a produção das centrais já existentes na rede. Comparando os resultados obtidos nos gráficos 3 e 5, verificaram-se alterações no valor de *fitness* da população da última GER. Em regime N observou-se uma injeção de 140,5 MW e no regime N-1 verificou-se uma injeção de 139 MW. A figura 10 ilustra a configuração final da rede de 14 barramentos em regime N-1, por aplicação de GA.

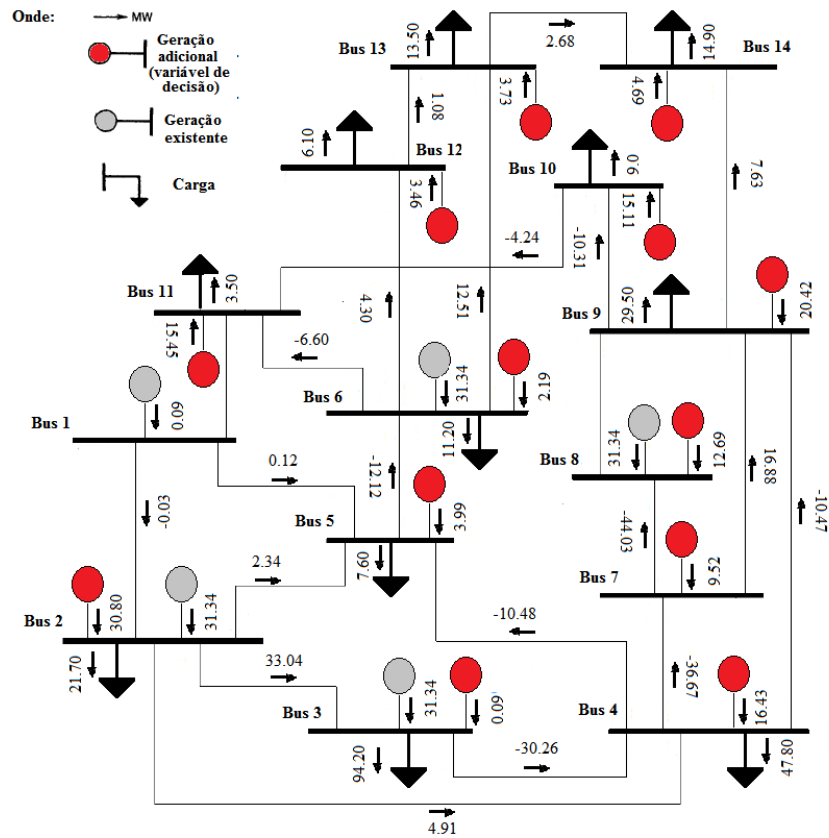


Figura 10 – Rede de 14 barramentos em regime N-1 quando aplicado GA.

3.6 Conclusões

A aplicação do GA na rede de 6 e 14 barramentos permitiu, tanto para o regime N como para o regime N-1, a obtenção de uma solução ótima, idêntica em todos os indivíduos da população.

A construção deste algoritmo, partindo da população inicial aleatoriamente gerada, cujos perfis de geração são soluções admissíveis, permitiu a obtenção de uma solução final com valor de *fitness* melhor do que as soluções iniciais, maximizando assim o perfil de injeção nodal. No entanto, como é possível verificar nos gráficos 2 a 5, a média da *fitness* das populações em cada GER tende sempre para o valor máximo em aproximadamente 13 GER, em ambas as redes e regimes. A rápida convergência das soluções com resultados idênticos pode indicar duas situações distintas: ou uma saturação do algoritmo, tornando-se incapaz de determinar novas soluções após a determinação de um ótimo local, ou a solução para este problema pode encontrar-se num único perfil de geração. Com a finalidade de determinar qual a situação que melhor caracteriza o problema, em vez da população inicial ser aleatoriamente gerada,

todos os genes dos vários indivíduos da população inicial foram iniciados a 1 MW. Neste teste, o algoritmo genético manteve a sua convergência para valores aproximados aos apresentados ao longo dos gráficos 2 a 5, demonstrando não existir saturação.

Embora o GA tenha apresentado o mesmo perfil de injeção na última GER, é possível verificar que, nas figuras 7 a 10, a geração não se encontra concentrada num único barramento, mas sim distribuída entre todos. É de salientar que as soluções convergiram em aproximadamente 2 minutos, utilizando um processador *Intel I7-3630QM 2,40 GHz*, *6 GB RAM DDR2 1600 MHz* e uma gráfica *ADM Radeon 7670M*.

CAPÍTULO IV

APLICAÇÃO DE *DIFFERENTIAL EVOLUTION* AO PROBLEMA DA MÁXIMA INJEÇÃO NODAL SIMULTÂNEA

Neste capítulo é introduzido o conceito relativo ao algoritmo DE, tendo por base o problema das máximas injeções nodais simultâneas de GD.

4.1 Introdução

O algoritmo DE foi inicialmente proposto por Storm & Price em 1997. É um algoritmo evolutivo que tem sido amplamente aplicado na resolução de problemas de otimização. Este algoritmo possui boas capacidades de pesquisa globais, sendo capaz de lidar com funções não diferenciáveis, não lineares e multimodais, apresentando boas propriedades de convergência.

A denominação DE surge a partir de um processo matemático adjacente ao algoritmo, que será posteriormente desenvolvido neste capítulo. Este algoritmo, contrariamente ao GA, é baseado na diferença (*Differential*) entre vários indivíduos (vetores) de uma dada população com o objetivo de gerar soluções que vão convergindo para um ponto ótimo, geração após geração (*Evolution*). A figura 11 ilustra o operador de mutação, onde é aplicada a diferença entre os vários indivíduos de uma população.

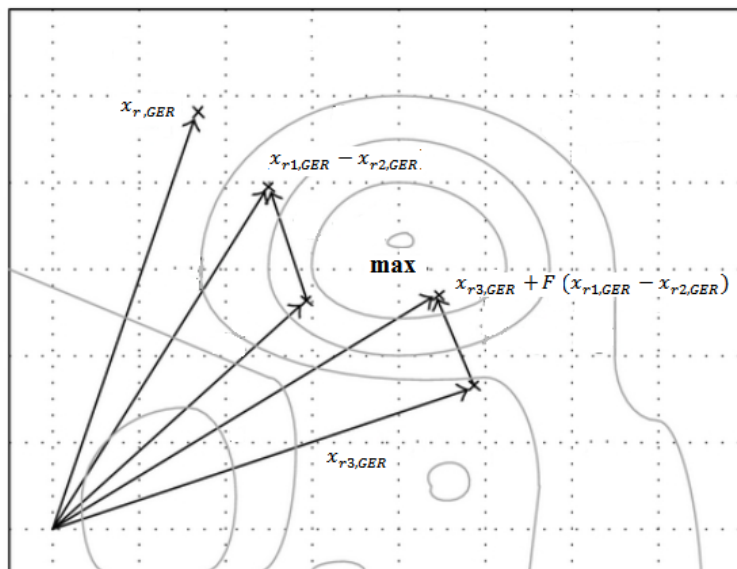


Figura 11 – Ilustração do método de pesquisa do DE. Adaptado de (Taher & Afsari, 2012).

Como é possível verificar na figura 11, o indivíduo inicial $x_{r,GER}$, que é utilizado como ponto de referência para futura comparação após a aplicação do algoritmo DE, encontra-se afastado do ponto ótimo. Por aplicação do algoritmo DE, são aleatoriamente sorteados 2 indivíduos, $x_{r1,GER}$ e $x_{r2,GER}$, que são utilizados para o cálculo diferencial, $x_{r1,GER} - x_{r2,GER}$. Com o objetivo de melhorar a solução gerada, é selecionado um terceiro indivíduo, $x_{r3,GER}$, que é posteriormente somado ao vetor

resultante da etapa anterior, numa tentativa de obter uma solução mais próxima do valor máximo admissível. Ao longo das GER, a distância entre indivíduos torna-se menor, sendo a magnitude da distância inicial influenciada pelo tamanho da população. Uma grande distância entre indivíduos pode ser um ótimo indicador da existência de uma população diversificada. Uma pequena magnitude pode indicar duas situações distintas: pode ser indício de uma população inicial pouco diversificada ou um indicador de que o algoritmo está a convergir para uma solução ótima.

O algoritmo DE diferencia-se assim do GA na medida em que o processo é baseado numa diferença vetorial e não por um processo de procura direcionada. Este algoritmo pode ser aplicado numa grande diversidade de problemas de engenharia tais como treino de redes neuronais, determinação da configuração ótima de redes de distribuição de gás, otimização de sistemas de bombeamento de água, simulação da reflexão de superfícies curvas, otimização de redes de energia elétrica, entre outros.

4.2 Codificação dos DE no contexto das injeções nodais

A aplicação do GA ao problema da máxima injeção nodal simultânea apresentou vantagens significativas na obtenção de melhores soluções, sem provocar restrições operacionais à rede. Uma outra metodologia que será objeto de estudo neste capítulo é o algoritmo DE. Neste algoritmo, tal como se verifica no GA, existem três operadores que regem o seu funcionamento, tais como, a mutação, o *crossover* e a seleção. Comparativamente ao GA, o DE diferencia-se na codificação do operador de mutação e pelo facto de ser aplicado antes do operador de *crossover*. O diagrama 4 representa a comparação entre o princípio de funcionamento entre os dois algoritmos acima descritos.

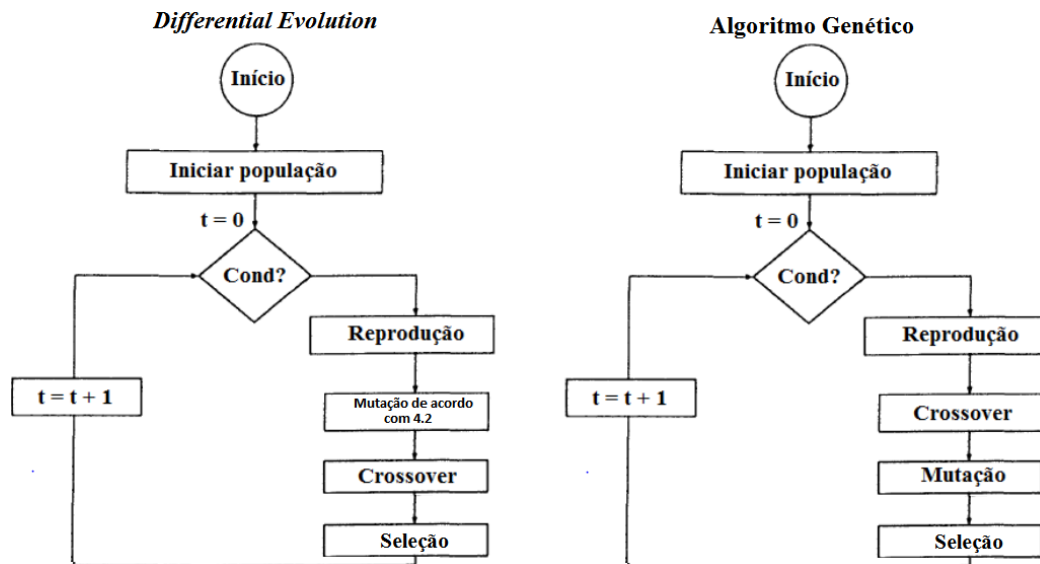


Diagrama 4 – Comparação entre os princípios de funcionamento do DE e do GA.

O algoritmo DE, tal como no GA, é aplicado a cada indivíduo da população, tendo como ponto de partida uma população aleatória. Na terminologia do algoritmo DE, e tendo como base o diagrama 5 e a topologia de uma rede de 6 barramentos, cada indivíduo é denominado por vetor alvo. (1) No processo de iniciação ou de reprodução, são aleatoriamente sorteados dois indivíduos, ou vetores aleatórios (2), que transitam para o operador de mutação. Durante o processo de mutação, é calculada a diferença entre estes dois vetores, formando assim o vetor diferença (3). Este vetor é posteriormente multiplicado por um parâmetro aleatório F (4), que visa a ampliação das soluções obtidas (3), construindo assim o vetor diferença ponderada (5). É ainda definido um terceiro vetor, o vetor adicional, (6), que será somado ao vetor diferença ponderada, construindo assim o vetor mutante (7). O operador de mutação é assim terminado e o vetor mutante transita para o operador de *crossover* (8). Nesta fase, o algoritmo constrói um vetor, o vetor probabilidade de *crossover*, cuja dimensão é igual ao número de barramentos da rede, onde a cada gene é atribuído um valor aleatório. De acordo com a etapa (8), considerando a variável de controlo a probabilidade de *crossover* (CR), o operador de *crossover* constrói um vetor, o vetor ensaio (9), ao passar os genes homólogos do vetor mutante para os genes onde se verifica que o valor CR é inferior ao valor atribuído no vetor probabilidade de *crossover*. Caso o valor dos genes do vetor probabilidade de *crossover* sejam superiores ao valor de CR , o vetor ensaio recebe os genes homólogos do vetor alvo. O operador de *crossover* é assim finalizado. Com o vetor ensaio (9) e o

vetor alvo (1), o operador de seleção é iniciado (10). A *fitness* de ambos os vetores é comparada, transitando para a GER seguinte o vetor mais apto. Este processo é repetido até se atingir o número máximo de GER definido pelo utilizador.

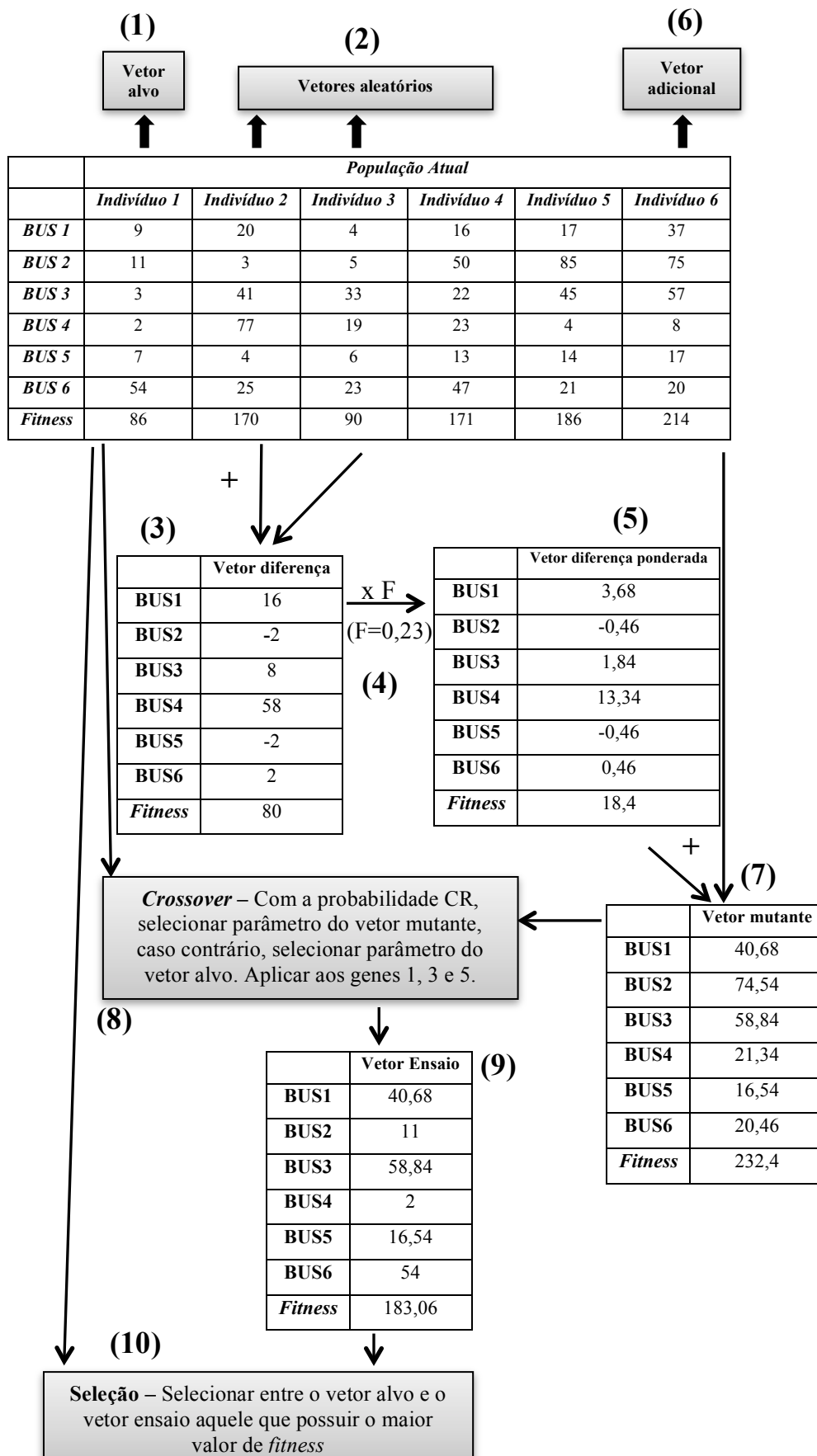


Diagrama 5 –Exemplo da aplicação do algoritmo DE na rede de 6 barramentos.

Para ilustrar o funcionamento do algoritmo, o processo acima descrito foi aplicado a um indivíduo de uma dada GER, utilizando a rede de 6 barramentos. Tal como no GA, a população inicial é construída com base nos resultados obtidos no estudo da máxima injeção nodal, onde os valores dos genes dos indivíduos da população são aleatoriamente gerados, sendo compreendidos entre zero e o seu valor máximo. A tabela 12 representa o indivíduo selecionado como vetor alvo.

Vetor alvo						
<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
63,70	7,41	9,34	10,04	54,65	27,46	172,59

Tabela 12 – Indivíduo selecionado como vetor alvo no DE.

Da população onde o vetor alvo foi selecionado, são sorteados dois vetores aleatórios, diferentes do vetor alvo. A tabela 13 representa os dois vetores aleatórios sorteados.

	Vetores aleatórios						
	<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
Indivíduo 1	39,31	48,11	23,09	4,33	50,72	42,09	207,66
Indivíduo 2	66,95	3,19	14,68	13,77	53,38	1,66	153,65

Tabela 13 – Indivíduos selecionados como vetores aleatórios no DE.

Terminado o processo de iniciação, o algoritmo transita para o operador de mutação onde, para cada vetor alvo, o vetor mutante ($v_{i,GER}$) é gerado da seguinte forma:

$$v_{i,GER} = x_{r3,GER} + F \times (x_{r1,GER} - x_{r2,GER}) \quad (4.1)$$

Onde $x_{r1,GER}$, $x_{r2,GER}$ e $x_{r3,GER}$ são vetores aleatoriamente sorteados da população de uma GER; F é uma variável aleatória compreendida entre [0, 2]. Valores superiores a 2 implicam uma ampliação demasiado grande, tornando o processo de convergência de soluções demorado.

Os vetores aleatórios $x_{r1,GER}$ e $x_{r2,GER}$, são escolhidos de forma a serem diferentes do índice i em curso no processo, podendo o vetor $x_{r3,GER}$ ser igual ao índice i . A variável F é um valor real e constante compreendido entre $F \in [0, 2]$ que controla a amplificação da variação diferencial ($x_{r1,GER} - x_{r2,GER}$) (Storm et al., 1997).

Considerando os dois vetores aleatórios definidos na tabela 13, a diferença entre estes dois indivíduos (indivíduo 1 - indivíduo 2) é calculada, gerando assim o vetor diferença. No caso do barramento 1, por exemplo, o valor calculado de -27,64 corresponde à diferença entre os genes dos indivíduos 1 e 2. A tabela 14 representa a diferença entre os vetores apresentados na tabela 13.

Vetor diferença						
<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
-27,64	44,92	8,41	-9,44	-2,66	40,43	54,02



$$39,31 - 66,95 = -27,64$$

Tabela 14 – Construção do vetor diferença no DE.

Após se ter calculado o vetor diferença, as soluções são amplificadas através de um parâmetro F. Seja $F=0,25$, é necessário efetuar o cálculo apresentado na segunda parcela da fórmula (4.1), onde o parâmetro F é multiplicado pelo vetor diferença. A tabela 15 representa o cálculo do vetor diferença ponderada.

Vetor diferença ponderada						
<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
-6,91	11,23	2,10	-2,36	-0,66	10,11	13,51



$$0,25 \times (-27,64) = -6,91$$

Tabela 15 – Construção do vetor diferença ponderada no DE.

Seguidamente, um terceiro vetor, o vetor adicional, é aleatoriamente sorteado. A tabela 16 representa o terceiro vetor aleatoriamente sorteado.

Vetor adicional						
<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
78,95	13,19	24,68	33,77	13,37	10,66	174,62

Tabela 16 – Indivíduo selecionado como vetor adicional no DE.

Finalizando o cálculo representado em (4.1) vem que o vetor mutante = (vetor adicional + vetor diferença ponderada). A tabela 17 representa o cálculo apresentado em (4.1).

Vetor mutante						
<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
72,04	24,42	26,78	31,41	12,71	20,77	188,13



$78,95 - 6,91 = 72,04$

Tabela 17 – Construção do vetor mutante no DE.

Finalizado o operador de mutação, o algoritmo DE transita para o operador de *crossover*. A fórmula (4.2) mostra a forma como os genes dos indivíduos anteriormente definidos são utilizados na construção do vetor ensaio.

$$u_{ji,GER} = \begin{cases} v_{ji,GER}, & rand(1) \leq CR \\ x_{ji,GER}, & rand(1) > CR \end{cases} \quad (4.2)$$


Onde $u_{ji,GER}$ representa o vetor ensaio obtido através do operador de *crossover*; $v_{ji,GER}$ é o gene j do vetor mutante; $x_{ji,GER}$ é o gene j do vetor alvo.

Para a aplicação do operador de *crossover*, é construído o vetor probabilidade de *crossover* onde, em cada gene, é gerado um valor aleatório, compreendido entre [0,1], que será utilizado nas verificações da fórmula (4.2). Assim, caso o valor gerado num dado gene do vetor probabilidade de *crossover* seja inferior à variável CR, o *crossover* ocorre, transpondo o valor do gene homólogo do vetor mutante para um novo vetor criado, o vetor ensaio. Caso o valor aleatório seja superior à variável CR, o *crossover* não ocorre, ou seja, o gene do vetor ensaio adquire o valor presente no gene homólogo do vetor alvo.

Considerando CR=0,6, é gerado um vetor de dimensão correspondente ao número de barramentos da rede em questão, denominado por vetor probabilidade de *crossover*. Cada gene desse vetor terá um valor aleatoriamente gerado, compreendido entre [0,1],

que determina os genes para ocorrência do *crossover*. A tabela 18 representa o vetor probabilidade de *crossover* aleatoriamente construído.

Vetor probabilidade de <i>crossover</i>					
<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>
0,63	0,09	0,27	0,54	0,95	0,96



<i>Valor aleatório < CR</i>

Tabela 18 – Definição do vetor de probabilidade de *crossover* no DE.

A tabela 19 representa o vetor alvo definido.

Vetor alvo						
<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
63,70	7,41	9,34	10,04	54,65	27,46	172,59

Tabela 19 – Indivíduo selecionado como vetor alvo no DE.

De acordo com a tabela 18, o *crossover* irá ocorrer nos genes 2, 3 e 4, uma vez que esses valores são inferiores à variável CR. Com base na fórmula (4.2), a tabela 20 representa o vetor ensaio gerado.

Vetor ensaio						
<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
63,70	24,42	26,78	31,41	54,65	27,46	228,42

Tabela 20 – Indivíduo obtido no processo do DE.

Como etapa final do algoritmo DE, o processo de seleção compara o vetor ensaio com o vetor alvo. Por ser um processo de maximização, somente o vetor com o maior valor *fitness* transita para a GER seguinte. Nesta etapa, as soluções são verificadas. Caso a solução determinada não seja admissível, então o vetor ensaio é eliminado e o vetor alvo transita para a GER seguinte.

Ao comparar os valores da *fitness* da tabela 19 com a tabela 20, é possível verificar que o indivíduo presente na tabela 20 apresenta um maior valor de *fitness*, sendo assim transmitido para a GER seguinte.

4.3 Parametrização

A parametrização do algoritmo DE foi definida com base numa série de testes, com o objetivo de obter indivíduos com o melhores valores de *fitness*.

A tabela 21 representa os parâmetros determinados.

Parametrização do DE		
	Regime N	Regime N-1
MÁX GER	1000 (6Bus)/3000 (14 Bus)	500 (6Bus)/3000 (14 Bus)
População	100	100
Crossover	0,6	0,8
Mutação	1	0,7

Tabela 21 – Parametrização do DE usada nas redes de 6 e 14 barramentos.

4.4 Aplicação

Tendo como ponto de partida os resultados obtidos por aplicação do algoritmo de determinação da máxima injeção nodal, descrito nas tabelas 10 e 11, o algoritmo DE foi aplicado às redes de 6 e 14 barramentos, em regime N e N-1.

4.4.1 Resultados em regime permanente

4.4.1.1 Rede de 6 barramentos

Com o objetivo de visualizar de que forma o valor da *fitness* de cada população evolui, o gráfico 6 representa a evolução da média do *fitness* dos vários indivíduos ao longo das GER.

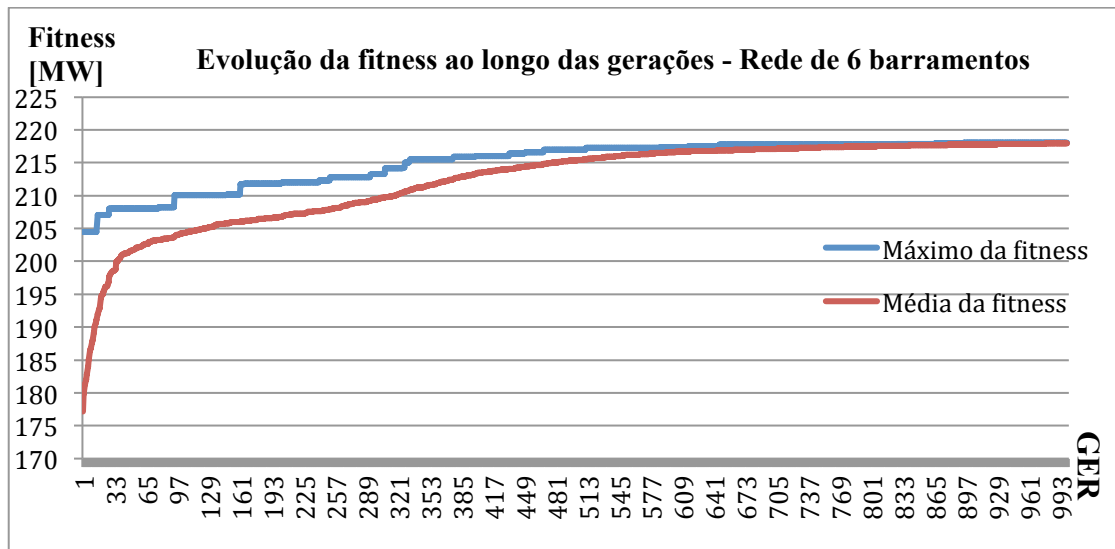


Gráfico 6 – Evolução da *fitness* ao longo das GER em regime N aplicando DE na rede de 6 barramentos.

Com base no gráfico 6, é possível verificar que o algoritmo determina soluções com uma aptidão maior do que as determinadas nas GER anteriores. Embora a rede de 6 barramentos seja uma rede relativamente simples, o algoritmo DE necessita de um elevado número de GER, comparativamente ao GA, para atingir a convergência das soluções, uma vez que os operadores de mutação e *crossover* constroem soluções diversificadas. De forma a visualizar a configuração da rede de 6 barramentos, a figura 12 ilustra a solução final obtida por aplicação do algoritmo DE.

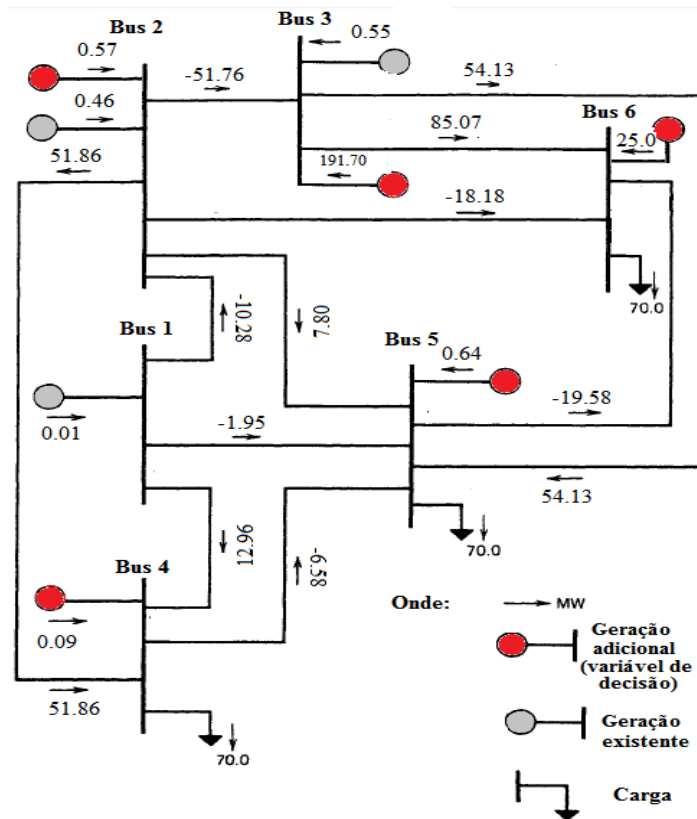


Figura 12 – Rede de 6 barramentos em regime N quando aplicado DE utilizando um indivíduo aleatório da população final.

4.4.1.2 Rede de 14 barramentos

A análise ao gráfico 7 permite concluir que, comparativamente aos resultados obtidos na rede de 6 barramentos, a rede de 14 barramentos necessita de um maior número de GER para atingir a convergência das soluções.

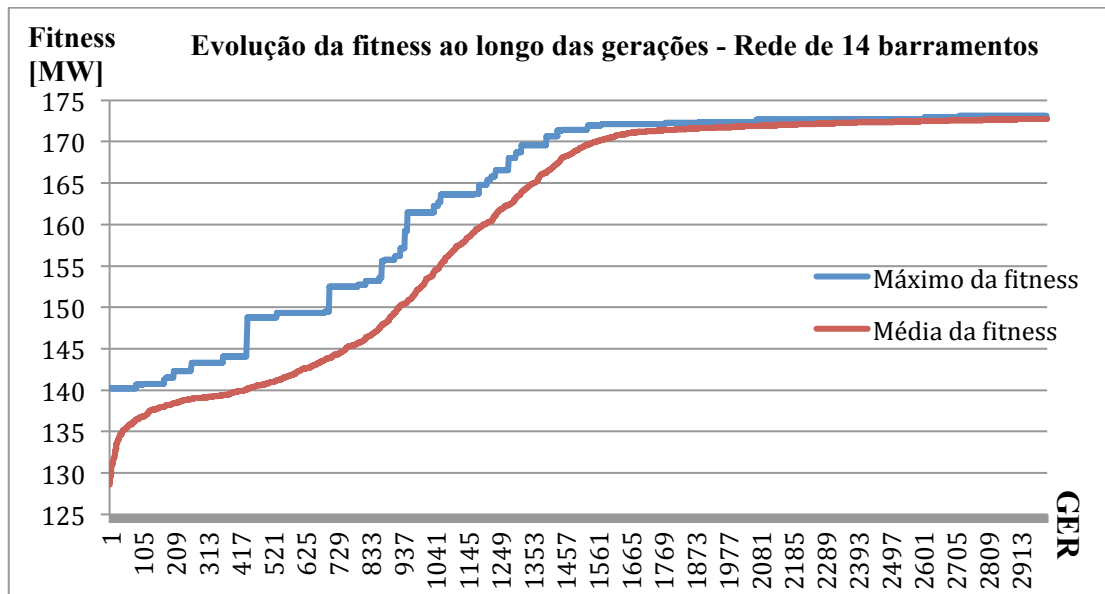


Gráfico 7 – Evolução da *fitness* ao longo das GER em regime N aplicando DE na rede de 14 barramentos.

É também de salientar que o valor máximo atingido por aplicação do algoritmo DE na rede de 14 barramentos é inferior ao valor máximo obtido na rede de 6 barramentos. O algoritmo permite a obtenção de soluções diversificadas, verificando-se no entanto uma preferência de injeção em determinados barramentos. O elevado número de GER necessárias para atingirem a convergência tornam o algoritmo demorado e ineficiente do ponto de vista prático. A figura 13 representa a rede de 14 barramentos em regime N por aplicação do algoritmo DE.

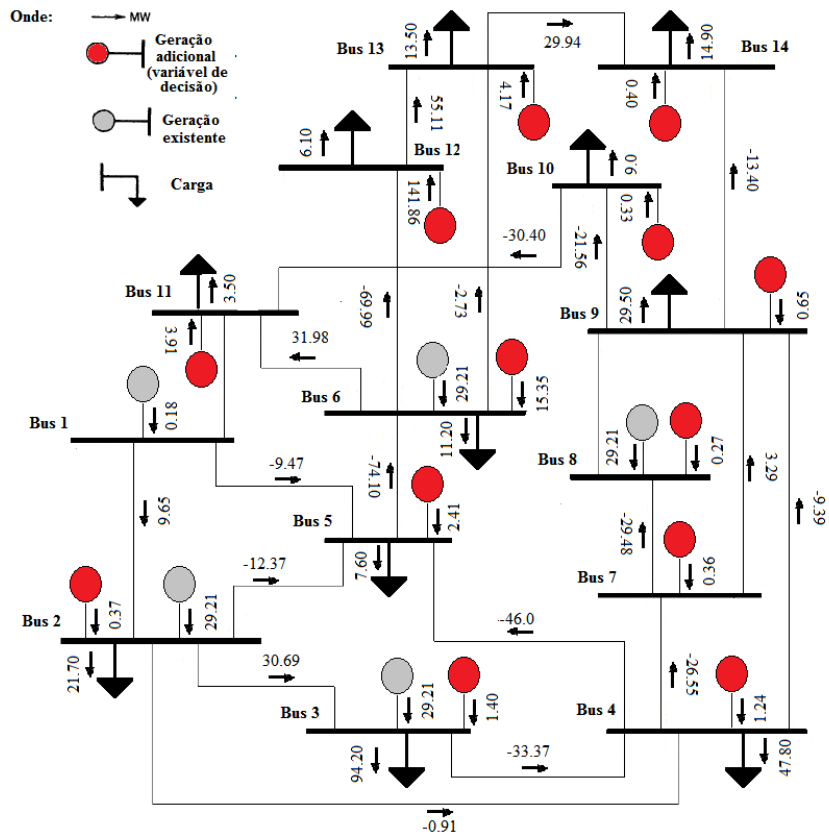


Figura 13 – Configuração da rede de 14 barramentos em regime N quando aplicado DE utilizando um indivíduo aleatório da população final.

4.4.2 Resultados em regime de contingência

4.4.2.1 Rede de 6 barramentos

Comparando os resultados obtidos entre o regime N-1 e o regime N, correspondente aos gráficos 8 e 6, respectivamente, é possível verificar que o algoritmo não é capaz de atingir um valor máximo de *fitness* tão elevado quanto à situação apresentada no gráfico 6. No entanto, o algoritmo necessitou de apenas 500 GER para atingir a convergência das soluções.

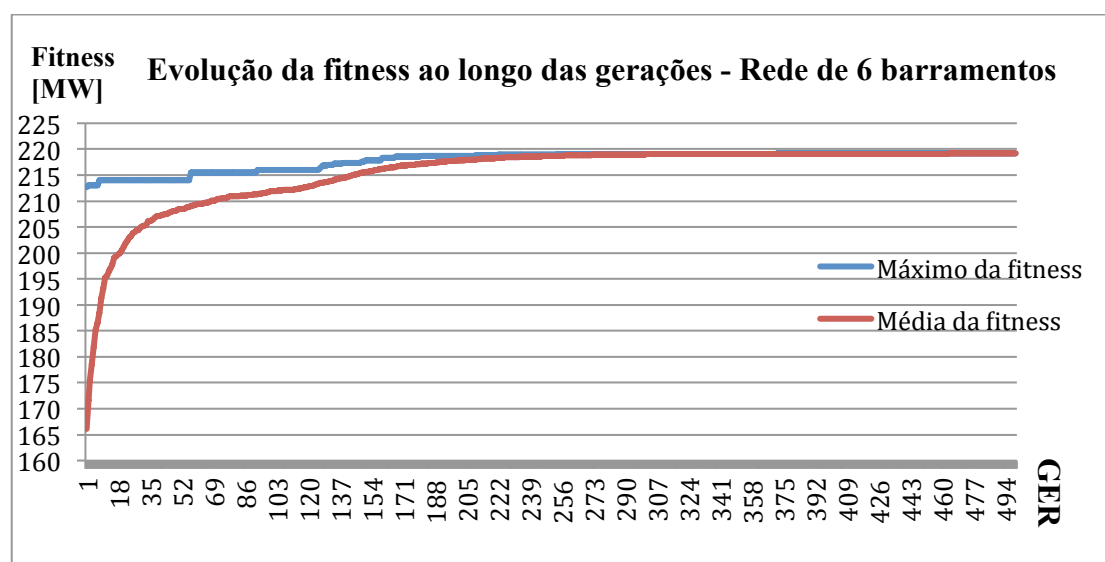


Gráfico 8 – Evolução da *fitness* ao longo das GER em regime N-1 aplicando DE na rede de 6 barramentos.

Tal discrepância de valores máximos obtidos deve-se ao estudo da rede com contingências, onde as linhas são colocadas fora de serviço, verificando-se então diferenças substanciais no fluxo do trânsito de energia da rede.

É possível também verificar que, contrariamente ao que se observou no regime N, o algoritmo em regime N-1 satura, concentrando toda a geração num só barramento. Testes posteriores mostraram que saturação ocorre devido ao modo de operação do algoritmo e não pela presença de uma incorreta parametrização. O barramento 5 possui uma capacidade de injeção de 220 MW, de acordo com a tabela 10, sendo capaz de alocar a totalidade de GD adicional que é permitido injetar na rede. Uma vez que o algoritmo DE é baseado numa diferença vetorial, GER após GER, as soluções

são direcionadas para um ponto ótimo, sendo neste caso direcionadas para o barramento com a maior capacidade de injeção.

A configuração da rede de 6 barramentos em regime N-1 é ilustrada na figura 14, aplicando o algoritmo DE.

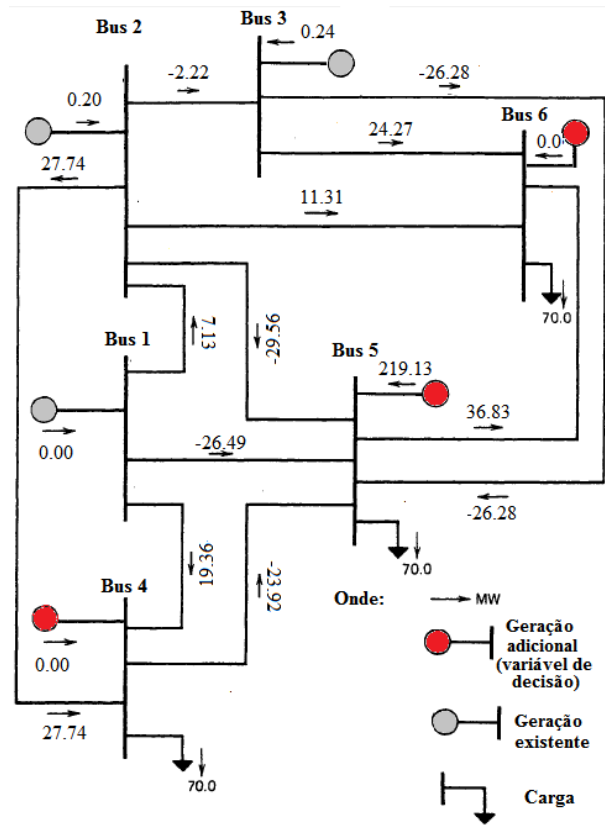


Figura 14 – Rede de 6 barramentos em regime N-1 quando aplicado DE utilizando um indivíduo aleatório da população final.

4.4.2.2 Rede de 14 barramentos

Os resultados da rede de 14 barramentos em regime N-1, quando comparados com os resultados obtidos para a mesma rede mas em regime N, apresentam uma maior discrepância entre a média e o valor máximo das GER.

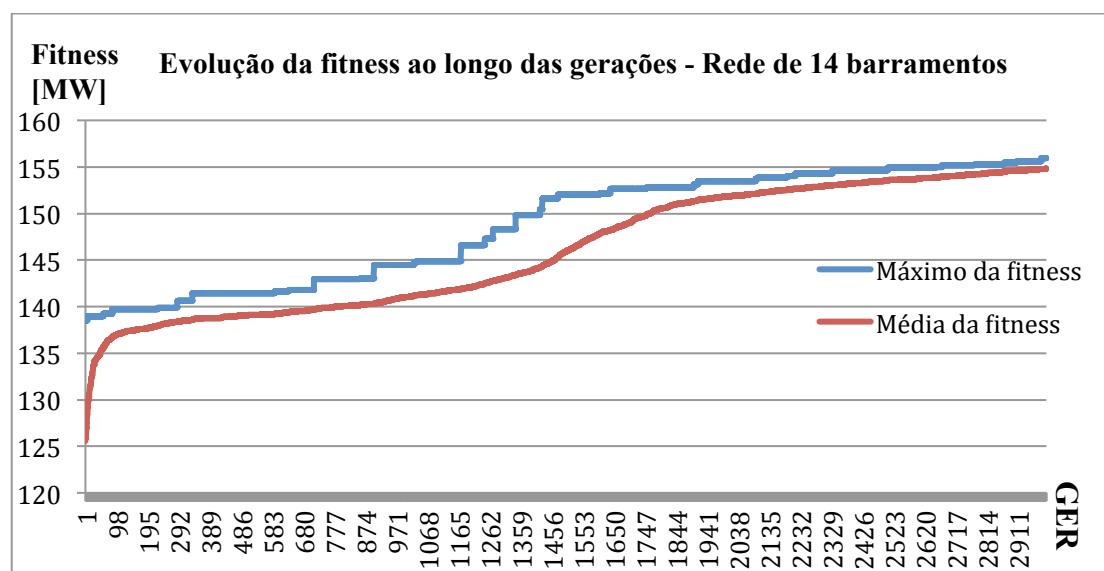


Gráfico 9 – Evolução da *fitness* ao longo das GER em regime N-1 aplicando DE na rede de 14 barramentos.

Embora esta discrepância seja aproximadamente 1 MW, o algoritmo apresenta dificuldades em atingir o valor máximo da *fitness* num número razoável de GER. O facto de o algoritmo não atingir o seu valor máximo deve-se à inexistência de adaptações dos operadores combinatorios do algoritmo ao problema, tornando o processo demorado e ineficiente. As populações obtidas na última GER apresentam diversidade de soluções, contrariamente ao verificado na rede de 6 barramentos em regime N-1. No entanto, é de salientar que neste caso o algoritmo não convergiu na sua totalidade num número razoável de GER. A configuração final da rede é ilustrada na figura 15.

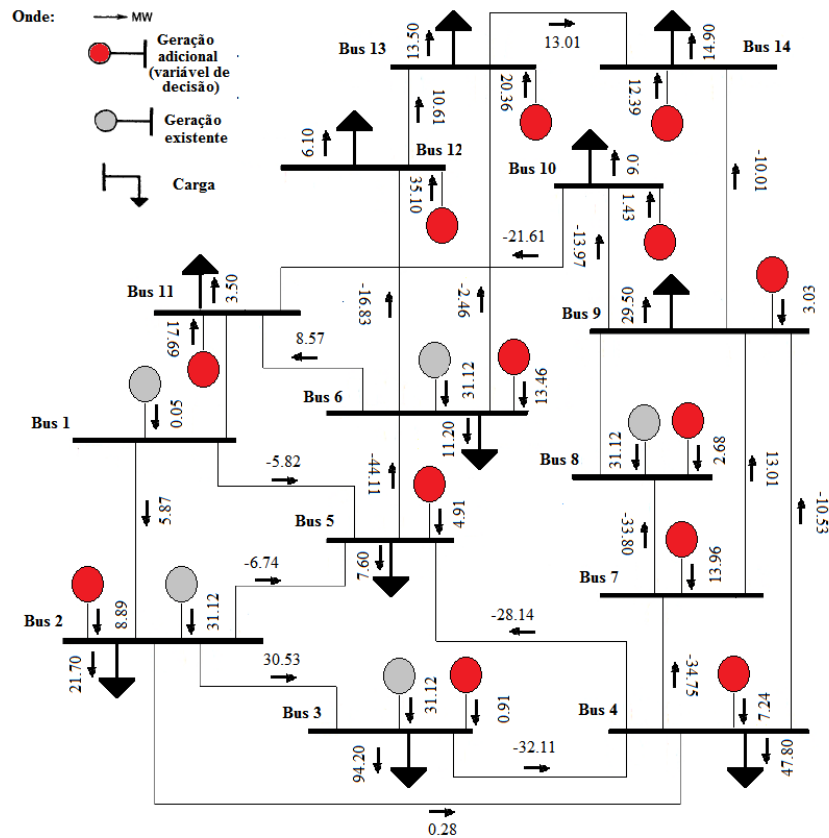


Figura 15 – Rede de 14 barramentos em regime N-1 quando aplicado DE utilizando um indivíduo aleatório da população final.

4.5 Conclusões e oportunidades de melhoria

Com os resultados obtidos no DE, quando comparados com os resultados obtidos por aplicação do GA, é possível verificar que, embora ambos os algoritmos sejam capazes de convergir para um ponto ótimo, o DE apresenta soluções que tendem a concentrar toda a geração em determinados barramentos. Embora o GA apresente uma GD distribuída entre os vários barramentos, este converge de uma forma mais rápida que o algoritmo DE, sendo o GA o algoritmo mais apto para a resolução do problema das máximas injeções nodais simultâneas.

Quando determinados os parâmetros para o algoritmo DE, nos diferentes regimes, é possível concluir que a aplicação de um algoritmo sem qualquer tipo de adaptação ao estudo em questão torna o processo demorado, requerendo um elevado número de GER para atingir a convergência das soluções. Embora o DE tenha apresentado os resultados esperados em regime N, em regime N-1 o algoritmo mostrou dificuldades no processo de convergência. O algoritmo DE requer uma parametrização cuidada

relativamente à rede e regime em estudo. Uma incorreta parametrização conduz à saturação precoce do algoritmo.

Com o objetivo de adaptar o algoritmo DE ao problema das máximas injeções nodais simultâneas, é proposta uma modificação ao operador de *crossover*, numa tentativa de tornar o algoritmo capaz de alcançar a convergência das soluções num menor número de GER, seja em regime N como em N-1. É de salientar que as soluções convergiram em aproximadamente 20 a 30 minutos para 1000 GER e entre 60 a 75 minutos para 3000 GER, utilizando um processador *Intel I7-3630QM 2,40 GHz*, *6 GB RAM DDR2 1600 MHz* e uma gráfica *ADM Radeon 7670M*.

4.6 Proposta de solução com DEM

A aplicação de algoritmos clássicos nem sempre é a mais indicada para os estudos em questão, sendo sempre necessário a introdução de pequenas modificações que melhorem o desempenho geral do algoritmo e a qualidade das soluções geradas. Por vezes, as alterações a introduzir nem sempre são óbvias e requerem um conhecimento aprofundado sobre o problema, a fim de determinar qual ou quais as modificações que melhoram de forma significativa os resultados.

4.6.1 Princípio de funcionamento

O algoritmo de DEM partilha o mesmo princípio de funcionamento que o algoritmo DE, uma vez que recorre aos mesmos operadores de mutação, *crossover* e seleção.

Este algoritmo distingue-se do DE por apresentar alterações significativas na forma de atuação do operador de *crossover*. O algoritmo DE, de acordo com o vetor probabilidade de *crossover*, definido na tabela 18, aplica o *crossover* nos genes selecionados, procedendo então à sua validação. Caso o vetor ensaio gerado no processo de *crossover* não seja válido, o algoritmo DEM aplica o *crossover* localmente, gene a gene, validando tantas soluções quanto o número de genes sorteados para a ocorrência de *crossover*.

O funcionamento do algoritmo DEM é idêntico ao processo descrito no diagrama 5, até à aplicação do operador de *crossover*. Mantendo os vetores iniciais do DE, os vetores (1), (2) e (3), o processo DEM distingue-se do algoritmo DE após a etapa (3).

Considerando que o vetor ensaio gerado na etapa (3) não é válido. Assim, em vez de se aplicar o *crossover* nos genes 1, 3 e 5, tal como definido no diagrama 5, este operador aplica o *crossover* gene a gene (4), na tentativa de obter uma solução viável, tal como representado nas etapas (5), (6) e (7). Caso se encontre uma solução válida, o algoritmo transita para o operador de seleção (8), onde a *fitness* do vetor ensaio é comparada com a *fitness* do vetor alvo, transitando para a GER seguinte o vetor que apresentar resultados superiores.

O diagrama 6 representa o princípio de funcionamento do algoritmo DEM, tendo por base os indivíduos iniciais definidos no diagrama 5.

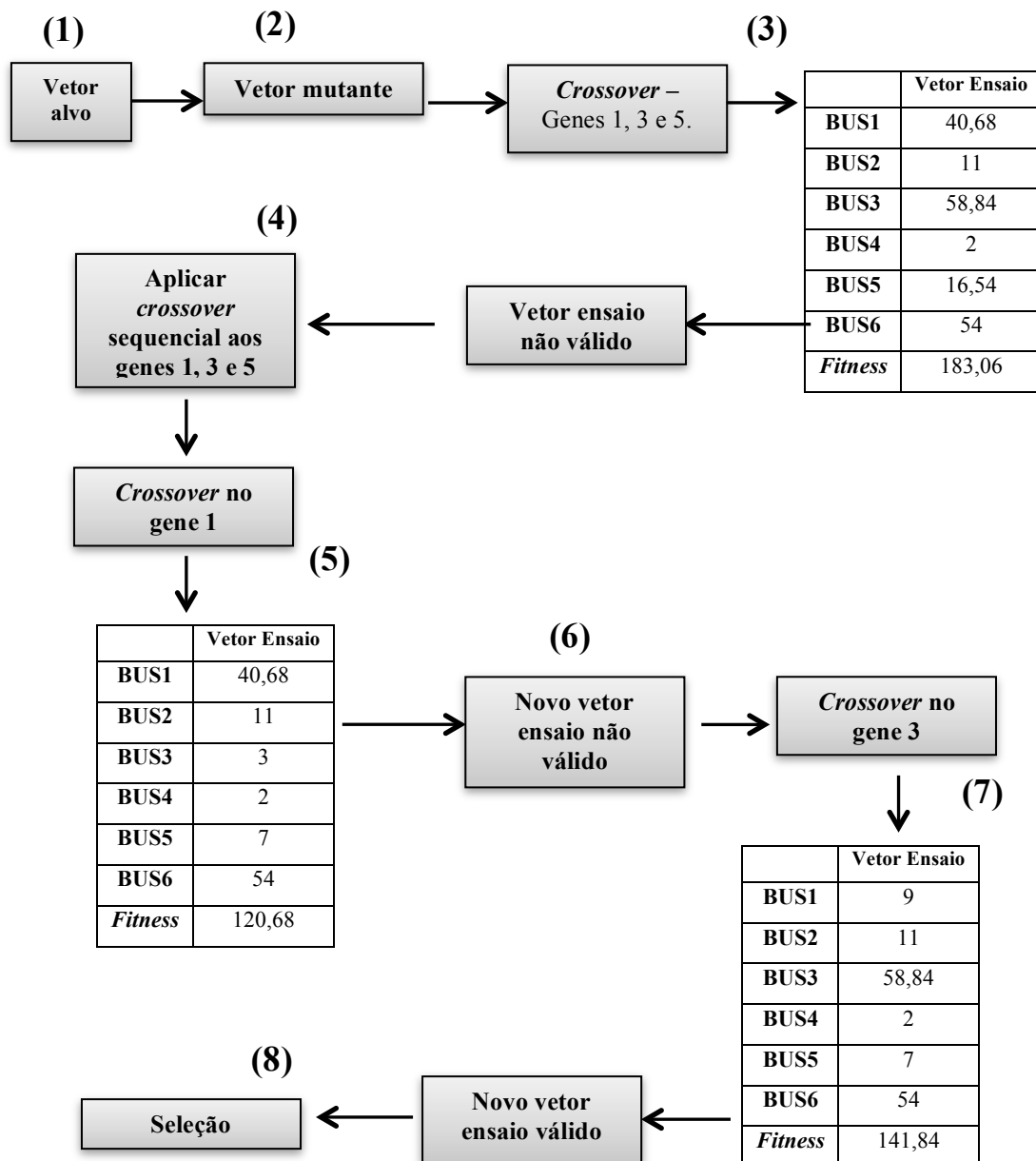


Diagrama 6 – Funcionamento vetorial do algoritmo DEM.

Seguindo o princípio de funcionamento do diagrama 6, as tabelas abaixo indicadas representam os vetores resultantes do processo de iniciação e de mutação do DEM. Considere-se um valor de CR=0,6.

A tabela 22 representa os indivíduos selecionados como vetores aleatórios no DEM.

Vetores aleatórios							
	<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
Indivíduo 1	82,66	25,09	23,15	11,21	5,02	48,90	196,03
Indivíduo 2	30,95	49,88	39,08	3,72	41,42	21,12	186,2

Tabela 22 – Indivíduos selecionados como vetores aleatórios no DEM.

A tabela 23 representa o vetor diferença resultante da aplicação da segunda parcela da fórmula (4.1).

Vetor diferença						
<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
51,71	-24,79	-15,93	7,49	-36,4	27,78	9,86



$$82,66 - 30,95 = 51,71$$

Tabela 23 – Construção do vetor diferença no DEM.

Seja F=0,88, a tabela 24 representa a construção do vetor diferença ponderada. Efetuando o cálculo apresentado na segunda parcela da fórmula (4.1) vem que:

Vetor diferença ponderada						
<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
45,50	-21,81	-14,02	6,58	-32,03	24,44	8,66



$$51,70 \times 0,88 = 45,50$$

Tabela 24 – Construção do vetor diferença ponderada no DEM.

Na tabela 25 é apresentado o vetor adicional aleatoriamente sorteado.

Vetor adicional						
<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
38,17	20,02	50,50	3,97	62,81	0,16	175,65

Tabela 25 – Indivíduo selecionado como vetor adicional no DEM.

A tabela 26 representa o vetor mutante, resultante da aplicação da fórmula apresentada em (4.1).

Vetor mutante						
<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
83,67	-1,79	36,48	10,55	30,78	24,6	184,29

Tabela 26 – Construção do vetor mutante no DEM

A tabela 27 representa o vetor alvo definido.

Vetor alvo						
<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
57,19	20,95	3,90	8,54	35,89	45,17	171,66

Tabela 27 – Indivíduo selecionado como vetor alvo no DEM.

A tabela 28 representa os genes para a ocorrência de *crossover* de acordo com os valores presentes no vetor probabilidade de *crossover*.

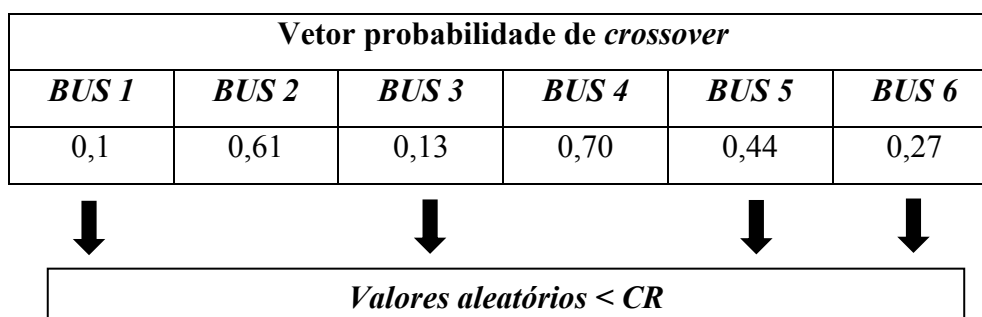


Tabela 28 – Construção do vetor de probabilidade de *crossover* no DEM.

De acordo com o vetor probabilidade de *crossover*, o *crossover* ocorre nos genes 1, 3, 5 e 6, uma vez que esses valores são inferiores aos definidos por CR. Assim, a tabela 29 apresenta o vetor ensaio que é gerado, por aplicação da fórmula (4.2).

Vetor ensaio						
<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
83,67	20,95	36,48	8,54	30,78	24,6	205,02

Tabela 29 – Indivíduo obtido no processo de DEM.

Supondo que a solução da tabela acima indicada não seja admissível, a mutação dos genes 1, 3, 5 e 6 é aplicada de forma sequencial e individual. A tabela 30 representa o vetor ensaio modificado, onde a mutação é aplicada ao gene 1.

Vetor ensaio modificado						
<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
57,19	20,95	36,48	8,54	30,78	24,6	178,54



<p><i>Crossover</i> aplicado somente no barramento 1</p>

Tabela 30 – Alteração do gene 1 do vetor ensaio no DEM.

Caso a solução continue a não ser válida, a alteração é revertida, aplicando seguidamente o *crossover* no gene 3. A tabela 31 representa o novo vetor ensaio modificado, onde a mutação é aplicada no gene 3.

Vetor ensaio modificado						
<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>Fitness</i>
83,67	20,95	3,90	8,54	30,78	24,6	172,47



<p><i>Crossover</i> aplicado somente no barramento 3</p>

Tabela 31 – Alteração do gene 3 do vetor ensaio no DEM.

Supondo que esta alteração seja válida, o processo de *crossover* termina e o vetor ensaio modificado transita para o processo de seleção, onde esta nova solução é comparada com o vetor alvo, determinando então o melhor indivíduo.

De acordo com as tabelas 27 e 31, uma vez que o vetor ensaio modificado apresenta o maior valor de *fitness*, o vetor ensaio modificado transita para a GER seguinte.

4.6.2 Parametrização

Os parâmetros a utilizar nos operadores de mutação e *crossover* estão representados na tabela 32.

Parametrização do DEM		
	Regime N	Regime N-1
MÁX GER	500	500 (6Bus)/ 3000 (14Bus)
População	100	100
Crossover	0,6	0,6
Mutação	0,085	0,085

Tabela 32 – Parametrização do DEM usada nas redes de 6 e 14 barramentos.

4.6.3 Aplicação

4.6.3.1 Resultados em regime permanente

4.6.3.1.1 Rede de 6 barramentos

De acordo com o gráfico 10, por aplicação do algoritmo DEM, é possível verificar que a média da *fitness* dos indivíduos atinge o seu valor máximo em menos de metade das GER, quando comparado com os resultados obtidos no gráfico 6, com a aplicação do algoritmo DE.

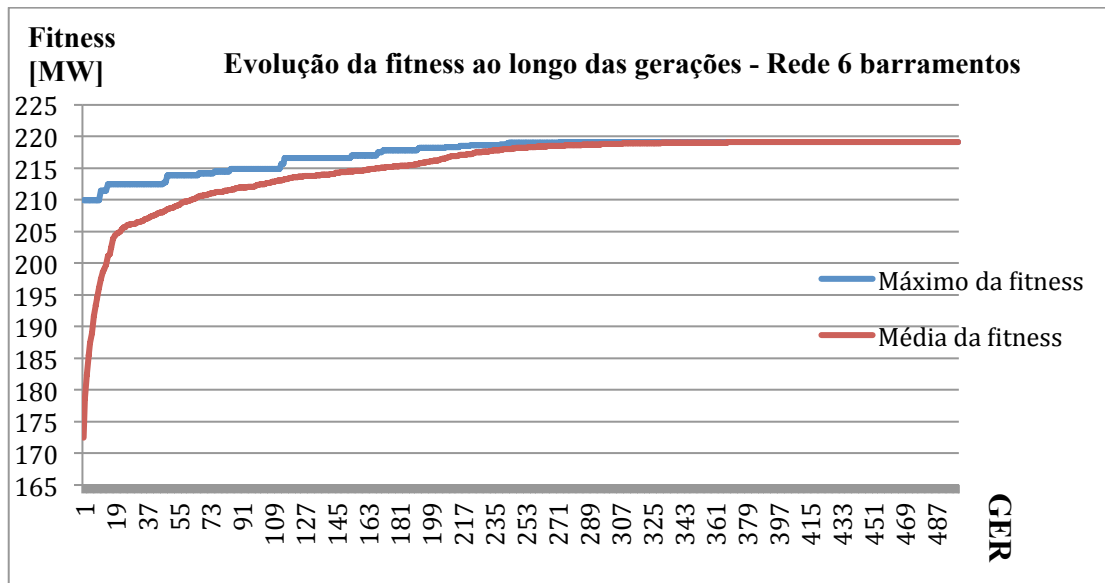


Gráfico 10 – Evolução da *fitness* ao longo das GER em regime N aplicando DEM na rede de 6 barramentos.

No entanto, devido à forma de construção deste algoritmo, as soluções obtidas convergem para a injeção de GD renovável em determinados barramentos, sendo esta preferência definida pelas limitações impostas à rede. A figura 16 ilustra um indivíduo aleatoriamente selecionado, que representa a solução correspondente à rede de 6 barramentos no final da última GER, por aplicação do DEM.

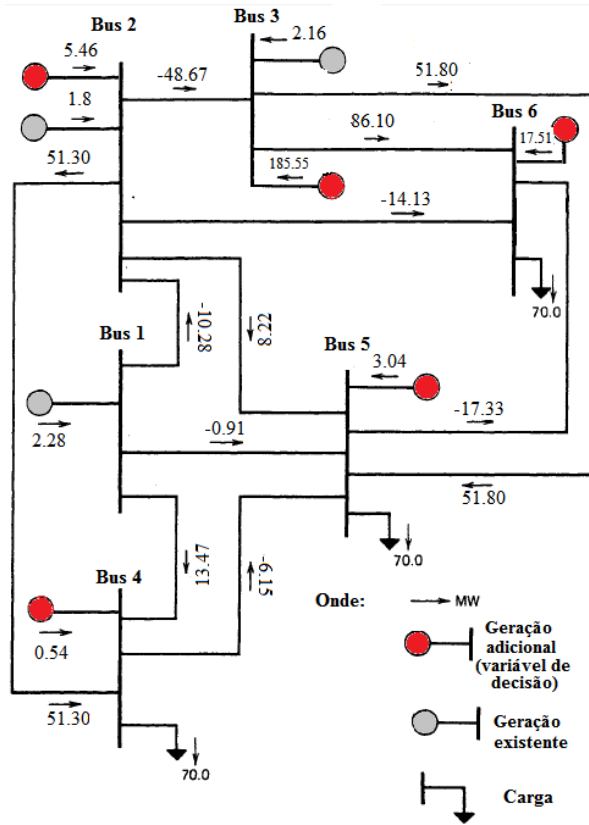


Figura 16 – Rede de 6 barramentos em regime N quando aplicado DEM utilizando um indivíduo aleatório da população final.

4.6.3.1.2 Rede de 14 barramentos

Quando comparados os resultados obtidos no gráfico 11 com os do gráfico 7 é possível concluir que o algoritmo DEM converge com maior rapidez, atingindo valores perto do valor máximo da *fitness*, num reduzido número de GER.

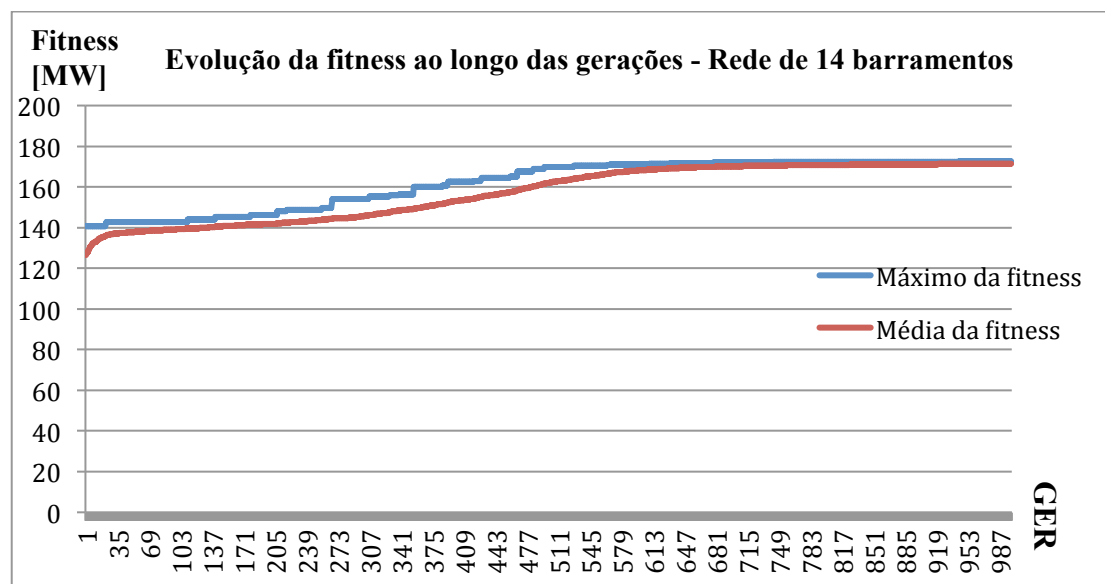


Gráfico 11 – Evolução da *fitness* ao longo das GER em regime N aplicando DEM na rede de 14 barramentos

É possível verificar uma discrepância na ordem de 0,1 MW em apenas 1000 GER, enquanto que no gráfico 7 são necessárias aproximadamente 3000 GER para obter esta discrepância. No entanto, as soluções convergem para a aplicação de GD em barramentos específicos, tal como se verificou na mesma situação por aplicação do algoritmo DE. A configuração da rede de 14 barramentos em regime N, por aplicação do algoritmo DEM é ilustrada na figura 17.

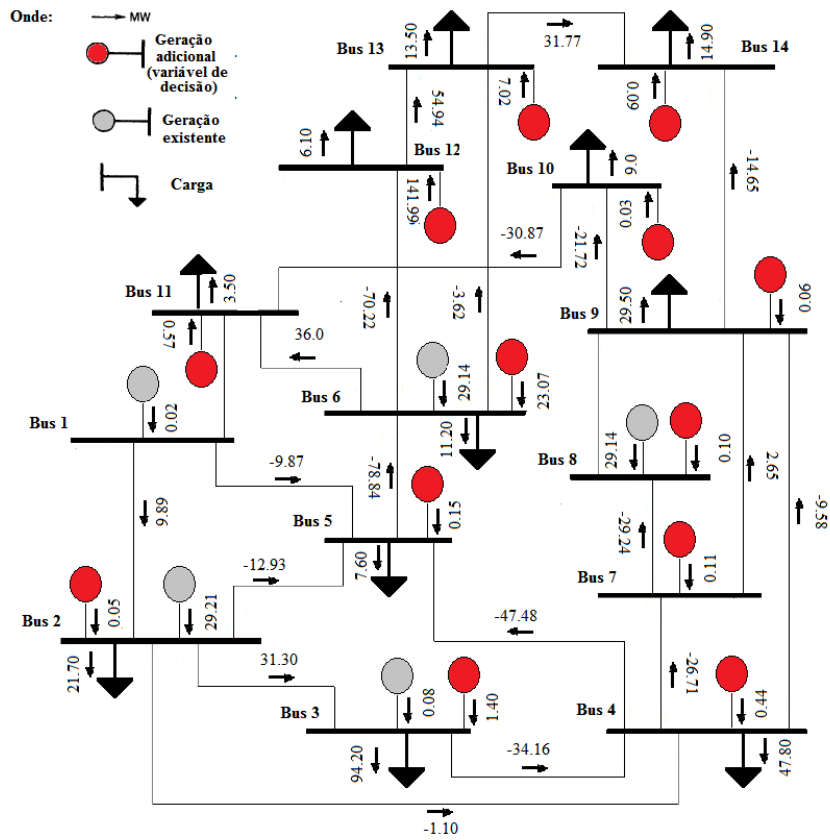


Figura 17 – Rede de 14 barramentos em regime N quando aplicado DEM do utilizando um indivíduo aleatório da população final.

4.6.3.2 Resultados em regime de contingência

4.6.3.2.1 Rede de 6 barramentos

A adaptação do algoritmo modificado no regime N-1 não apresentou melhorias significativas no número de gerações necessárias para atingir a convergência das soluções.

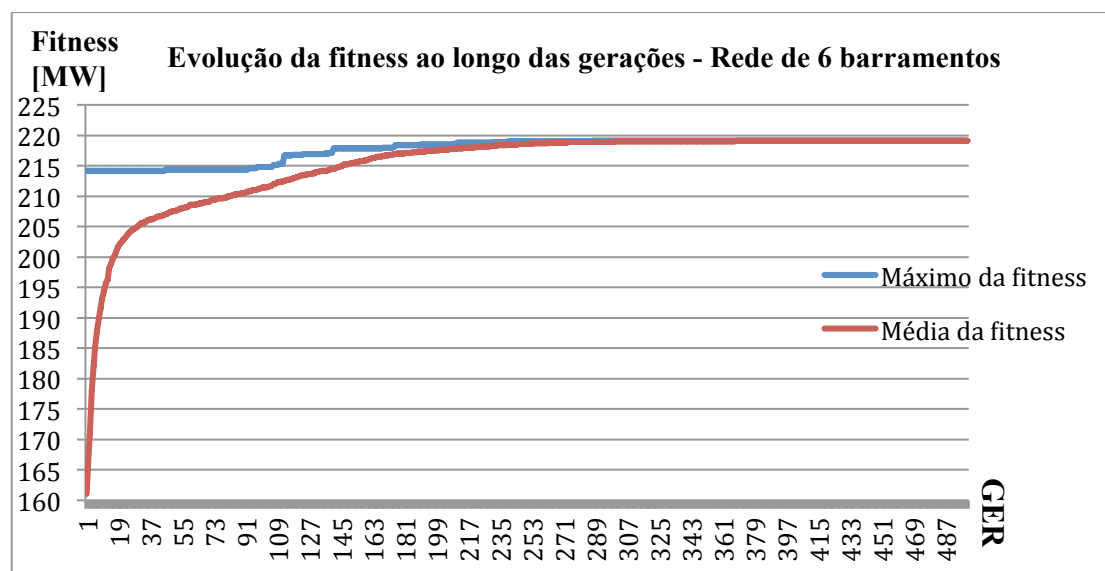


Gráfico 12 – Evolução da *fitness* ao longo das GER em regime N-1 aplicando DEM na rede de 6 barramentos.

Comparando a figura 18 com a figura 14, é possível concluir que o algoritmo não apresentou melhorias nas soluções geradas, tendo a injeção de GD convergido para um único barramento, o barramento 5.

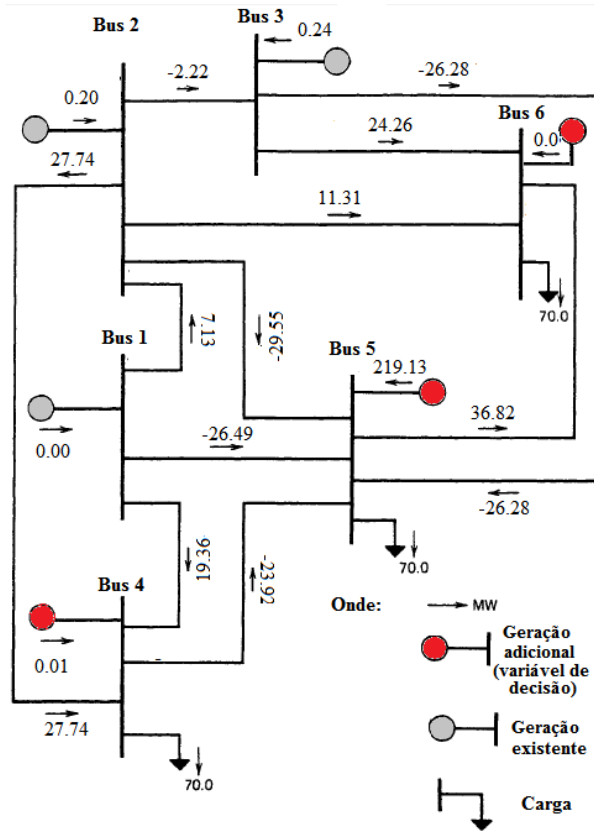


Figura 18 – Configuração da rede de 6 barramentos em regime N-1 quando aplicado DEM utilizando um indivíduo aleatório da população final.

4.6.3.2.2 Rede de 14 barramentos

Comparando os resultados obtidos no algoritmo DE com o DEM, referentes aos gráficos 9 e 13, respectivamente, foi possível verificar a convergência das soluções para um ponto ótimo, com uma discrepância de 1 MW, em aproximadamente 2000 GER com a aplicação do algoritmo DEM.

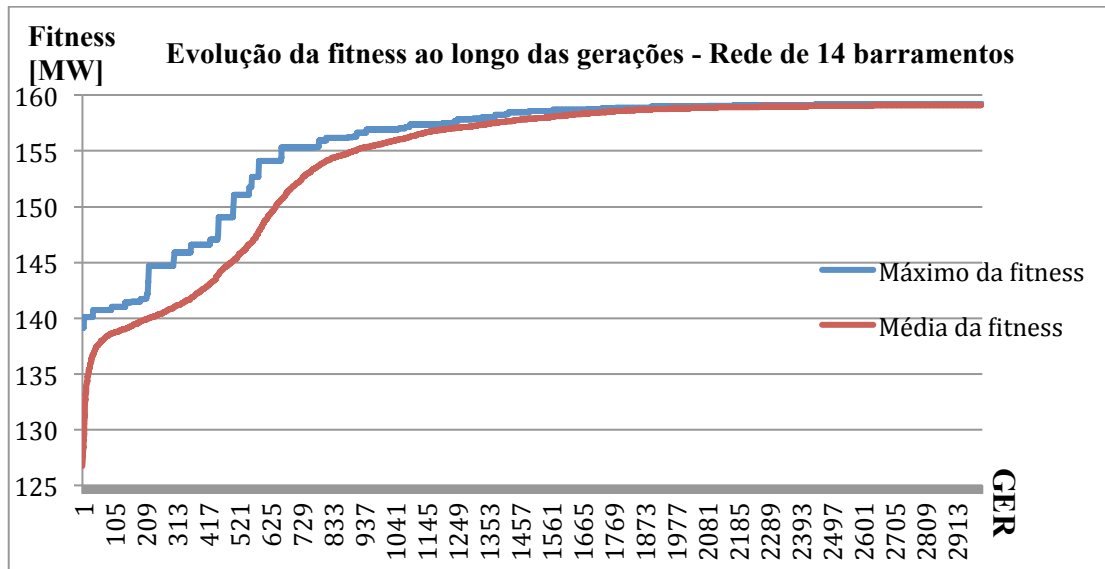


Gráfico 13 – Evolução da *fitness* ao longo das GER em regime N-1 aplicando DEM na rede de 14 barramentos.

Verifica-se também um aumento do valor máximo determinado com o algoritmo de DEM. Ainda assim, é de salientar que o algoritmo concentra a injeção de GD num único barramento, sendo esta preferência dependente das limitações existentes na rede. A figura 19, representa a rede de 14 barramentos no final da última GER, utilizando um indivíduo aleatoriamente selecionado.

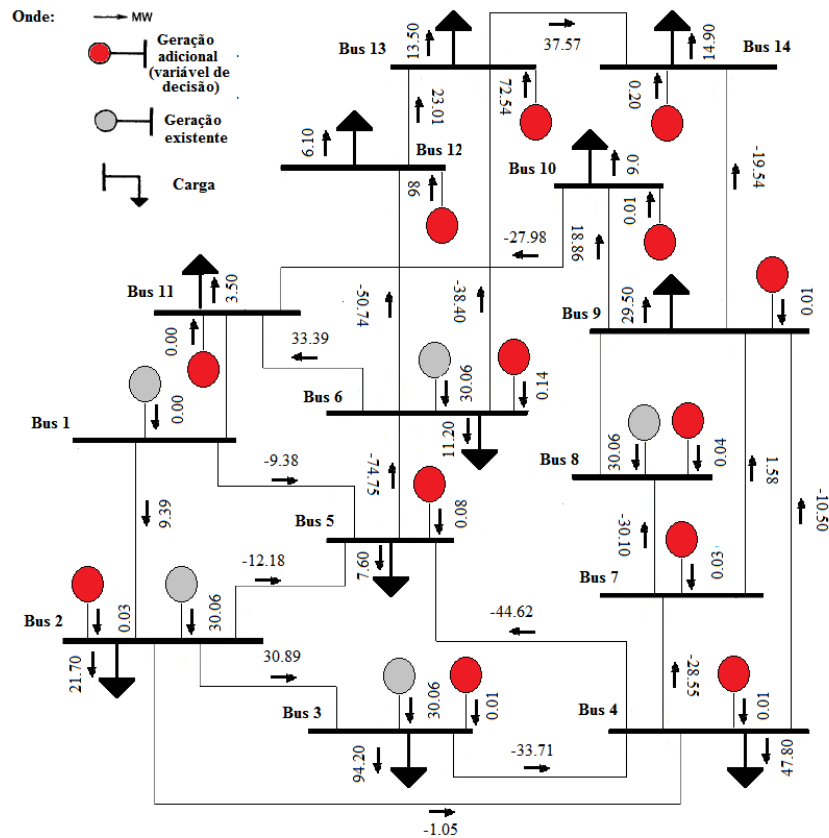


Figura 19 – Configuração da rede de 14 barramentos em regime N-1 quando aplicado DEM utilizando um indivíduo aleatório da população final.

4.6.4 Conclusões

Quando comparadas as evoluções das *fitness* dos indivíduos ao longo das GER do DEM com as do algoritmo DE, verificou-se que a introdução de um *crossover* local permite a obtenção de soluções de uma forma mais rápida e eficiente.

Independentemente dos testes de parametrização realizados, no algoritmo DEM não foi possível obter soluções diversificadas, uma vez que a geração adicional concentrou-se num único barramento. Testes posteriores mostraram que tal situação deve-se ao modo de operação do DEM durante a aplicação de um *crossover* local. Por existirem barramentos com grande capacidade de injeção, o novo operador de *crossover* tende a validar indivíduos com acréscimos acentuados de geração nesses barramentos. Assim, ao longo da GER a injeção concentra-se num único barramento, tendo os restantes barramentos injeções de aproximadamente 0 MW.

A aplicação de algoritmos convencionais nem sempre é a mais indicada para certos tipos de problemas, necessitando de pequenas adaptações para uma melhor gestão do

processo de otimização, aumentando assim a eficiência do algoritmo. No entanto, a aplicação de um algoritmo convencional não deixa de desempenhar um papel importante na determinação e percepção do comportamento do algoritmo em geral.

Quando este algoritmo é comparado com o GA, este segundo apresenta resultados com perfis de geração diversificados nos vários barramentos da rede e uma convergência mais rápida. Embora todos os indivíduos da última geração apresentem os mesmos valores, o GA continua a ser o algoritmo preferencial para o estudo da máxima injeção nodal simultânea. É de salientar que as soluções convergiram em aproximadamente 10 a 20 minutos para 500 GER e entre 60 a 75 minutos para 3000 GER, utilizando um processador *Intel I7-3630QM 2,40 GHz*, *6 GB RAM DDR2 1600 MHz* e uma gráfica *ADM Radeon 7670M*.

CAPÍTULO V

CONCLUSÕES

Neste capítulo são apresentadas as principais conclusões. São igualmente apresentadas propostas de temas a desenvolver no âmbito de trabalhos futuros.

5.1 Observações finais

Na presente dissertação foram desenvolvidos algoritmos que visam a resolução do problema da máxima injeção nodal, em redes de energia elétrica. Neste sentido, desenvolveram-se algoritmos capazes de determinar a máxima injeção nodal não simultânea, em regime permanente e de contingência, tendo-se posteriormente desenvolvido algoritmos evolutivos, algoritmos genéticos, *differential evolution* e *differential evolution* modificado, capazes de determinar o perfil ótimo de injeção simultânea na rede.

A aplicação de um algoritmo de redução homotética da potência ativa gerada nos grupos já existentes na rede aumentou de forma significativa a potência que é possível injetar nos vários barramentos, sem se verificarem sobrecargas, em vez de se compensar a partir do barramento de balanço.

Os algoritmos evolutivos aplicados ao problema das injeções nodais mostraram ser processos eficientes e de rápida convergência. Embora os algoritmos *differential evolution* e *differential evolution* modificado apresentem uma preferência na alocação da geração distribuída em determinados barramentos, o *differential evolution* modificado não apresenta diversidade das soluções na última geração. A preferência de alocação que se verificou em ambos os algoritmos de *differential evolution* desenvolvidos deve-se ao modo de operação diferencial dos mesmos, concentrando a injeção de geração distribuída perto das linhas de maior capacidade. Uma vez que os barramentos apresentam grandes capacidades de injeção em ambos os regimes, as características das linhas desempenham um papel fundamental nesta preferência por fornecerem ao algoritmo as condições ideais a esta injeção, sendo que qualquer alteração na potência nominal das linhas altera os barramentos onde o algoritmo injeta.

Todos os algoritmos evolutivos desenvolvidos mostraram ser sensíveis ao número de gerações e aos parâmetros de *crossover* e mutação. Os testes de parametrização revelaram a necessidade da utilização de valores fora dos padrões convencionais em determinados casos, ou seja, parâmetros fora dos intervalos compreendidos entre $[0;0,6]$ para a probabilidade de *crossover* e entre $[0;0,15]$ para a probabilidade de mutação. Os novos parâmetros que melhor caracterizam o problema e as redes em

questão estão compreendidos entre $[0,6;0,8]$ para a probabilidade de *crossover* e entre $[0,7;1]$ para a probabilidade de mutação. Estas características permitiram a obtenção de indivíduos com maior valor de *fitness*, aumentado assim a injeção adicional nos diferentes barramentos das redes.

Quando comparados os resultados obtidos na parametrização dos algoritmos *differential evolution* com os do *differential evolution* modificado, neste último verificaram-se melhorias significativas no número de gerações necessárias à convergência das soluções. Com a aplicação do algoritmo modificado, o número de gerações reduziu para metade, em regime permanente nas redes de 6 e 14 barramentos e em regime de contingência na rede de 14 barramentos (de 3000 gerações para aproximadamente 2000 gerações). A complexidade da rede, tal como o número de barramentos, linhas e restrições impostas, tornou a convergência demorada. Assim, é possível concluir que, apesar de não se terem verificado vantagens significativas no número de gerações em regime de contingência e de se ter observado uma saturação das soluções, o algoritmo *differential evolution* modificado apresenta melhorias significativas no processo de convergência, quando comparado com o algoritmo de *differential evolution*. No entanto, é possível concluir que o processo do algoritmo genético demonstrou maior aptidão para a resolução do problema das injeções nodais simultâneas, apresentando assim uma maior vantagem na perspetiva do operador da rede.

5.2 Perspectivas de trabalho futuro

De seguida são indicadas as áreas com potencial de desenvolvimento que foram identificadas ao longo da realização da dissertação:

- Considerar limites mecânicos máximos e mínimos de potência ativa e reativa dos grupos geradores;
- Adicionar outras variáveis de parametrização aos algoritmos evolutivos, tais como, a adição de 2 pontos de *crossover*, adição de probabilidades de *crossover* e de mutação exponenciais, entre outros;
- Aplicação de outros métodos como PSO (*Particle Swarm Optimization*);

BIBLIOGRAFIA

Akorede, M. F. & Hizam, H. (2009). Teaching Power System Analysis Courses using Matpower. *International Conference on Engineering Education*, 45-51.

Barbosa, F. M. (2013). O trânsito de potências em sistemas elétricos de energia.

Brask, M. (2008). Modelling of the power system of gotland in PSS/E with focus on HVDC light.

Costa, A. F. M., & Silva, J. P. L. G. B. (2007). Estudo de um SEE utilizando o Matpower.

Holland, J. H. (1992). Adaptation in Natural and Artificial Systems: *An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control and Artificial Intelligence*. MIT Press CambriGDe: USA.

Karlsson, B. (2013). Comparison of PSSE & PowerFactory.

Loddi, T. (2010). Cálculo de fluxo de potência unificado em sistemas de transmissão e redes de distribuição através do método de Newton desacoplado rápido com rotação de eixos.

Nunes, J. G. M. L. (2012). Desenvolvimento de algoritmos para a determinação da máxima injeção nodal em redes de energia elétrica.

Ruiz-Romero, S., Colmenar-Santos, A., Gil-Ortego, R., & Molina-Bonilla, A. (2013). Distributed generation: The definitive boost for renewable energy in Spain. *Renewable Energy*, 53, 354-364.

Storm, R. & Price, K. (1997). Differential Evolution – A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization over Continuous Spaces. *Journal of Global Optimization*, 11, 341-359.

Taher, S. A. & Afsari, S. A. (2012). Optimal Location and Sizing of UPQC in Distribution Networks Using Differential Evolution Algorithm. *Mathematical Problems in Engineering*, 2012, 1-20.

Tan, W. S., Hassan, M. Y., Majid, S., & Rahman, H. A. (2013). Optimal distributed renewable generation planning: A review of different approaches. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 18, 626-645.

Vahl, F. P., Rüther, R., & Filho N. C. (2013). The influence of distributed generation penetration levels on energy markets. *Energy Policy*, 62, 226-235.

Viral, R., & Khatod, D. K. (2012). Optimal planning of distributed generation systems in distribution system: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16, 5146-5165.

Wood, A. J., & Wollenberg, B. F. (1996). *Power Generation Operation and Control*. (Second Edition). New York: John Wiley & Sons, Inc.

Zimmerman, R. D., & Murillo-Sánchez, C. E. (2010). *Matpower 4.1: User's Manual*. Arizona: Power Systems Engineering Research Center.

Zimmerman, R. D., Murillo-Sánchez C. E., & Thomas R. J. (2011). Matpower: Steady-State Operations, Planning, and Analysis Tools for Power Systems Research and Education. *Ieee transactions on power systems*, 26(1), 12-19.

ANEXOS

Anexo I – Rede de 6 barramentos de Wood et al. (1996)

Anexo II – Rede de 6 barramentos modificada

Anexo III – Rede de 14 barramentos modificada

Anexo IV – Iniciação *Matpower*

Anexo V – Parametrização dos algoritmos evolutivos

Anexo I - Rede de 6 barramentos de Wood et al. (1996)

Barramentos

Barramento	Tipo de barramento	P_D [MW]	Q_D [MVar]	Tensão [p.u.]	U_N [kV]
1	3	-	-	1,05	230
2	2	-	-	1,05	230
3	2	-	-	1,07	230
4	1	70	70	1	230
5	1	70	70	1	230
6	1	70	70	1	230

Tabela 33 – Características dos barramentos da rede de 6 barramentos de Wood et al. (1996).

Geradores

Barramento	PG [MW]	QG [MVar]	Qmax [MVar]	Qmin [MVar]	Vg [p.u.]	Pmax [MW]	Pmin [MW]
1	107,87	15,96	100	-100	1,05	200	50
2	50	74,36	100	-100	1,05	150	37,5
3	60	89,63	100	-100	1,07	180	45

Tabela 34 – Características dos grupos geradores da rede de 6 barramentos de Wood et al. (1996).

Linhas

De	Para	R [p.u.] [*]	X [p.u.] [*]	B [p.u.] [*]	S _N [MVA]
1	2	0,1	0,2	0,04	40
1	4	0,05	0,2	0,04	60
1	5	0,08	0,3	0,06	40
2	3	0,05	0,25	0,06	40
2	4	0,05	0,1	0,02	60
2	5	0,1	0,3	0,04	30
2	6	0,07	0,2	0,05	90
3	5	0,12	0,26	0,05	70
3	6	0,02	0,1	0,02	80
4	5	0,2	0,4	0,08	20
5	6	0,1	0,3	0,06	40

Tabela 35 – Características das linhas da rede de 6 barramentos de Wood et al. (1996).

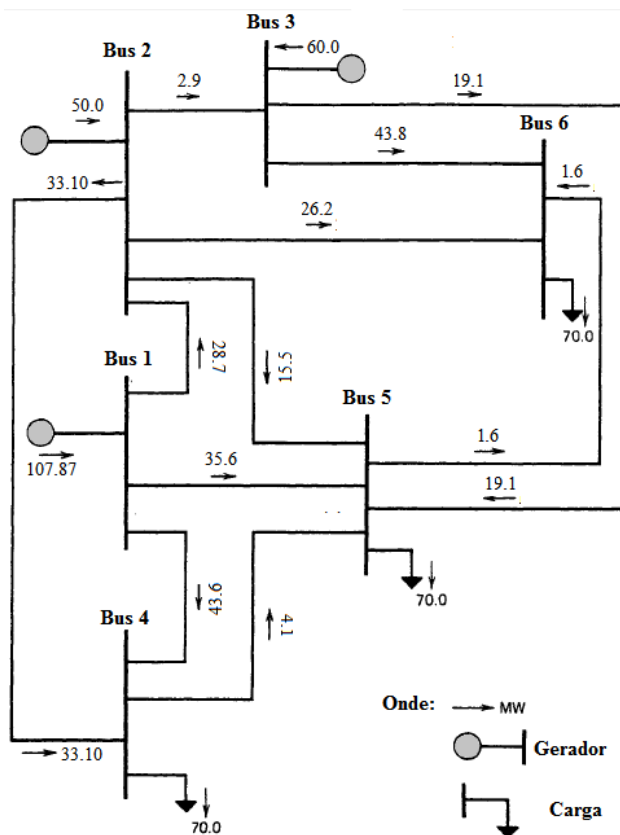


Figura 20 – Configuração da rede de Wood et al. (1996).

* Na base de 100 MVA

Anexo II - Rede de 6 barramentos modificada

A rede de 6 barramentos de Wood et al. (1996) modificada apresenta alterações na potência nominal das linhas.

Barramentos

Barramento	Tipo de barramento	P_D [MW]	Q_D [MVar]	Tensão [p.u.]	U_N [kV]
1	3	-	-	1,05	230
2	2	-	-	1,05	230
3	2	-	-	1,07	230
4	1	70	70	1	230
5	1	70	70	1	230
6	1	70	70	1	230

Tabela 36 – Características dos barramentos da rede de 6 barramentos modificada.

Geradores

Barramento	PG [MW]	QG [MVar]	Qmax [MVar]	Qmin [MVar]	Vg [p.u.]	Pmax [MW]	Pmin [MW]
1	-	-	100	-100	1,05	200	50
2	50	-	100	-100	1,05	150	37,5
3	60	-	100	-100	1,07	180	45

Tabela 37 – Características dos grupos geradores da rede de 6 barramentos modificada.

Linhas

De	Para	R [p.u.] [*]	X [p.u.] [*]	B [p.u.] [*]	S _N [MVA]
1	2	0,1	0,2	0,04	100
1	4	0,05	0,2	0,04	100
1	5	0,08	0,3	0,06	100
2	3	0,05	0,25	0,06	100
2	4	0,05	0,1	0,02	100
2	5	0,1	0,3	0,04	100
2	6	0,07	0,2	0,05	100
3	5	0,12	0,26	0,05	100
3	6	0,02	0,1	0,02	100
4	5	0,2	0,4	0,08	100
5	6	0,1	0,3	0,06	100

Tabela 38 – Características das linhas da rede de 6 barramentos modificada.

* Na base de 100 MVA

Anexo III - IEEE 14 modificada

A rede de 14 barramentos modificada apresenta um relaxamento dos limites da potência reativa dos geradores.

Barramentos

Barramento	Tipo de barramento	P_D [MW]	Q_D [MVar]	Tensão [p.u.]	U_N [kV]
1	3	-	-	1,060	1
2	2	21,7	12,7	1,045	1
3	2	94,2	19	1,010	1
4	1	47,8	-3,9	1,019	1
5	1	7,6	1,6	1,020	1
6	2	11,2	7,5	1,070	1
7	1	0	0	1,062	1
8	2	0	0	1,090	1
9	1	29,5	16,6	1,056	1
10	1	9	5,8	1,051	1
11	1	3,5	1,8	1,057	1
12	1	6,1	1,6	1,055	1
13	1	13,5	5,8	1,050	1
14	1	14,9	5	1,036	1

Tabela 39 – Características dos barramentos da rede de 14 barramentos modificada.

Geradores

Barramento	PG [MW]	QG [MVar]	Vg [p.u.]	Pmax [MW]	Pmin [MW]
1	102,68	6,57	1,060	332,4	0
2	40	14,70	1,045	140	0
3	40	3,92	1,010	100	0
6	40	2,91	1,070	100	0
8	40	16,43	1,090	100	0

Tabela 40 – Características dos grupos geradores da rede de 14 barramentos modificada.

Linhas

De	Para	R [p.u.] [*]	X [p.u.] [*]	B [p.u.] [*]	S_N [MVA]
1	2	0,01938	0,05917	0,0528	150
1	5	0,05403	0,22304	0,0492	150
2	3	0,04699	0,19797	0,0438	100
2	4	0,0581	0,17632	0,034	100
2	5	0,05695	0,17388	0,0346	100
3	4	0,06701	0,17103	0,0128	100
4	5	0,01335	0,04211	0	100
4	7	0	0,20912	0	100
4	9	0	0,55618	0	100
5	6	0	0,25202	0	100
6	11	0,09498	0,1989	0	100
6	12	0,12291	0,25581	0	100
6	13	0,06615	0,13027	0	100
7	8	0	0,17615	0	100
7	9	0	0,11001	0	100
9	10	0,03181	0,0845	0	100
9	14	0,12711	0,27038	0	100
10	11	0,08205	0,19207	0	100
12	13	0,22092	0,19988	0	100
13	14	0,17093	0,34802	0	100

Tabela 41 – Características das linhas da rede de 14 barramentos modificada.

* Na base de 100 MVA

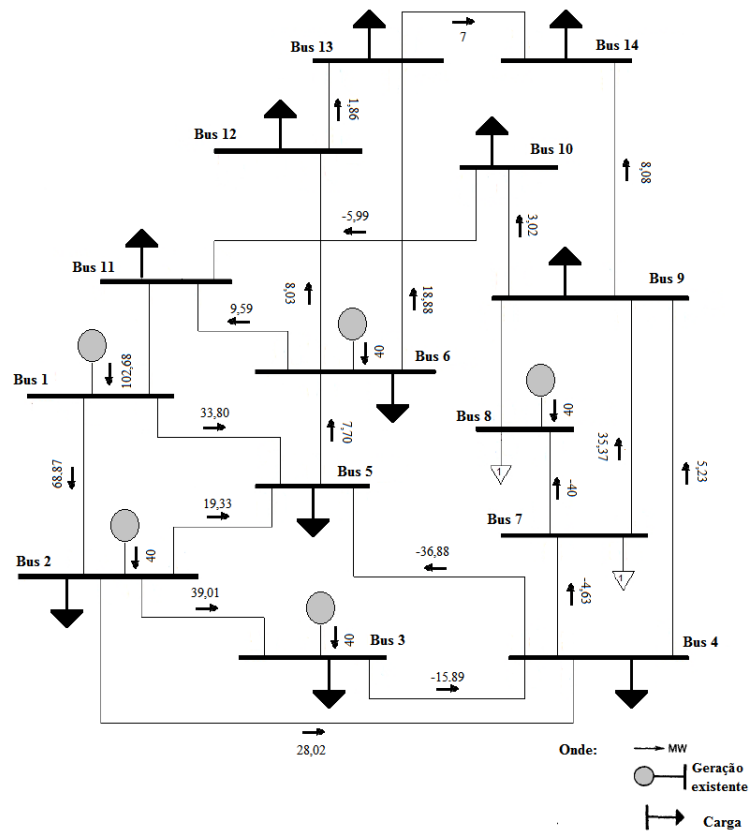


Figura 21 – Configuração da rede de 14 barramentos modificada.

Anexo IV – Introdução ao *Matpower*

Neste anexo, são apresentadas, de forma resumida, algumas indicações sobre os requisitos de instalação e os procedimentos a ter em consideração para a resolução do trânsito de energia com recurso ao *Matpower*.

Instalação e requisitos de sistema

Para que o *Matpower* possa ser utilizado, é necessário a instalação da versão 6.5 ou de uma versão superior do *Matlab*, sendo os requisitos de *hardware* iguais aos recomendados pela versão do *Matlab*.

Para a instalação do *Matpower*, é necessário descompactar o conjunto de ficheiros numa localização conhecida e de fácil acesso. Seguidamente, deverão ser executados os seguintes passos:

1. No programa *Matlab* clicar em *File* e seguidamente em *Set Path*;
2. Clicar no botão *Add Folder*;
3. Localizar a pasta *Matpower* descompactada e clicar em *OK*;
4. Clicar no botão *Save* para confirmar as alterações efetuadas.

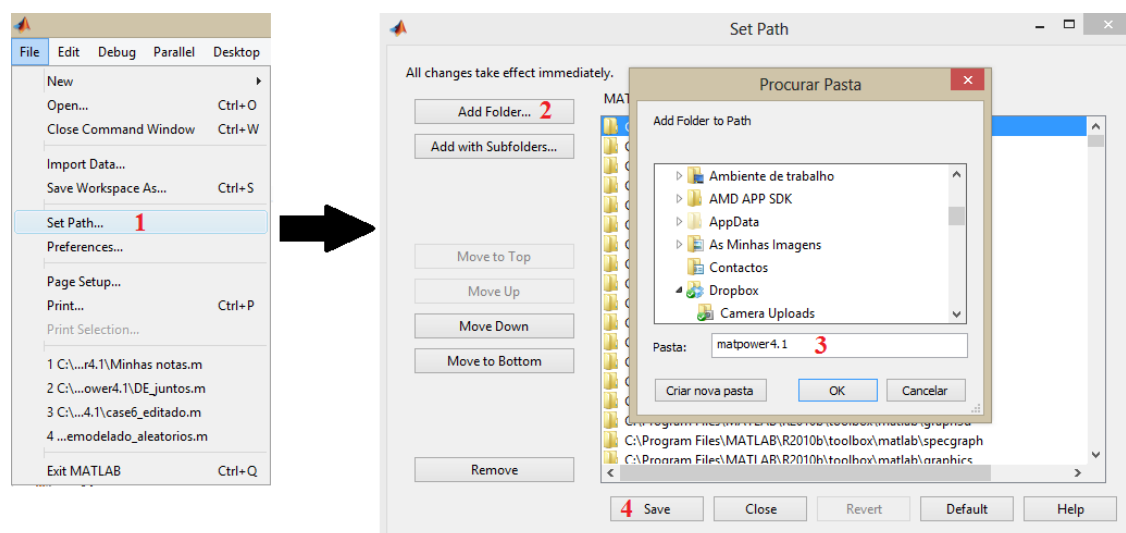


Figura 22 – Instalação *Matpower*.

Concluídos estes passos, o *Matpower* encontra-se instalado e é reconhecido pelo programa *Matlab*, sendo possível calcular trânsitos de energia.

Utilizando o *Matpower* de forma a executar um PF, deverá ser introduzida a seguinte instrução na linha de comandos do *Matlab*:

```
runpf ('case6ww.m')
```

O campo '*case6ww.m*' deverá ser atualizado consoante a rede em estudo.

O comando acima indicado executa um simples PF em AC, recorrendo ao método de Newton-Raphson, sem considerar o rate das linhas nem os limites mecânicos dos grupos geradores. No entanto, para que o programa tenha em consideração os limites de potência reativa impostos pelos grupos, dever-se-á utilizar as seguintes linhas de código:

```
define_constants;  
mpc = loadcase ('case6ww.m');  
opt = mption;  
opt = mption (opt, 'ENFORCE_Q_LIMS', 1);  
results = runpf (mpc, opt);
```

É ainda possível gravar os dados num ficheiro de texto, com extensão .txt. Os ficheiros são guardados na pasta de ficheiros do *Matpower*. Para tal, deve-se utilizar os seguintes comandos:

```
define_constants;  
mpc = loadcase ('case6ww.m');  
opt = mption;  
opt = mption (opt, 'ENFORCE_Q_LIMS', 1);  
results = runpf (mpc, opt, 'teste1.txt');
```

A informação a ser apresentada, tanto no *Matlab* como no ficheiro de texto, pode ser filtrada ao alterar os campos '*OUT_GEN*', '*OUT_BUS*', '*OUT_BRANCH*', de 0 para 1. Estas alterações permitem a visualização da informação correspondente ao campo, sejam informações sobre os grupos geradores, tais como, potências ativas e reativas geradas, informações sobre os barramentos, tais como, as amplitudes e ângulos de tensão, informações sobre as linhas, tais como, a potência em trânsito entre linhas, entre outros.

```

define_constants;
mpc = loadcase ('case6ww.m');
opt = mption;
opt = mption (opt, 'OUT_ALL', -1, 'ENFORCE_Q_LIMS', 1, 'VERBOSE', 0,
'OUT_SYS_SUM', 0, 'OUT_GEN', 0, 'OUT_BUS', 1, 'OUT_BRANCH', 0);
results = runpf (mpc, opt, 'teste1.txt');

```

Comparação entre o *Matpower* e o *PSS®E*

A fim de validar os resultados entre os dois programas, a rede de 6 barramentos de Wood et al. (1996) foi simulada no *Matpower* e no *PSS®E*. Os dados utilizados nesta simulação encontram-se presentes no anexo I.

- Rede 6 Barramentos
 - *Matpower*

Barramento #	Tensão		Geração		Carga	
	Magnitude [p.u.]	Ângulo [°]	P_G [MW]	Q_G [MVar]	P_D [MW]	Q_D [MVar]
1	1,050	0,000	107,88	15,96	-	-
2	1,050	-3,671	50,00	74,36	-	-
3	1,070	-4,273	60,00	89,63	-	-
4	0,989	-4,196	-	-	70,00	70,00
5	0,985	-5,276	-	-	70,00	70,00
6	1,004	-5,947	-	-	70,00	70,00

Tabela 42 – Amplitude da tensão e geração nos barramentos de Wood et al., (1996) (*Matpower*).

Linha	De	Para	Potência transitada	
			P [MW]	Q [MW]
1	1	2	28,69	-15,42
2	1	4	43,58	20,12
3	1	5	35,60	11,25
4	2	3	2,93	-12,27
5	2	4	33,09	46,05
6	2	5	15,51	15,35
7	2	6	26,25	12,40
8	3	5	19,12	23,17
9	3	6	4377	60,72
10	4	5	4,08	-4,94
11	5	6	1,61	-9,66

Tabela 43 – Trânsito de potência nas linhas da rede de 6 barramentos de Wood et al., (1996) (*Matpower*).

○ PSS®E

Barramento	Tensão		Geração		Carga	
	Magnitude [p.u.]	Ângulo [°]	P_G [MW]	Q_G [MVar]	P_D [MW]	Q_D [MVar]
1	1,0500	0,00	107,87	15,96	-	-
2	1,0500	-3,67	50,00	74,36	-	-
3	1,0700	-4,27	60,00	89,63	-	-
4	0,9894	-4,20	-	-	70,00	70,00
5	0,9854	-5,28	-	-	70,00	70,00
6	1,0044	-5,95	-	-	70,00	70,00

Tabela 44 – Amplitude da tensão e geração nos barramentos de Wood et al., (1996) (*PSS®E*).

Linha	De	Para	Potência transitada	
			P [MW]	Q [MW]
#	#	#		
1	1	2	28,70	-15,4
2	1	4	43,60	20,10
3	1	5	35,60	11,3
4	2	3	2,90	-12,30
5	2	4	33,10	46,10
6	2	5	15,50	15,40
7	2	6	26,20	12,40
8	3	5	19,10	23,20
9	3	6	43,80	60,70
10	4	5	4,10	-4,90
11	5	6	1,60	-9,70

Tabela 45 – Trânsito de potência nas linhas da rede de 6 barramentos de Wood et al., (1996) (PSS®E).

Anexo V – Parametrização dos algoritmos evolutivos

Rede de 14 barramentos em regime N para 3000 gerações e 100 população

Para GA

- Parametrização do GA com crossover 0.6 e mutação 0.085 em regime N

<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>BUS 7</i>	<i>Fitness</i>
0	2,69	9,40	8,22	18,74	0,71	4,12	139,42
<i>BUS 8</i>	<i>BUS 9</i>	<i>BUS 10</i>	<i>BUS 11</i>	<i>BUS 12</i>	<i>BUS 13</i>	<i>BUS 14</i>	
14,68	5,79	26,77	3,27	32,27	11,58	1,18	

Tabela 46 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 0,6 e uma probabilidade de mutação igual a 0,085 no GA em regime N.

- Parametrização do GA com crossover 1 e mutação 0,085 em regime N

<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>BUS 7</i>	<i>Fitness</i>
0	17,04	1,06	17,13	13,60	8,67	4,74	139,86
<i>BUS 8</i>	<i>BUS 9</i>	<i>BUS 10</i>	<i>BUS 11</i>	<i>BUS 12</i>	<i>BUS 13</i>	<i>BUS 14</i>	
5,16	1,02	6,34	31,03	12,95	10,24	10,86	

Tabela 47 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 1 e uma probabilidade de mutação igual a 0,085 no GA em regime N.

- Parametrização do GA com crossover 0,6 e mutação 1 em regime N

<i>BUS 1</i>	<i>BUS 2</i>	<i>BUS 3</i>	<i>BUS 4</i>	<i>BUS 5</i>	<i>BUS 6</i>	<i>BUS 7</i>	<i>Fitness</i>
0	1,86	7,90	13,12	8,30	21,35	10,15	139,11
<i>BUS 8</i>	<i>BUS 9</i>	<i>BUS 10</i>	<i>BUS 11</i>	<i>BUS 12</i>	<i>BUS 13</i>	<i>BUS 14</i>	
6,53	9,08	13,40	19,21	11,22	15,20	0,91	

Tabela 48 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 0,6 e uma probabilidade de mutação igual a 1 no GA em regime N.

- Parametrização do GA com crossover 0,7 e mutação 0,8 em regime N

BUS 1	BUS 2	BUS 3	BUS 4	BUS 5	BUS 6	BUS 7	Fitness
0	4,91	14,49	0,87	3,94	20,06	2,74	138,48
BUS 8	BUS 9	BUS 10	BUS 11	BUS 12	BUS 13	BUS 14	
5,78	30,30	14,53	12,01	10,03	15,58	3,24	

Tabela 49 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 0,7 e uma probabilidade de mutação igual a 0,8 no GA em regime N.

Não foram verificadas alterações significativas na média da *fitness*. A utilização de diferentes parâmetros no algoritmo GA somente alterou a preferência de injeção em determinados barramentos. Utilizou-se os parâmetros indicados na tabela 46.

Para DE

- Parametrização do DE com crossover 0,7 e mutação 0,8 em regime N

BUS 1	BUS 2	BUS 3	BUS 4	BUS 5	BUS 6	BUS 7	Fitness
0	0,17	0,29	4,28	1,63	12,54	1,79	172,56
BUS 8	BUS 9	BUS 10	BUS 11	BUS 12	BUS 13	BUS 14	
1,07	0,41	0,93	1,00	141,61	5,39	1,45	

Tabela 50 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 0,6 e uma probabilidade de mutação igual a 0,085 no DE em regime N.

- Parametrização do DE com crossover 1 e mutação 0,085 em regime N

BUS 1	BUS 2	BUS 3	BUS 4	BUS 5	BUS 6	BUS 7	Fitness
0	0,10	58,96	0,005	0,43	0,05	0,004	150,22
BUS 8	BUS 9	BUS 10	BUS 11	BUS 12	BUS 13	BUS 14	
2,06	0,02	0,03	0,85	87,42	0,07	0,23	

Tabela 51 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 1 e uma probabilidade de mutação igual a 0,085 no DE em regime N.

- Parametrização do DE com crossover 0,6 e mutação 1 em regime N

BUS 1	BUS 2	BUS 3	BUS 4	BUS 5	BUS 6	BUS 7	Fitness
0	0,87	0,31	1,82	2,61	18,22	0,62	172,71
BUS 8	BUS 9	BUS 10	BUS 11	BUS 12	BUS 13	BUS 14	
0,37	0,19	0,30	1,29	141,66	4,25	0,20	

Tabela 52 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 0,6 e uma probabilidade de mutação igual a 1 no DE em regime N.

- Parametrização do DE com crossover 0,7 e mutação 0,8 em regime N

BUS 1	BUS 2	BUS 3	BUS 4	BUS 5	BUS 6	BUS 7	Fitness
0	0,18	0,06	0,09	0,07	23,6	0,11	173,78
BUS 8	BUS 9	BUS 10	BUS 11	BUS 12	BUS 13	BUS 14	
0,04	0,06	0,08	0,24	141,99	6,91	0,26	

Tabela 53 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 0,7 e uma probabilidade de mutação igual a 0,8 no DE em regime N.

Com os resultados obtidos na tabela 52, quando comparados com os resultados obtidos na tabela 50, verificou-se que, com a utilização de uma probabilidade de *crossover* igual a 0,6 e com uma probabilidade de mutação igual a 0,1, obtém-se um melhor perfil de injeção de GD. Apesar do melhor valor de *fitness* se ter verificado no caso da tabela 53, os perfis de injeção concentram-se maioritariamente num único barramento, não apresentando então uma melhoria significativa nos perfis de injeção. É possível ainda verificar que, de acordo com a tabela 51, a utilização de uma probabilidade de *crossover* igual a 1 reduz a capacidade do algoritmo gerar soluções melhores, reduzindo a média do *fitness* dos indivíduos. Apesar de se continuar a verificar uma preferência de injeção nos barramentos 6 e 12, uma correta parametrização permite aumentar os valores injetados. Assim, é recomendada a utilização da parametrização da tabela 52.

Para DEM

- Parametrização do DEM com crossover 0,6 e mutação 0,085 em regime N

BUS 1	BUS 2	BUS 3	BUS 4	BUS 5	BUS 6	BUS 7	Fitness
0	0,07	0,05	0,03	0,11	23,25	0,07	173,78
BUS 8	BUS 9	BUS 10	BUS 11	BUS 12	BUS 13	BUS 14	
0,11	0,06	0,06	0,80	141,98	7,12	0,07	

Tabela 54 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 0,6 e uma probabilidade de mutação igual a 0,085 no DEM em regime N.

- Parametrização do DEM com crossover 1 e mutação 0,085 em regime N

BUS 1	BUS 2	BUS 3	BUS 4	BUS 5	BUS 6	BUS 7	Fitness
0	0,1	3,82	0,14	0,32	0,18	0,50	155,04
BUS 8	BUS 9	BUS 10	BUS 11	BUS 12	BUS 13	BUS 14	
0,08	0,02	2,44	7,50	78,37	61,55	0,02	

Tabela 55 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 1 e uma probabilidade de mutação igual a 0,085 no DEM em regime N.

- Parametrização do DEM com crossover 0,6 e mutação 1 em regime N

BUS 1	BUS 2	BUS 3	BUS 4	BUS 5	BUS 6	BUS 7	Fitness
0	0,053	0	0,08	0,07	23,90	0,03	173,84
BUS 8	BUS 9	BUS 10	BUS 11	BUS 12	BUS 13	BUS 14	
0,15	0	0,16	0,22	141,99	7,15	0,01	

Tabela 56 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 0,6 e uma probabilidade de mutação igual a 1 no DEM em regime N.

- Parametrização do DEM com crossover 0,7 e mutação 0,8 em regime N

BUS 1	BUS 2	BUS 3	BUS 4	BUS 5	BUS 6	BUS 7	Fitness
0	0	0	0	0	24,32	0	173,91
BUS 8	BUS 9	BUS 10	BUS 11	BUS 12	BUS 13	BUS 14	
0	0	0	0	141,99	7,57	0	

Tabela 57 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 0,7 e uma probabilidade de mutação igual a 0,8 no DEM em regime N.

Apesar de se terem realizado múltiplos testes de parametrização, não foram observadas alterações significativas nos perfis de injeção. Recomenda-se a parametrização referente à tabela 54.

Rede de 14 barramentos em regime N-1 para 3000 gerações e 100 população

Para GA

- Parametrização do GA com crossover 0,6 e mutação 0,085 em regime N-1

BUS 1	BUS 2	BUS 3	BUS 4	BUS 5	BUS 6	BUS 7	Fitness
0	30,80	0,10	16,43	4,0	2,19	9,52	138,56
BUS 8	BUS 9	BUS 10	BUS 11	BUS 12	BUS 13	BUS 14	
12,70	20,42	15,11	15,44	3,46	3,73	4,69	

Tabela 58 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 0,6 e uma probabilidade de mutação igual a 0,085 no GA em regime N-1.

- Parametrização do GA com crossover 1 e mutação 0,085 em regime N-1

BUS 1	BUS 2	BUS 3	BUS 4	BUS 5	BUS 6	BUS 7	Fitness
0	11,08	3,77	12,66	8,99	11,12	12,26	137,74
BUS 8	BUS 9	BUS 10	BUS 11	BUS 12	BUS 13	BUS 14	
8,37	17,59	19,16	2,37	13,45	7,89	9,03	

Tabela 59 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 1 e uma probabilidade de mutação igual a 0,085 no GA em regime N-1.

- Parametrização do GA com crossover 0,6 e mutação 1 em regime N-1

BUS 1	BUS 2	BUS 3	BUS 4	BUS 5	BUS 6	BUS 7	Fitness
0	4,65	10,73	13,94	0,70	20,12	7,51	138,76
BUS 8	BUS 9	BUS 10	BUS 11	BUS 12	BUS 13	BUS 14	
5,43	0,26	17,03	6,91	21,11	18,58	11,79	

Tabela 60 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 0,6 e uma probabilidade de mutação igual a 1 no GA em regime N-1.

- Parametrização do GA com crossover 0,7 e mutação 0,8 em regime N-1

BUS 1	BUS 2	BUS 3	BUS 4	BUS 5	BUS 6	BUS 7	Fitness
0	22,73	5,04	7,53	5,53	25,27	5,35	139,14
BUS 8	BUS 9	BUS 10	BUS 11	BUS 12	BUS 13	BUS 14	
10,31	1,58	1,09	0,75	12,63	15,14	26,18	

Tabela 61 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 0,7 e uma probabilidade de mutação igual a 0,8 no GA em regime N-1.

A utilização de diferentes parâmetros no algoritmo alterou a preferência de injeção em determinados barramentos, sem perder a diversidade dos indivíduos, não tendo sido verificadas alterações significativas na média dos valores *fitness*. Assim, é recomendada a utilização da parametrização referente à tabela 58.

Para DE

- Parametrização do DE com crossover a 0,6 e mutação a 0,085 em regime N-1

BUS 1	BUS 2	BUS 3	BUS 4	BUS 5	BUS 6	BUS 7	Fitness
0	1,41	0,15	5,08	1,84	6,38	2,48	149,19
BUS 8	BUS 9	BUS 10	BUS 11	BUS 12	BUS 13	BUS 14	
4,14	14,91	13,27	16,53	80,98	1,90	0,12	

Tabela 62 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 0,6 e uma probabilidade de mutação igual a 0,085 no DE em regime N-1.

- Parametrização do DE com crossover a 1 e mutação a 0,085 em regime N-1

BUS 1	BUS 2	BUS 3	BUS 4	BUS 5	BUS 6	BUS 7	Fitness
0	0	0	0	0	18,78	0	151,58
BUS 8	BUS 9	BUS 10	BUS 11	BUS 12	BUS 13	BUS 14	
0	0	0	0	44,45	86,74	1,60	

Tabela 63 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 0,1 e uma probabilidade de mutação igual a 0,085 no DE em regime N-1.

- Parametrização do DE com crossover a 0,6 e mutação a 1 em regime N-1

BUS 1	BUS 2	BUS 3	BUS 4	BUS 5	BUS 6	BUS 7	Fitness
0	2,60	0,99	2,92	4,47	8,61	0,19	153,87
BUS 8	BUS 9	BUS 10	BUS 11	BUS 12	BUS 13	BUS 14	
3,96	2,37	0,95	4,25	85,46	34,78	2,91	

Tabela 64 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 0,6 e uma probabilidade de mutação igual a 0,1 no DE em regime N-1.

- Parametrização do DE com crossover a 0,8 e mutação a 0,7 em regime N-1

BUS 1	BUS 2	BUS 3	BUS 4	BUS 5	BUS 6	BUS 7	Fitness
0	0,20	0,31	0,56	0,72	0,84	0,37	158,51
BUS 8	BUS 9	BUS 10	BUS 11	BUS 12	BUS 13	BUS 14	
0,03	0,07	0,19	0,14	85,98	68,75	0,36	

Tabela 65 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 0,8 e uma probabilidade de mutação igual a 0,7 no DE em regime N-1.

De acordo com a tabela 65, a utilização de uma probabilidade de *crossover* de 0,8 e de mutação de 0,7 gerou o melhor perfil de injeção GD em todos os barramentos. Apesar dos resultados obtidos na tabela 65 apresentarem a melhor média de *fitness*, verifica-se uma melhor distribuição de GD com a parametrização indicada na tabela 62. A utilização de uma probabilidade de *crossover* igual a 1, como pode ser verificada na tabela 63, apesar de apresentar um valor de *fitness* mais elevado do que a situação referente à tabela 62. A tabela 63 não apresenta perfis ideais de injeção, uma vez que a injeção obtida em vários barramentos é muito próxima de zero, sendo por isso desprezável. Tendo-se utilizado os parâmetros indicados na tabela 65.

Para DEM

- Parametrização do DEM com crossover a 0,6 e mutação a 0,085 em regime N-1

BUS 1	BUS 2	BUS 3	BUS 4	BUS 5	BUS 6	BUS 7	Fitness
0	0,02	0,05	0,07	0,04	0,02	0,08	159,10
BUS 8	BUS 9	BUS 10	BUS 11	BUS 12	BUS 13	BUS 14	
0,04	0,02	0,04	0,04	85,97	72,60	0,09	

Tabela 66 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 0,6 e uma probabilidade de mutação igual a 0,085 no DEM em regime N-1.

- Parametrização do DEM com crossover a 1 e mutação a 0,085 em regime N-1

BUS 1	BUS 2	BUS 3	BUS 4	BUS 5	BUS 6	BUS 7	Fitness
0	0	1,52	0,20	0,37	0,06	0,06	158,68
BUS 8	BUS 9	BUS 10	BUS 11	BUS 12	BUS 13	BUS 14	
0,03	0	0,02	0,02	85,98	70,44	0	

Tabela 67 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 0,6 e uma probabilidade de mutação igual a 0,085 no DEM em regime N-1.

- Parametrização DEM com crossover a 0.6 e mutação a 1 em regime N-1

BUS 1	BUS 2	BUS 3	BUS 4	BUS 5	BUS 6	BUS 7	Fitness
0	0	0	0	0,03	0,02	0,03	159,15
BUS 8	BUS 9	BUS 10	BUS 11	BUS 12	BUS 13	BUS 14	
0,02	0,01	0	0,10	85,99	72,89	0,04	

Tabela 68 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 0,6 e uma probabilidade de mutação igual a 0,1 no DEM em regime N-1.

- Parametrização do DEM com crossover a 0,7 e mutação a 0,8 em regime N-1

BUS 1	BUS 2	BUS 3	BUS 4	BUS 5	BUS 6	BUS 7	Fitness
0	0,01	0,04	0,04	0,10	0,12	0,05	159,07
BUS 8	BUS 9	BUS 10	BUS 11	BUS 12	BUS 13	BUS 14	
0	0,05	0,06	0,02	85,97	72,52	0,09	

Tabela 69 – Indivíduos obtidos com uma probabilidade de *crossover* igual a 0,7 e uma probabilidade de mutação igual a 0,8 no DEM em regime N-1.

Não foram verificadas alterações significativas na injeção de GD nos vários barramentos nem variações na média da *fitness* dos indivíduos. Recomenda-se a utilização dos parâmetros indicados na tabela 66.

