



**Universidade Federal da Paraíba
Centro de Energias Alternativas e Renováveis
Departamento de Engenharia Elétrica**



ALINNE CRISTIANE ANICETO MEDEIROS

**ALOCAÇÃO ÓTIMA DE CAPACITORES EM REDES DE
DISTRIBUIÇÃO USANDO ALGORITMOS GENÉTICOS: UM
ESTUDO SOBRE O AJUSTE ÓTIMO DOS PARÂMETROS DO
ALGORITMO**

João Pessoa

2018

ALINNE CRISTIANE ANICETO MEDEIROS

**ALOCÇÃO ÓTIMA DE CAPACITORES EM REDES DE
DISTRIBUIÇÃO USANDO ALGORITMOS GENÉTICOS: UM
ESTUDO SOBRE O AJUSTE ÓTIMO DOS PARÂMETROS DO
ALGORITMO**

Trabalho de Conclusão de Curso submetido à
Coordenação do Curso de Graduação em Engenharia
Elétrica da Universidade Federal da Paraíba - Campus
I, como parte dos requisitos necessários para a
obtenção do grau de Bacharel em Engenharia
Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Helon David de Macêdo Braz

João Pessoa

2018

Catálogo na publicação
Seção de Catalogação e Classificação

M488a Medeiros, Alinne Cristiane Aniceto.

Alocação Ótima de Capacitores em Redes de Distribuição Usando Algoritmos Genéticos: Um Estudo Sobre o Ajuste Ótimo dos Parâmetros do Algoritmo / Alinne Cristiane Aniceto Medeiros. - João Pessoa, 2018.
80 f.

Orientação: Helon David de Macêdo Braz.
Monografia (Graduação) - UFPB/CEAR.

1. Alocação Ótima de Capacitores. 2. Algoritmos Genéticos. 3. Ajuste de Parâmetros. I. Braz, Helon David de Macêdo. II. Título.

UFPB/BC

ALINNE CRISTIANE ANICETO MEDEIROS

**ALOCAÇÃO ÓTIMA DE CAPACITORES EM REDES DE
DISTRIBUIÇÃO USANDO ALGORITMOS GENÉTICOS: UM
ESTUDO SOBRE O AJUSTE ÓTIMO DOS PARÂMETROS DO
ALGORITMO**

Trabalho de Conclusão de Curso submetido à
Coordenação do Curso de Graduação em Engenharia
Elétrica da Universidade Federal da Paraíba - Campus
I, como parte dos requisitos necessários para a
obtenção do grau de Bacharel em Engenharia
Elétrica.

Trabalho aprovado em: _____

BANCA EXAMINADORA

Helon David de Macêdo Braz, Dr.
Orientador

Nady Rocha, Dr.
Membro

Franklin M. Pereira Pamplona, Dr.
Membro

AGRADECIMENTOS

A Deus, por ter me dado a vida e todas as oportunidades que a acompanharam.

À minha família, em especial meus pais, Melanias e Fátima, e meus irmãos, Alany, Cecília e Felipe, pelo apoio e incentivo durante toda essa jornada.

Ao meu namorado, Vitor, e toda a sua família, em especial Hérika, Joelson e Virgínia, pelo auxílio que me ofereceram diversas vezes durante esse período.

Aos professores Euler Macêdo e Nady Rocha, pela oportunidade de participar do grupo PET-Elétrica e pela confiança que depositaram em mim ao longo da minha permanência no grupo.

Ao professor Helon Braz, por ter aceitado ser meu orientador de pesquisa durante quase toda a graduação, por ter aceitado ser o orientador deste trabalho e por todo o aprendizado que, pacientemente, ofereceu-me durante esses anos.

Aos amigos do grupo PET-Elétrica, em especial, Henrique, João Vitor, Jordan, Luiz, Oton, Pábula, Rafael, Wellington e Vitor, pelo companheirismo e consolo nos momentos de dificuldade e cansaço.

Às amigas de pensionato/apartamento, Bárbara, Bianca, Camila, Eliana e Karol, pela paciência e amizade ao longo desses anos.

Aos amigos de graduação, Bruna, Elayne, Fernanda, Fernando, Emanuel, Michele e Roberto, pelo companheirismo e pela ajuda em diversos momentos.

E a todos que de alguma forma contribuíram para a realização deste trabalho.

RESUMO

Apresenta-se o desenvolvimento de um algoritmo genético para solução do problema de alocação ótima de bancos de capacitores em redes de distribuição, considerando apenas capacitores fixos. A instalação de bancos de capacitores em redes de distribuição representa um dos métodos clássicos para melhoramento no perfil de tensão e redução das perdas ativas do sistema. Os efeitos da instalação estão fortemente relacionados à alocação ótima dos capacitores, que compreende a definição da quantidade, do tamanho e do local de instalação destes. Diversos métodos foram desenvolvidos para solução desse problema, entre os quais se encontram os métodos baseados em algoritmos genéticos. O desenvolvimento apresentado compreendeu a implementação de quatro codificações distintas. Foram realizados diversos experimentos, a fim de analisar os impactos dos ajustes dos parâmetros e da escolha das codificações nas respostas obtidas pelo algoritmo genético; os testes foram realizados em sistemas de 13, 37 e 69 barras. A partir das relações observadas entre o ajuste de parâmetros e o número de barras do sistema, buscou-se definir equações que permitissem determinar os valores adequados de tamanho de população e de número de gerações do algoritmo genético para qualquer sistema. A determinação dos valores desses parâmetros, em geral, é realizada manualmente, por tentativa e erro. As equações foram aplicadas a um sistema de 135 barras. Por fim, pôde-se observar que o ajuste obtido por meio das equações foi capaz de alcançar soluções satisfatórias.

Palavras-Chave: Alocação Ótima de Capacitores, Algoritmos Genéticos, Ajuste de Parâmetros.

ABSTRACT

The development of a genetic algorithm to solve the optimal capacitor placement in radial distribution systems is presented; only fixed capacitors are considered. The application of capacitor banks in distribution systems represents one of the classic methods to improve voltage profile and to reduce active system losses. The installation effects are strongly related to the optimal capacitor placement, which is concerned to define the quantity, size and location of capacitors. Several techniques have been developed to solve this problem, among which are the genetic algorithms-based methods. The development also included the implementation of four distinct encodings. Several experiments were carried out in order to analyze the impacts of parameter settings and the choice of encodings on the solutions obtained by the genetic algorithm; the tests were performed in 13, 37 and 69 bus systems. Given the relations between the parameters settings and the number of buses in the systems, it was tried to define equations that allowed determining the appropriate values of population size and number of generations for any system. This parameters adjustment, in general, is performed manually, by trial and error. The equations were applied to a 135 bus system. Finally, it was observed that the adjustment obtained through the equations was able to reach satisfactory solutions.

Keywords: Optimal Capacitor Placement, Genetic Algorithms, Parameter Setting.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Estrutura básica de um sistema elétrico de potência.....	14
Figura 2 – Rede elétrica formada por uma subestação e cinco trechos.	19
Figura 3 – Fluxograma de execução de um algoritmo genético simples.....	32
Figura 4 - Cruzamento de um único ponto.	33
Figura 5 - Cruzamento de dois pontos.....	33
Figura 6 - Cruzamento uniforme.	34
Figura 7 - Ilustração do processo de mutação em um AG.....	34
Figura 8 - Método de seleção por roleta.	35
Figura 9 - Rede radial com seis barras.	37
Figura 10 - Ilustração da codificação VC para a rede de exemplo de seis barras.	37
Figura 11 - Ilustração da codificação VCR para a rede de exemplo de seis barras.....	37
Figura 12 - Ilustração das codificações BC e BCR para a rede de exemplo de seis barras.....	38
Figura 13 - Fluxograma da função de execução da rotina Executa, descrita na classe MSP. ..	40
Figura 14 - Rede com 13 barras, adaptada de Civanlar et al. (1988).	45
Figura 15 - Gráficos de n° de gerações <i>versus</i> tamanho da população <i>versus</i> aptidão média para as codificações (a) VC, (b) VCR, (c) BC e (d) BCR aplicadas à rede de 13 barras.	46
Figura 16 - Ilustração da seleção dos intervalos de tamanho de população e de número de gerações com os melhores resultados para a codificação BC.	47
Figura 17 - Gráfico de taxa de mutação <i>versus</i> taxa de cruzamento <i>versus</i> aptidão média para a codificação VC.	47
Figura 18 - Gráfico de taxa de mutação <i>versus</i> taxa de cruzamento <i>versus</i> aptidão média para a codificação VCR.....	48
Figura 19 - Gráfico de taxa de mutação <i>versus</i> taxa de cruzamento <i>versus</i> aptidão média para a codificação BC.....	48
Figura 20 - Gráfico de taxa de mutação <i>versus</i> taxa de cruzamento <i>versus</i> aptidão média para a codificação BCR.....	49
Figura 21 - Gráficos de n° de gerações <i>versus</i> tamanho da população <i>versus</i> aptidão média para as codificações (a) VC, (b) VCR, (c) BC e (d) BCR aplicadas à rede de 13 barras, considerando as taxas mostradas na Tabela IV.	50
Figura 22 - Gráficos de aptidão média com a identificação do desvio padrão para as codificações (a) VC, (b) VCR, (c) BC e (d) BCR aplicadas à rede de 13 barras.	51
Figura 23 - Rede com 37 barras, adaptada de Baran e Wu (1989b).....	52

Figura 24 - Rede com 69 barras, utilizada em Baran e Wu (1989a).....	52
Figura 25 - Gráficos de nº de gerações <i>versus</i> tamanho da população <i>versus</i> aptidão média para as codificações (a) VC, (b) VCR, (c) BC e (d) BCR aplicadas à rede de 37 barras.	55
Figura 26 - Gráficos de aptidão média com a identificação do desvio padrão para as codificações (a) VC, (b) VCR, (c) BC e (d) BCR aplicadas à rede de 37 barras.	56
Figura 27 - Gráficos de nº de gerações <i>versus</i> tamanho da população <i>versus</i> aptidão média para as codificações (a) VC, (b) VCR, (c) BC e (d) BCR aplicadas à rede de 69 barras.	57
Figura 28 - Gráficos de aptidão média com a identificação do desvio padrão para as codificações (a) VC, (b) VCR, (c) BC e (d) BCR aplicadas à rede de 69 barras.	58
Figura 29 - Curvas de tamanho de população e de nº de gerações <i>versus</i> tamanho da rede para a codificação BC.....	60
Figura 30 - Curvas de tamanho de população e de nº de gerações <i>versus</i> tamanho da rede para a codificação BCR.	60
Figura 31 - Gráficos de aptidão média para as codificações (a) BC e (b) BCR aplicadas à rede de 135 barras.....	62
Figura 32 - Gráficos de aptidão média com a identificação do desvio padrão para as codificações (a) BC e (b) BCR aplicadas à rede de 135 barras.	63

LISTA DE TABELAS

Tabela I - Valores utilizados para configuração do AG.	43
Tabela II – Alocação dos bancos de capacitores para a rede de 13 barras.	45
Tabela III - Intervalos de tamanho de população e de número de gerações com os melhores desempenhos.....	46
Tabela IV - Taxas de cruzamento e de mutação com os melhores resultados para a rede de 13 barras.	49
Tabela V - Melhores resultados por codificação para os sistemas de 37 e 69 barras.	53
Tabela VI – Melhor alocação dos bancos de capacitores, por codificação, para a rede de 37 barras.	53
Tabela VII – Melhor alocação dos bancos de capacitores, por codificação, para a rede de 69 barras.	54
Tabela VIII - Efeitos nas perdas para a alocação ótima de bancos de capacitores nas redes de 13, 37 e 69 barras.....	54
Tabela IX - Configurações do AG com as melhores soluções.	59
Tabela X – Resultados das equações (15) a (18) para uma rede de 135 barras.....	61
Tabela XI – Intervalos de ajuste para o teste com a rede de 135 barras.....	61
Tabela XII - Efeitos nas perdas para a alocação ótima de bancos de capacitores na rede de 135 barras.	61
Tabela XIII – Melhor alocação dos bancos de capacitores, por codificação, para a rede de 135 barras.	62
Tabela XIV – Relação entre o melhor resultado e o resultado para o ajuste mínimo do AG aplicado à rede de 135 barras.	63
Tabela A.1 - Dados do sistema de 13 barras.....	71
Tabela A.2 - Dados do sistema de 37 barras.....	72
Tabela A.3 - Dados do sistema de 69 barras.....	74
Tabela A.4 - Dados do sistema de 135 barras.....	76

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AG	Algoritmo Genético
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
BC	Codificação Barras Candidatas
BCR	Codificação Barras Candidatas Reduzido
BCs	Bancos de Capacitores
CA	Corrente Alternada
CC	Corrente Contínua
CCAT	Corrente Contínua em Alta Tensão
<i>HVDC</i>	<i>High Voltage Direct Current</i>
MSP	Método da Soma de Potências
ONS	Operador Nacional do Sistema Elétrico
PRODIST	Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica
SEP	Sistema Elétrico de Potência
VC	Codificação Vetor Característico
VCR	Codificação Vetor Característico Reduzido

LISTA DE SÍMBOLOS

δ_i	Fase da tensão elétrica na barra do trecho i ($^\circ$).
δ_{i-1}	Fase da tensão elétrica na barra de origem do trecho i ($^\circ$).
DP	Perdas ativas totais em uma rede de distribuição (MW).
DP_i	Perdas ativas no trecho i (MW).
DQ_i	Perdas reativas no trecho i (Mvar).
DS_i	Perdas complexas no trecho i , em que $DS_i = DP_i + jDQ_i$ (MVA).
n_{barras}	Quantidade de barras em uma rede de distribuição.
P_i	Fluxo de potência ativa no trecho i (MW).
PL	Carga ativa total instalada em uma rede de distribuição (MW).
PL_i	Carga ativa instalada no trecho i (MW).
$PL_{nominal_i}$	Carga ativa nominal instalada no trecho i (MW).
Q_i	Fluxo de potência reativa no trecho i (Mvar).
Q_{cap_i}	Carga reativa injetada na barra i por um banco de capacitores (Mvar).
QL_i	Carga reativa instalada no trecho i (Mvar).
$QL_{nominal_i}$	Carga reativa nominal instalada no trecho i (Mvar).
R_i	Resistência elétrica do trecho i (Ω).
S_i	Fluxo de potência complexa no trecho i , em que $S_i = P_i + jQ_i$ (MVA).
SL_i	Carga complexa instalada no trecho i , em que $SL_i = PL_i + jQL_i$ (MVA).
T	Tamanho do cromossomo.
V_i	Tensão elétrica na barra do trecho i (kV).
$ V_i $	Magnitude da tensão elétrica na barra do trecho i (kV).
V_{i-1}	Tensão elétrica na barra de origem do trecho i (kV).
V_o	Tensão de referência da rede elétrica (kV).
X_i	Reatância elétrica do trecho i (Ω).
Z_i	Impedância elétrica do trecho i , em que $Z_i = R_i + jX_i$ (Ω).

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	13
1.1	Sistema Elétrico de Potência.....	13
1.1.1	Geração.....	13
1.1.2	Transmissão	15
1.1.3	Distribuição	16
1.2	Motivação	17
1.3	Modelo da Rede Elétrica.....	18
1.4	Objetivos.....	18
1.5	Organização do Trabalho	19
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	20
2.1	Alocação Ótima de Bancos de Capacitores	20
2.2	Influência dos Parâmetros em Algoritmos Genéticos.....	23
3	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	27
3.1	Alocação de Bancos de Capacitores	27
3.2	Modelo Polinomial (ZIP).....	28
3.3	Método da Soma de Potências	29
3.1.1	Bancos de Capacitores no MSP.....	31
3.4	Algoritmos Genéticos	31
3.1.2	Cruzamento.....	33
3.1.3	Mutação	34
3.1.4	Seleção.....	34
3.1.5	Codificações para Alocação de Bancos de Capacitores	36
4	IMPLEMENTAÇÕES	39
4.1	Método da Soma de Potências	39
4.1.1	Bancos de Capacitores.....	40
4.2	Algoritmo Genético	41

4.2.1	Função de Aptidão	41
4.3	Configuração do Algoritmo Genético	42
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	44
5.1	Resultados para a Rede de 13 Barras	44
5.2	Resultados para as Redes de 37 e 69 Barras	51
5.3	Análise dos Impactos do Tamanho da População e Número de Gerações	58
5.4	Aplicação dos Ajustes Ótimos em uma Rede de 135 barras.....	61
6	CONCLUSÕES	65
	REFERÊNCIAS	67
	APÊNDICE A – DADOS DAS REDES UTILIZADAS.....	71
A.1	Rede de 13 Barras – Adaptada de Civanlar et. al (1988).....	71
A.2	Rede de 37 Barras – Adaptada de Baran e Wu (1989b).....	72
A.3	Rede de 69 Barras – Baran e Wu (1989a).....	74
A.4	Rede de 135 Barras – Adaptada de Mantovani (2000).....	76

1 INTRODUÇÃO

Eletricidade é uma das formas de energia mais utilizadas na sociedade moderna, de modo que o aumento no consumo de energia elétrica tornou-se um indicativo de crescimento econômico e de melhoria no padrão de vida populacional (PABLA, 2012). No Brasil, a maior parte do fornecimento é realizado por concessionárias ou permissionárias de serviço público de distribuição de energia elétrica, as quais devem atender às exigências definidas em regulamento quanto à continuidade e à qualidade da energia fornecida aos consumidores (ANEEL, 2018b).

Os serviços de distribuição de energia são integrados aos sistemas elétricos de potência. Estes podem ser definidos como redes projetadas para transformar, continuamente, formas de energia não elétrica em eletricidade, transportar a energia convertida por longas distâncias e, ao final, convertê-la em uma forma de energia não elétrica e utilizável (GROSS, 1986).

Neste capítulo, apresenta-se uma breve introdução sobre o funcionamento de sistemas elétricos de potência, incluindo breves explicações sobre os sistemas de geração, transmissão e distribuição de energia. Além disso, são apresentados a motivação, os objetivos e a organização deste trabalho.

1.1 Sistema Elétrico de Potência

Sistemas Elétricos de Potências (SEP) compreendem a geração de energia elétrica, a transmissão da energia gerada e sua disponibilização aos consumidores finais. Para que o funcionamento de um SEP seja satisfatório, ele deve ser seguro, confiável, econômico, não agressor ao meio ambiente e socialmente aceitável (GROSS, 1986).

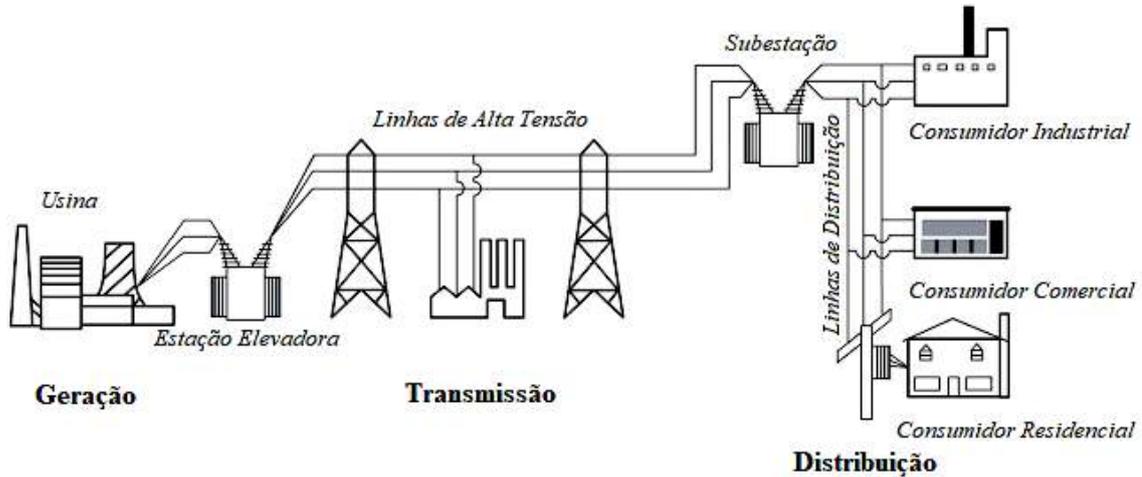
Um sistema elétrico de potência pode ser dividido em três subsistemas: geração, transmissão e distribuição, conforme ilustrado na Figura 1. Cada subsistema apresenta uma função específica e possui características próprias, relacionadas ao seu funcionamento. Tais características são expostas nas seções a seguir.

1.1.1 Geração

Geração é o segmento responsável pelo fornecimento de energia elétrica aos sistemas de transmissão e de distribuição. A geração, na verdade, consiste em conversão de energia: com o uso de geradores, formas de energia não elétrica são convertidas em eletricidade.

Diversas fontes podem ser utilizadas nesse processo, as quais podem ser divididas em duas grandes categorias: termais e não termais (GROSS, 1986).

Figura 1 - Estrutura básica de um sistema elétrico de potência.



Fonte: Adaptado de Blume (2007).

As fontes consideradas termais são aquelas em que, no processo de geração de energia elétrica, ocorre a queima de algum material ou o aquecimento de água. O vapor produzido a partir desse processo é, então, utilizado para movimentação de turbinas que convertem a energia rotacional em energia elétrica. São exemplos de fontes termais: combustíveis fósseis, fusão nuclear de urânio, biomassa e luz solar (GROSS, 1986).

As fontes não termais, por sua vez, são aquelas que permitem a conversão de energia de forma direta, ou seja, não é necessário o aquecimento de água ou a queima de material durante o procedimento. São exemplos: água – cuja movimentação é utilizada para acionar turbinas hidráulicas –, marés, ventos, ondas e a luz solar (GROSS, 1986). Esta última, nomeada de fotovoltaica, é a única em que não há uso de turbinas durante a geração; a conversão de energia é realizada por meio de semicondutores que, expostos à luz solar, são capazes de produzir corrente elétrica na forma contínua.

A matriz de energia elétrica nacional apresenta o uso dos seguintes tipos de fontes: biomassa, eólica, combustíveis fósseis, hídrica, nuclear e solar (energia fotovoltaica). Destas, a maior participação é feita pelas usinas hidrelétricas, que representam 60,76% da matriz energética total. Ao todo, são 6726 usinas de energia e 167 GW de potência (ANEEL, 2018a).

A maioria dos geradores opera em níveis de tensão limitados a 25 kV e podem apresentar potência nominal entre 100 kW e 1300 MW (GROSS, 1986). As unidades geradoras da usina de Itaipu, por exemplo, possuem tensão nominal de 18 kV e potência

nominal de 700 MW (ITAIPU, 2018). Para que a energia produzida possa percorrer longas distâncias, realiza-se a elevação do nível de tensão para valores em torno de centenas de kV, de modo que o nível de corrente elétrica diminua e, conseqüentemente, as perdas elétricas e quedas de tensão também diminuam.

1.1.2 Transmissão

Após o aumento no nível de tensão nas estações elevadoras, a energia produzida nos centros de geração é entregue às linhas de transmissão. Estas, juntamente com as linhas de distribuição, compõem o segmento de transporte do SEP, responsável por permitir que a energia gerada chegue aos consumidores finais.

Os níveis de tensão das linhas de transmissão podem variar de 115 kV até acima de 765 kV (GROSS, 1986), incluindo linhas em corrente contínua (CC) e em corrente alternada (CA), com predominância desta em relação àquela. No Brasil, os níveis de tensão das linhas em CA variam de 138 kV a 750 kV; quanto às linhas em CC, há aplicação de dois níveis: 600 kV e 800 kV (ANEEL, 2018c).

A predominância de linhas de transmissão em CA deve-se ao uso de transformadores, que não operam em corrente contínua. Estes são os equipamentos que possibilitam a elevação do nível de tensão da energia produzida nos centros de geração e, conseqüentemente, a transmissão desta até os centros de carga, que normalmente são muito distantes dos pontos de geração. Além do uso de corrente alternada, prevaleceu a aplicação do sistema trifásico – três fases defasadas entre si por 120° –, devido às vantagens econômicas e à capacidade dessa configuração de fornecer fluxo de potência constante (GROSS, 1986).

Com o desenvolvimento da eletrônica de potência, surgiram as linhas de transmissão em corrente contínua, denominadas sistemas de Corrente Contínua em Alta Tensão (CCAT ou, em inglês, *HVDC*). Esses sistemas apresentam a vantagem de possibilitar a conexão de redes com frequências distintas ou com diferentes condições de operação, casos estes em que a ligação em corrente alternada poderia ser impraticável. Os equipamentos necessários para a construção de sistemas CCAT os tornam, na maioria das vezes, mais onerosos que os sistemas em corrente alternada. Por causa disso, recomenda-se sua aplicação apenas em linhas com mais de 2000 km de extensão (PAUCAR, 2014).

As redes de transmissão costumam ser fortemente malhadas, o que possibilita a

existência de diversos caminhos distintos para a entrega de energia aos consumidores. Isso é necessário de modo que o desligamento de algumas linhas não provoque o desligamento de todo o sistema (GROSS, 1986). No Brasil, o planejamento das redes de transmissão é baseado no critério de confiabilidade N-1, no qual estas devem ser capazes de suportar a perda de qualquer elemento, sem que isso provoque a interrupção do fornecimento (ONS, 2018).

1.1.3 Distribuição

O sistema de distribuição corresponde ao segmento entre as linhas de transmissão e os consumidores finais (PABLA, 2012). Esse segmento é composto por três subsistemas:

- a) Subtransmissão: compreende as linhas entre o sistema de transmissão e as subestações de distribuição. No Brasil, apresenta tensões entre 69 kV e 138 kV (ABRADEE, 2018). As linhas desse sistema pertenceram, no passado, ao segmento de transmissão; à medida que novas linhas são construídas, com níveis de tensão mais elevados e maior capacidade de transmissão de energia, as linhas existentes, com tensões mais baixas e menor capacidade, passam a ser enquadradas no segmento de distribuição (GROSS, 1986). O sistema de subtransmissão é responsável pelo fornecimento de grandes consumidores, como complexos industriais.
- b) Distribuição primária: também denominado rede primária, esse subsistema é constituído pelas linhas de média tensão que saem das subestações de distribuição. No Brasil, esse segmento apresenta tensões entre 2,3 kV e 44 kV (ABRADEE, 2018); a tensão utilizada na Paraíba é de 13,8 kV. Esse sistema estende-se até os transformadores responsáveis por diminuir o nível de tensão para o utilizado na rede de baixa tensão, que pode variar entre 110 e 440 V.
- c) Distribuição secundária: esse segmento se inicia no lado de baixa tensão dos transformadores da rede primária e estende-se até os ramais de ligação, que conectam os pequenos consumidores à rede elétrica. Na Paraíba, a tensão utilizada é de 220 V. Ao longo deste trabalho, esse subsistema também será denominado de rede secundária.

Diferentemente do sistema de transmissão, as linhas de distribuição não exigem um nível de confiabilidade tão rigoroso e, por isso, normalmente operam com arranjo radial ou fracamente malhado. No primeiro caso, há apenas um caminho energizado para o fluxo de

potência, desde a subestação até o consumidor final. No segundo, a rede é majoritariamente radial, mas há trechos em que a entrega de energia pode ser realizada por mais de um caminho, isto é, mais de um circuito de saída da subestação; isso possibilita a continuidade do fornecimento em caso de contingência.

A operação do sistema de distribuição brasileiro é regulada conforme documentos elaborados pela Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL, os quais compõem os Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica – PRODIST. Entre os aspectos abordados no PRODIST, encontra-se a qualidade de energia entregue aos consumidores, cujas especificações são apresentadas no módulo 8. Tais especificações abordam, entre outras características, a tensão em regime permanente e o fator de potência no ponto de conexão (ANEEL, 2018b).

De acordo com a regulação vigente para a rede primária, a tensão nominal no ponto de conexão deve encontrar-se entre 0,93 pu e 1,05 pu; logo, para uma tensão de referência de 13,8 kV, como no caso da Paraíba, a tensão nos pontos de conexão deve permanecer no intervalo de 12,83 kV a 14,49 kV. Quanto ao fator de potência, a regulação atual especifica que este deve ser maior ou igual a 0,92, capacitivo ou indutivo (ANEEL, 2018b).

O planejamento das redes de distribuição, realizado pelas distribuidoras, deve visar o cumprimento das exigências enunciadas acima e das demais definidas no PRODIST. Além disso, durante o planejamento, também devem ser considerados os possíveis aumentos na demanda por energia elétrica, inerentes ao crescimento populacional e à melhoria na qualidade de vida.

1.2 Motivação

A energia elétrica fornecida pelas distribuidoras deve satisfazer índices de qualidade e confiabilidade que são estabelecidos pelos Procedimentos da Distribuição (ANEEL, 2018b). Com o aumento na demanda de energia, observado nas últimas décadas, tornam-se necessários investimentos em melhorias nos sistemas elétricos de potência direcionados para a manutenção da qualidade do sistema, entre os quais se encontram aqueles voltados para redução das perdas, correção de fator de potência e controle do perfil de tensão (ALMEIDA, 2009).

A instalação de bancos de capacitores na rede elétrica consiste em um dos métodos clássicos utilizados para melhoramento do perfil de tensão e redução das perdas elétricas no

sistema. Para que os benefícios da instalação dos bancos sejam maximizados, são utilizadas ferramentas de otimização que visam determinar a localização, o tamanho (em kvar), o tipo (fixo ou automático) e os esquemas de controle (BEÊ, 2007) desses bancos; esses quatro itens compõem o problema de alocação ótima de bancos de capacitores.

Nas últimas décadas, diversas técnicas foram desenvolvidas para solucionar o problema mencionado. Tais métodos podem ser agrupados em quatro categorias: métodos analíticos, programação matemática, métodos heurísticos e inteligência artificial. Este último, por sua vez, abrange os métodos baseados em algoritmos genéticos.

Neste trabalho, objetiva-se: traçar um comparativo entre as principais codificações utilizadas em algoritmos genéticos (AG) para o problema de alocação ótima de bancos de capacitores; analisar os efeitos dos parâmetros do AG nos resultados encontrados; e, se possível, propor uma metodologia para o ajuste automático dos parâmetros do AG.

1.3 Modelo da Rede Elétrica

Este trabalho concentra-se na rede de distribuição primária. As cargas da rede secundária são modeladas matematicamente como concentradas, localizadas junto às barras da rede primária. Na modelagem, considera-se o modelo polinomial, cuja representação é baseada em coeficientes de impedância, corrente e potência constante (ZIP).

Um trecho genérico i é definido como a união entre uma barra, com tensão V_i e carga $S_{Li} = P_{Li} + jQ_{Li}$, e um ramo, com impedância $Z_i = R_i + jX_i$, fluxo $S_i = P_i + jQ_i$ e perdas $DS_i = DP_i + jDQ_i$. Durante as análises, considera-se que a tensão da subestação é controlada pelo sistema e, portanto, pode ser modelada como uma fonte de tensão ideal. Na Figura 2, ilustra-se uma rede elétrica formada por uma subestação e cinco trechos.

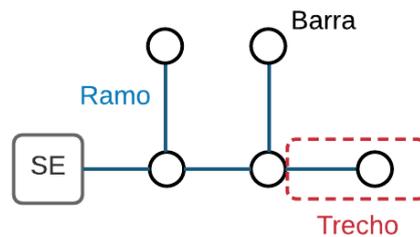
1.4 Objetivos

Este trabalho tem como objetivos gerais estudar o problema de alocação ótima de bancos de capacitores em redes de distribuição primária, implementar um algoritmo genético capaz de solucionar o problema em questão e fazer uma análise sobre os efeitos dos parâmetros e das codificações nos resultados obtidos pelo algoritmo.

Pode-se elencar como objetivos específicos: estudar o problema de alocação ótima de bancos de capacitores e as principais soluções encontradas na literatura; compreender o funcionamento de algoritmos genéticos e sua aplicação no problema em questão; estudar

algumas das codificações de cromossomos desenvolvidas para o problema de alocação ótima de capacitores; desenvolver um algoritmo genético que determine a alocação ótima dos capacitores e permita utilizar as diferentes codificações estudadas; traçar um comparativo entre as codificações a partir dos resultados obtidos; analisar os efeitos dos parâmetros do AG na solução do problema de alocação ótima; e, se possível, propor funções para o ajuste automático do algoritmo genético.

Figura 2 – Rede elétrica formada por uma subestação e cinco trechos.



Fonte: Elaborada pela autora.

1.5 Organização do Trabalho

Este trabalho é organizado em cinco capítulos. Inicialmente, no primeiro capítulo, realiza-se uma introdução sobre sistemas elétricos de potência e são apresentadas sua motivação, seus objetivos e o modelo considerado para a rede elétrica. Em seguida, no capítulo dois, faz-se uma revisão bibliográfica sobre os trabalhos relacionados à temática deste trabalho. No capítulo três, por sua vez, é apresentada uma fundamentação teórica sobre os assuntos relevantes à pesquisa. Nos capítulos quatro e cinco, são abordadas as implementações realizadas e os resultados obtidos, respectivamente. Por fim, no capítulo seis, são apresentadas as considerações finais para este trabalho.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo, são apresentados os principais trabalhos do estado da arte relacionados à alocação de capacitores e ao ajuste de parâmetros em algoritmos genéticos. Inicialmente, na seção 2.1, aborda-se a alocação ótima de bancos de capacitores em redes de distribuição; em seguida, na seção 2.2, são trazidos os principais trabalhos relacionados à análise dos efeitos dos parâmetros em algoritmos genéticos.

2.1 Alocação Ótima de Bancos de Capacitores

O problema da alocação ótima de bancos de capacitores em redes de distribuição tem sido abordado em diversos trabalhos ao longo das últimas décadas. A solução consiste em determinar a localização, a quantidade e o tamanho dos bancos de capacitores, de modo que os benefícios da instalação, como redução das perdas de energia e melhoramento no perfil de tensão da rede, sejam maximizados. Em alguns casos, o problema é estendido para considerar o tipo dos capacitores (se fixos ou automáticos) e os custos da instalação, de modo que a solução ótima seja aquela capaz de produzir as melhores vantagens ao menor custo.

As técnicas utilizadas para a alocação ótima podem ser classificadas em quatro grupos: métodos analíticos, de programação matemática, heurísticos e baseados em inteligência artificial. Em relação a estes últimos, destacam-se os trabalhos fundamentados na aplicação de algoritmos genéticos, recozimento simulado, sistemas especialistas, redes neurais artificiais e teoria dos conjuntos *fuzzy* (NG; SALAMA; CHIKANI, 2000a).

Os métodos analíticos foram empregados, majoritariamente, durante as décadas de 50 e 70, em que os recursos computacionais eram limitados ou muito caros. As soluções baseavam-se, diversas vezes, em considerações irrealistas, como carregamento uniforme da rede, o que tornava os resultados não tão precisos. Além disso, os cálculos podiam resultar em valores não aplicáveis, como tamanhos de bancos não comerciais ou pontos de instalação fora das barras, de modo que as soluções encontradas precisavam ser aproximadas para que sua realização se tornasse factível (NG; SALAMA; CHIKANI, 2000a).

Entre as publicações da década de 50, encontra-se o trabalho desenvolvido por Cook (1959). Neste, faz-se uma análise sobre os efeitos da instalação de capacitores fixos em redes radiais com cargas uniformemente distribuídas, avaliando especialmente a redução nas perdas de energia. A solução ótima é baseada na minimização dos custos com perdas elétricas e, para isso, são consideradas as despesas com a aquisição dos bancos de capacitores. No

trabalho, é enfatizada a importância do posicionamento dos capacitores nos locais adequados, demonstrando que uma alocação inapropriada pode resultar no aumento das perdas elétricas no sistema. Na década de 60, o estudo realizado por Cook (1959) foi estendido, de modo a incluir bancos de capacitores chaveados (COOK, 1961).

Bae (1978) também utilizou métodos analíticos para resolução do problema de alocação ótima de bancos de capacitores. Assim como em Cook (1959) e Cook (1961), a análise foi baseada em cargas uniformemente distribuídas. Em Bae (1978), demonstrou-se o que ficou conhecido como “regra dos dois terços”, na qual se afirma que, para a alocação de um único banco de capacitores, a posição ótima corresponde a dois terços do comprimento total do alimentador e o tamanho ótimo do banco equivale a dois terços da carga reativa instalada na rede.

Em Grainger e Lee (1981), para atingir resultados mais precisos, foi desenvolvido um modelo elétrico próprio, denominado alimentador uniforme equivalente; o uso desse modelo permitiu dispensar a consideração de carregamento uniforme, utilizada nos trabalhos que o antecederam. Nesse trabalho, também se propôs a aplicação do critério das áreas iguais às curvas de corrente reativa por extensão do alimentador; de acordo com o trabalho, esse método permite definir a alocação ótima dos bancos e os casos em que a aplicação destes não é economicamente viável.

Mohamed, Kamel e Aly (2017) propuseram um novo método analítico para alocação ótima de bancos de capacitores em redes radiais. As equações demonstradas nesse trabalho baseiam nas equações de fluxo de potência e de quedas de tensão. O tamanho dos bancos de capacitores e os pontos de instalação são tratados como variáveis discretas, evitando soluções não factíveis. Os resultados alcançados por meio do método demonstrado foram comparados com as soluções encontradas por outras técnicas, incluindo métodos heurísticos e baseados em inteligência artificial. O método analítico apresentou resultados satisfatórios e, em alguns casos, até melhores do que as técnicas usadas para comparação.

Os métodos de programação matemática tornaram-se usuais em problemas de otimização conforme os recursos computacionais ficaram mais acessíveis. Tais métodos consistem em técnicas iterativas usadas para maximizar ou minimizar funções objetivo (NG; SALAMA; CHIKANI, 2000a). Em Baran e Wu (1989a), mostrou-se a aplicação de programação matemática para o problema de alocação ótima de bancos de capacitores. O estudo realizado considerou a aplicação de capacitores fixos e chaveados, os custos de

instalação dos bancos, as variações na carga e os limites de tensão impostos nas barras. A abordagem consistiu em dividir o problema hierarquicamente em duas etapas, denominadas problema mestre e problema escravo. O primeiro era responsável por definir a alocação dos bancos (quantidade e localização), enquanto o segundo era responsável por definir o tipo (fixo ou chaveado) e as demais configurações dos capacitores alocados.

Os métodos heurísticos são desenvolvidos a partir de intuição e experiência. As regras utilizadas permitem reduzir o espaço de busca e, a partir disso, é possível obter resultados mais rapidamente. Entre as vantagens no uso de algoritmos heurísticos, lista-se a simplicidade na implementação, se comparada aos métodos baseados em programação matemática. No entanto, não se pode garantir que os resultados obtidos por tais algoritmos sejam ótimos globais (NG; SALAMA; CHIKANI, 2000a).

Em Chis, Salama e Jayaram (1997), foram utilizadas estratégias de busca heurística para a alocação de bancos de capacitores. Nesse trabalho, a técnica heurística foi utilizada para reduzir o espaço de busca: um pequeno número de barras – denominadas nós sensíveis – foi selecionado para a alocação dos bancos. A redução do espaço de busca fundamentou-se no entendimento que o número de barras sensíveis à instalação dos bancos, ou seja, capazes de produzir resultados ótimos, é consideravelmente inferior ao número total de barras. O estudo limitou-se a bancos de capacitores fixos, mas considerou as variações na carga e os limites de tensão nas barras.

Nas últimas décadas, os métodos baseados em inteligência artificial têm sido muito utilizados em aplicações de sistema de potência (NG; SALAMA; CHIKANI, 2000a). Já na década de 90, Boone e Chiang (1993) utilizaram algoritmos genéticos para solução do problema da alocação ótima de bancos de capacitores. A análise foi feita apenas para capacitores fixos e considerou os custos de aquisição, instalação e manutenção desses equipamentos.

Em Ng, Salama e Chikani (2000b), o problema de alocação de capacitores foi solucionado a partir da aplicação da teoria dos conjuntos *fuzzy* e os resultados obtidos foram comparados com os apresentados em Chis, Salama e Jayaram (1997). Os autores afirmaram que o método por lógica *fuzzy* apresenta a vantagem de considerar os limites de tensão durante todo o processo de otimização, enquanto no trabalho de Chis, Salama e Jayaram (1997), a violação é verificada apenas no final do procedimento. No estudo, também foi dito que o método proposto apresenta mais vantagens que as soluções baseadas em algoritmos genéticos,

pois estas podem apresentar problemas de convergência.

Gallego, Monticelli e Romero (2001) propuseram um algoritmo híbrido, baseado em busca em tabu e estratégia heurística. Esta foi utilizada na parte inicial do algoritmo, gerando as configurações iniciais que foram posteriormente utilizadas na busca tabu. O estudo considerou a instalação de capacitores fixos e chaveados e a variação de carregamento na rede. Os resultados obtidos foram comparados com outros trabalhos encontrados na literatura, incluindo estudos baseados em algoritmos genéticos, e demonstrou-se que o método proposto reduziu o custo computacional necessário para obtenção da solução ótima.

Outros exemplos de aplicação de algoritmos genéticos para alocação de bancos de capacitores são encontrados em Beê (2007) e Almeida (2009). No primeiro, além de se considerar a redução das perdas de energia, o custo dos bancos e as restrições de tensão nas barras, o processo de otimização também buscou reduzir as quedas de tensão acima de 4% a partir da saída do alimentador e minimizar as correntes de *inrush*. No segundo, utilizou-se um algoritmo genético multiobjectivo incrementado por lógica *fuzzy*, visando o controle integrado de tensão e potência reativa a partir da alocação ótima de bancos de capacitores e reguladores de tensão.

No trabalho de Gholami, Shahabi e Haghifam (2015), a alocação ótima de capacitores também foi investigada a partir do uso de algoritmos genéticos. Os autores propuseram um formato de codificação dos cromossomos que permitiu considerar os diferentes níveis de carregamento da rede, bem como a instalação de capacitores fixos e chaveados. Nesse estudo, também foram analisadas redes com geração distribuída.

2.2 Influência dos Parâmetros em Algoritmos Genéticos

Algoritmos genéticos (AG) são técnicas de busca e otimização baseadas nos princípios da seleção natural. A eficiência desses algoritmos depende diretamente do ajuste de parâmetros que o configuram, os quais, para um AG simples, são: tamanho da população, taxa de cruzamento, taxa de mutação, número de gerações e tipo de seleção (KOUMOUSIS; KATSARAS, 2006). Diversos trabalhos foram desenvolvidos a fim de determinar os impactos de cada parâmetro nos resultados finais.

Leung, Gao e Xu (1997) analisaram os efeitos do tamanho da população e das taxas de cruzamento e de mutação na convergência prematura em algoritmos genéticos. Esta ocorre quando a população disponível converge para um valor ótimo local e, devido à falta de

diversidade, torna-se incapaz de alcançar o valor ótimo global. De acordo com o estudo, o tamanho da população é o parâmetro que exerce maior influência na prevenção à convergência prematura; a taxa de mutação exerce pouca influência e a taxa de cruzamento exerce nenhuma influência no contorno desse problema.

Em Suzuki e Iwasa (1999), realizou-se uma análise matemática sobre o funcionamento dos algoritmos genéticos e provou-se que a taxa de cruzamento influencia a rapidez com que este converge para o valor ótimo. Esse resultado concorda com o apresentado em Leung, Gao e Xu (1997), no entanto, neste último, foi demonstrado que o ajuste no cruzamento permite apenas que o AG obtenha mais rápido o valor ótimo disponível na população, não prevenindo a convergência prematura.

Koumoussis e Katsaras (2006) apresentaram uma nova abordagem a fim de evitar a convergência prematura. No estudo, utilizou-se um AG combinado com duas técnicas: população variável e reinicialização. A primeira consiste em iniciar o algoritmo com um tamanho de população grande e reduzi-lo ao decorrer das gerações; já na segunda, parte da população é substituída por novos indivíduos aleatórios. Por meio dos resultados, demonstrou-se que o tamanho da população inicial possui influência considerável na resposta final.

A influência do tamanho da população nas respostas do AG também foi analisada em Zhang, Sakamoto e Furutani (2009) e Oda et al. (2012). Em ambos, confirmou-se o que já fora demonstrado em Leung, Gao e Xu (1997): o aumento no tamanho da população produz melhores resultados. Em Oda et al. (2012), o trabalho estendeu-se ao estudo sobre os impactos causados pelo número de gerações, demonstrando que quanto maior for o valor desse parâmetro, melhor será a solução encontrada pelo AG; os custos computacionais, no entanto, não foram considerados no estudo.

Uma vez que os parâmetros ótimos de um AG dependem da complexidade do problema em questão, alguns trabalhos sugeriram a implementação de um AG adaptativo, de modo que as configurações do algoritmo sejam ajustadas durante a resolução do problema. Um exemplo dessa implementação foi mostrado em Sharma e Sinha (2014), em que as taxas de cruzamento e de mutação são adaptadas durante a execução do algoritmo.

Zhang et al. (2015) estudaram a influência de alguns parâmetros sobre a probabilidade de sucesso do AG. Esta foi definida como a probabilidade de que exista pelo menos uma solução ótima em uma determinada geração. A partir dos resultados, foi mostrado

que maiores populações e taxas de cruzamento produzem maior probabilidade de sucesso. A modificação na taxa de mutação, por sua vez, influenciou o impacto causado pelo tamanho da população: quanto menor foi a taxa de mutação, maior foi a influência da população no resultado final.

O uso de reinicialização da população durante a execução do AG também foi estudado em Mathias e Ragusa (2016), em que se desenvolveu um algoritmo para mapeamento de rotas. Nesse trabalho, a reinicialização foi denominada “extinção em massa”, de modo a referenciar os eventos de extinção de espécies no processo evolutivo. O estudo também analisou os efeitos do uso de cruzamento. A partir dos resultados, mostrou-se que a extinção de massa apresenta efeitos positivos no resultado final, mas o cruzamento nem sempre é benéfico; em alguns casos, o uso de cruzamento no AG produziu resultados piores.

Os impactos do cruzamento em algoritmos genéticos também foram analisados quanto ao procedimento de realização. Almakadmeh e Alma'aitah (2017) compararam os resultados obtidos com cruzamentos uniforme, de um ponto e de dois pontos em um AG, demonstrando que, entre estes, o melhor comportamento do algoritmo foi observado com o cruzamento de dois pontos. Em Rani e Ramyachitra (2017), além dos três tipos usados em Almakadmeh e Alma'aitah (2017), também se comparou os resultados com cruzamentos de múltiplos pontos, vertical e horizontal. Para esse caso, o cruzamento horizontal apresentou melhor resultado que todos os demais.

Kalaiselvi e Kumar (2017) estudaram os efeitos da variação no tamanho da população e no número de gerações em um algoritmo genético de criptografia. O estudo baseou-se no tempo despendido e na solução encontrada para cada configuração. A partir dos resultados, demonstrou-se que há valores ótimos de população e de número de gerações, os quais permitem uma resposta satisfatória com o mínimo de tempo possível. Ao todo, foram analisados nove tamanhos de população, variando de 10 a 1000 indivíduos, e oito opções para o total de gerações, variando de 10 a 350; os melhores resultados foram encontrados para uma execução de 200 gerações com uma população de 200 indivíduos.

Em resumo, diversos trabalhos foram desenvolvidos a fim de analisar os efeitos do ajuste de parâmetros nas soluções obtidas pelo algoritmo genético. Os estudos, em geral, concentram-se na análise de determinados parâmetros, mantendo constantes os demais; não foram encontrados trabalhos que analisassem os efeitos das taxas de cruzamento e de mutação, do tamanho da população e do número de gerações simultaneamente. Também não

foram encontrados estudos desse tipo relacionados ao problema de alocação ótima de bancos de capacitores em redes de distribuição.

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo contém a fundamentação teórica sobre os principais temas relacionados ao presente trabalho. Inicialmente, na seção 3.1, é abordada a alocação ótima de bancos de capacitores; em seguida, na seção 3.2, descreve-se o modelo polinomial de representação de cargas e suas implicações na análise de capacitores em redes de distribuição. Na seção 3.3, o método da soma de potências é descrito, o qual corresponde ao algoritmo utilizado neste trabalho para o cálculo de fluxo de carga. Por fim, na seção 3.4, apresenta-se o funcionamento de algoritmos genéticos e suas principais características.

3.1. Alocação de Bancos de Capacitores

A aplicação de bancos de capacitores em redes de distribuição tem como principais objetivos a geração de potência reativa para o sistema, o melhoramento no perfil de tensão das barras e a redução das perdas ativas. Estes dois últimos estão diretamente relacionados ao lucro obtido pela distribuidora, uma vez que a elevação das tensões nas barras e a redução das perdas diminuem os custos de operação e permitem que novos consumidores sejam instalados ao sistema (PABLA, 2012).

Há duas formas de instalação dos bancos de capacitores: em série ou em derivação. No primeiro caso, a potência reativa é proporcional ao quadrado da corrente na linha, enquanto no segundo a potência é proporcional ao quadrado da tensão na barra. Capacitores em série são preferíveis quando objetiva-se a redução nas flutuações de tensão ou a elevação no nível de tensão para fatores de potência baixos e normais. Para os problemas encontrados em redes de distribuição primária, capacitores em derivação são, em geral, comumente mais aplicados (PABLA, 2012).

A instalação de capacitores em derivação propicia a correção do fator de potência da carga, o que reduz a corrente elétrica nas linhas e, conseqüentemente, diminui as perdas e as quedas de tensão. Esses efeitos aplicam-se apenas ao intervalo compreendido entre o alimentador e o ponto de instalação do capacitor, não afetando a corrente e o fator de potência além desse ponto (GÖNEN, 2013).

Para a alocação de um único banco, a utilização da “regra dos dois terços” proporciona a redução ótima das perdas ativas. Se o objetivo for o melhoramento no perfil de tensão, os bancos devem ser instalados no ponto em que ocorre menor tensão ou menor fator de potência, o qual, em geral, corresponde ao final do alimentador. Os benefícios ótimos da

instalação de capacitores em uma rede de distribuição dependem fortemente do posicionamento adequado destes no sistema (PABLA, 2012).

Os bancos de capacitores podem ser fixos ou automáticos. No primeiro, um valor fixo de potência reativa é continuamente injetado na rede; no segundo, são definidos diferentes níveis de operação, os quais são selecionados de acordo com o carregamento da rede (BEÊ, 2007). Em geral, capacitores fixos são dimensionados para compensação reativa no menor nível de carregamento; os capacitores automáticos são conectados à rede de acordo com a elevação do nível da carga (GÖNEN, 2013).

3.2. Modelo Polinomial (ZIP)

Modelos de carga são expressões que permitem relacionar a potência complexa de uma carga em função da magnitude da tensão na barra a qual esta se encontra instalada e da frequência elétrica do sistema. Em estudos baseados no regime permanente, a variação na frequência é mínima, de modo que as expressões tornam-se funções dependentes apenas da magnitude da tensão no barramento (NEVES, 2008).

Entre as formas de modelagem baseadas apenas na magnitude das tensões, encontra-se o modelo polinomial, também denominado modelo ZIP. Neste, as cargas são representadas de acordo com seus coeficientes de impedância constante, corrente constante e potência constante, conforme mostrado nas equações (1) e (2) (NEVES, 2008).

$$PL_i = \left[a_p + b_p \left(\frac{|V_i|}{V_0} \right) + c_p \left(\frac{|V_i|}{V_0} \right)^2 \right] \cdot PL_{\text{nominal}_i} \quad (1)$$

$$QL_i = \left[a_q + b_q \left(\frac{|V_i|}{V_0} \right) + c_q \left(\frac{|V_i|}{V_0} \right)^2 \right] \cdot QL_{\text{nominal}_i} \quad (2)$$

Nas equações acima:

$|V_i|$ é a magnitude da tensão na barra i ;

V_0 é a magnitude da tensão de referência no sistema;

a_p/a_q é a fração da carga ativa/reactiva modelada como potência constante;

b_p/b_q é a fração da carga ativa/reactiva modelada como corrente constante;

c_p/c_q é a fração da carga ativa/reactiva modelada como impedância constante;

P_{nominal_i} é a potência ativa nominal instalada na barra i ;

Q_{nominal_i} é a potência reativa nominal instalada na barra i ;

Os coeficientes do modelo ZIP estão sujeitos às seguintes restrições:

$$a_p + b_p + c_p = 1$$

$$a_q + b_q + c_q = 1$$

Para cargas modeladas com $a_p = a_q = 1$, de modo que os demais coeficientes sejam iguais a zero, diz-se que a carga é 100% potência constante. Da mesma maneira, se b_p e b_q ou c_p e c_q são iguais a 1, tem-se um carga 100% corrente constante ou 100% impedância constante, respectivamente.

3.3. Método da Soma de Potências

O fluxo de carga é uma importante ferramenta no estudo de sistemas elétricos, a qual permite determinar os fluxos de potência, as correntes e as perdas nos ramos, bem como as tensões nas barras. Em redes de transmissão, que têm como características a configuração fortemente malhada e razão X/R alta, são utilizados métodos clássicos, como Gauss-Seidel (STAGG; EL-ABIAD, 1968), Newton-Raphson (TINNEY; HART, 1967) e Desacoplado Rápido (STOTT; ALSAC, 1974).

As redes de distribuição, no entanto, apresentam características divergentes das redes de transmissão, tais como: operação com topologia radial ou fracamente malhada, razão X/R baixa e cargas desequilibradas. Essas particularidades tornam os métodos clássicos inapropriados para solução do fluxo de carga nessas redes, de modo que, nas últimas décadas, foram desenvolvidos métodos próprios para aplicação em redes de distribuição. Entre estes, encontra-se o Método da Soma de Potência – MSP.

O MSP é um método baseado em varreduras, desenvolvido para aproveitar a configuração radial das redes de distribuição (CESPEDES, 1990). Seu algoritmo de execução pode ser descrito da seguinte forma (BRAZ, 2013):

- a) Inicialmente, são consideradas perdas nulas em todos os trechos da rede;
- b) Em seguida, calculam-se os fluxos de potência nos trechos usando varredura reversa (início nos trechos terminais e término na subestação). O fluxo em cada trecho equivale à sua carga nominal (SL_i) somada aos fluxos (S_i) e perdas (DS_i) dos trechos subsequentes.

c) Na terceira etapa, realiza-se o cálculo das tensões e das perdas nos trechos por meio de varredura direta (início na subestação e término nos trechos terminais). Os cálculos são feitos a partir das equações (3), (4), (5) e (6), em que V_i é a tensão na barra i , V_{i-1} é a tensão na barra de origem da barra i e S_i , DS_i e Z_i representam, respectivamente, o fluxo de potência, as perdas complexas e a impedância do trecho i , sendo $S_i = P_i + jQ_i$ e $Z_i = R_i + jX_i$.

$$V_i = \sqrt{\sqrt{A^2 - C} - A} \quad (3)$$

Em que:

$$A = P_i R_i + Q_i X_i - \frac{V_{i-1}^2}{2} \quad (4)$$

$$C = (R_i P_i + X_i Q_i)^2 \cdot (X_i P_i - R_i Q_i)^2 \quad (5)$$

$$DS_i = Z_i \left(\frac{|S_i|}{V_i} \right)^2 \quad (6)$$

d) Os passos b e c são repetidos até que não haja variação significativa nas perdas ou tensões entre duas iterações consecutivas ou até que um número máximo de iterações seja atingido.

As modelagens de carga são inseridas no passo b do algoritmo acima. Se o modelo ZIP for considerado, a carga nominal instalada em cada barra, SL_i , é calculada conforme as equações (1) e (2).

Finalizada a execução do algoritmo descrito acima, e ocorrendo convergência, prossegue-se para a atualização das fases das tensões nas barras e das correntes nos ramos, que ocorre por meio das equações (7) e (8), respectivamente. Assim como no cálculo das tensões nas barras, esse procedimento é feito por meio de varredura direta. A atualização das fases se faz necessária uma vez que as equações (3), (4) e (6) utilizam apenas a magnitude das tensões.

Nas equações abaixo, $|V_i|$ e δ_i são, respectivamente, a magnitude e a fase da tensão na barra i , $|V_{i-1}|$ e δ_{i-1} representam, respectivamente, a magnitude e a fase da tensão na barra de origem da barra i , e I_i é a corrente no trecho i .

$$\delta_i = \delta_{i-1} - \sin^{-1} \left(\frac{R_i P_i + X_i Q_i}{|V_{i-1}| \cdot |V_i|} \right) \quad (7)$$

$$I_i = \left(\frac{S_i}{\sqrt{3}V_i} \right)^* \quad (8)$$

3.1.1 Bancos de Capacitores no MSP

Em análise de sistemas de distribuição, os bancos de capacitores são modelados como cargas reativas injetadas nas barras. Considerando o modelo polinomial (ZIP), os bancos são tratados como cargas 100% impedância constante. Desse modo, a carga injetada na barra i por um banco de capacitores pode ser calculada conforme a equação (9), em que Q_{nominal_i} representa a carga nominal do banco.

$$Q_{\text{cap}_i} = Q_{\text{nominal}_i} \cdot \left(\frac{|V_i|}{V_0} \right)^2 \quad (9)$$

No MSP, a inclusão de banco de capacitores é realizada no passo b do algoritmo mostrado anteriormente, antes da varredura reversa. A carga resultante instalada na barra pode ser calculada a partir da equação (10).

$$SL_{i_{\text{res}}} = SL_i - jQ_{\text{cap}_i} \quad (10)$$

3.4. Algoritmos Genéticos

Algoritmos genéticos são uma das técnicas conhecidas como métodos de otimização natural, que são ferramentas de busca baseadas em procedimentos estatísticos (HAUPT; HAUPT, 2004). Os algoritmos genéticos baseiam-se na teoria da evolução, que compreende a teoria da seleção natural de Charles Darwin, os conhecimentos de genética publicados por Gregor Mendel e a teoria das mutações de Hugo de Vries (ZALZALA, FLEMING, 1997).

O método de execução de um AG consiste em aplicar os princípios da sobrevivência do indivíduo mais apto, da reprodução e da mutação em uma população com possíveis soluções para um problema, de modo que, ao decorrer das iterações, sejam obtidos sucessivamente resultados melhores e mais próximos da solução ótima (ZALZALA, FLEMING, 1997); cada iteração representa uma geração da população. Os AGs apresentam diversas vantagens em relação a métodos tradicionais de otimização, entre as quais, encontram-se as listadas abaixo (HAUPT; HAUPT, 2004):

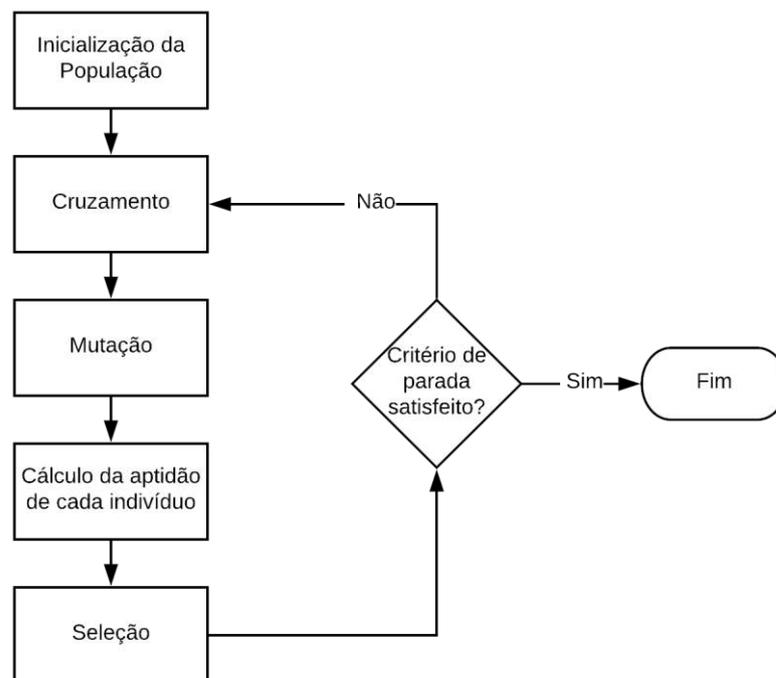
- a) Permite utilizar variáveis contínuas ou discretas;
- b) Não requer cálculo de derivadas;
- c) Suporta um grande número de variáveis;

- d) Fornece uma lista de soluções ótimas, não apenas um único resultado;
- e) As variáveis são codificadas, de modo que a otimização é feita utilizando essas codificações e não as próprias variáveis.

A aplicação da teoria da seleção natural, dos conhecimentos de genética e da teoria da mutação em algoritmos genéticos realiza-se por meio das operações de seleção, de cruzamento e de mutação, respectivamente, que são executadas a cada geração. O AG é finalizado quando uma condição de parada é satisfeita, o que pode ser representado pela execução do número máximo de gerações ou pela repetição da melhor solução em duas ou mais gerações consecutivas.

O fluxograma de execução de um AG simples é mostrado na Figura 3. O algoritmo inicia-se com a geração de uma população inicial formada por indivíduos aleatórios. Em seguida, são aplicadas as operações de cruzamento e mutação, de modo que novas soluções sejam inseridas na população. A aptidão dos indivíduos é calculada por meio de uma função objetivo; para problemas de minimização, por exemplo, os indivíduos mais aptos são aqueles que apresentam o menor valor numérico (ZALZALA, FLEMING, 1997). Após o cálculo das aptidões, realiza-se o processo de seleção dos indivíduos para a próxima geração. As etapas de cruzamento, mutação e seleção repetem-se até que a condição de parada seja satisfeita.

Figura 3 – Fluxograma de execução de um algoritmo genético simples.

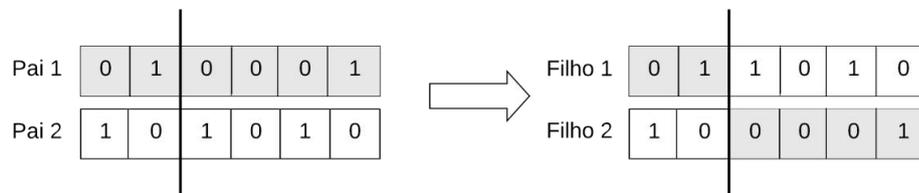


Fonte: Elaborada pela autora.

3.1.2 Cruzamento

A operação de cruzamento é responsável por produzir novos indivíduos para a população a partir do material genético dos pais envolvidos no processo. A forma mais simples de implementação desse procedimento é o cruzamento de um único ponto, ilustrado na Figura 4. Nesse tipo de cruzamento, dois pais são selecionados na população e um ponto aleatório entre o primeiro e o último bit do cromossomo é escolhido; em AGs, um cromossomo representa um indivíduo codificado. A partir desse ponto, o restante do cromossomo do primeiro pai é trocado pelas informações do segundo pai, e vice-versa, gerando dois novos indivíduos, conforme mostrado na figura abaixo.

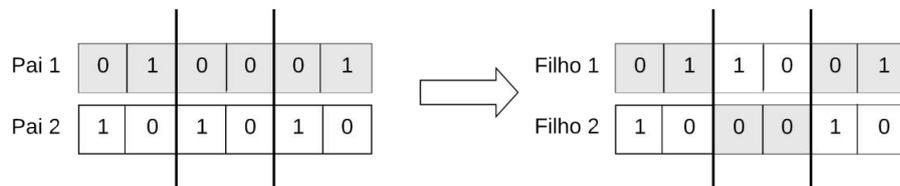
Figura 4 - Cruzamento de um único ponto.



Fonte: Elaborada pela autora.

Além do cruzamento de um único ponto, outras formas existentes são o cruzamento de dois pontos e o cruzamento uniforme. No primeiro, um processo semelhante ao cruzamento de um único ponto é utilizado, a diferença é que dois pontos aleatórios são escolhidos em vez de apenas um; esse procedimento é ilustrado na Figura 5.

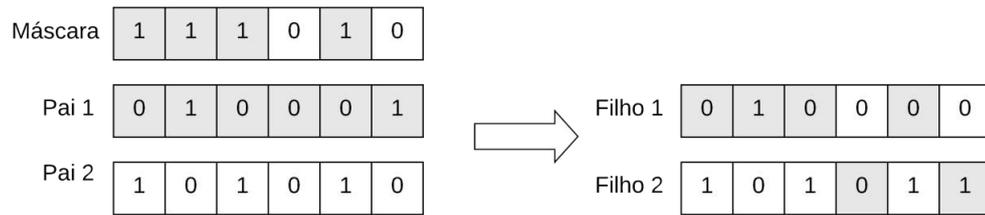
Figura 5 - Cruzamento de dois pontos.



Fonte: Elaborada pela autora.

No cruzamento uniforme, gera-se um vetor aleatório, denominado máscara, com o mesmo tamanho dos cromossomos da população; os bits da máscara indicam qual pai fornecerá quais bits aos filhos. Um exemplo de cruzamento uniforme é ilustrado na Figura 6. Nele, o primeiro filho recebe o bit do primeiro pai se o bit da máscara for igual a um, ou do segundo pai, se o bit da máscara for igual a zero; um processo semelhante é feito para o segundo filho, conforme mostrado abaixo.

Figura 6 - Cruzamento uniforme.

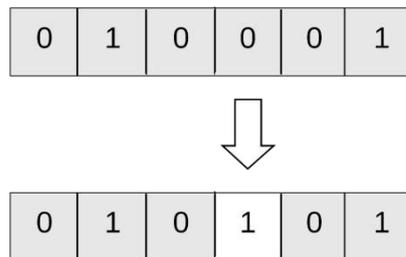


Fonte: Elaborada pela autora.

3.1.3 Mutação

Em algoritmos genéticos, as mutações são utilizadas para inserir novas características na população. Esse procedimento possibilita que o algoritmo percorra todo o espaço de busca, diminuindo a probabilidade de o AG convergir prematuramente para um máximo ou mínimo local (HAUPT; HAUPT, 2004). Os pontos de mutação são selecionados aleatoriamente entre os indivíduos da população. Para uma codificação binária, a mutação de um único ponto consiste em substituir um bit 0 para 1, ou vice-versa; esse processo é ilustrado na Figura 7.

Figura 7 - Ilustração do processo de mutação em um AG.



Fonte: Elaborada pela autora.

3.1.4 Seleção

O processo de seleção é responsável por determinar quais indivíduos da população passarão para a próxima geração. Alguns dos tipos de seleção existentes são:

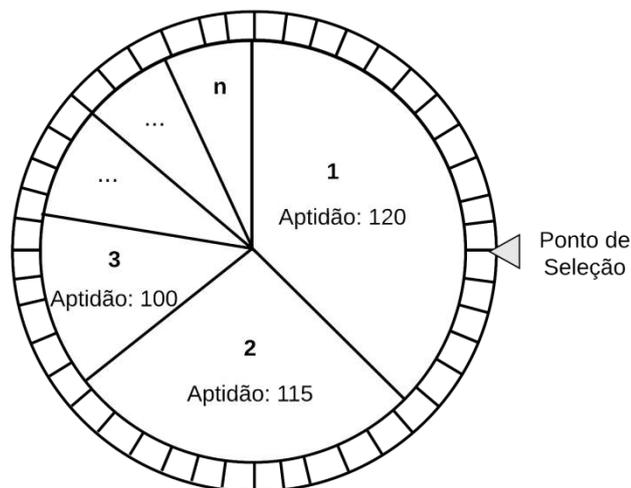
- Seleção por torneio;
- Seleção por roleta;
- Seleção por classificação;
- Seleção por elitismo.

Na seleção por torneio, dois ou mais indivíduos da população são escolhidos aleatoriamente e o mais apto entre eles sucede para a próxima geração. Em alguns casos, esse tipo de seleção é implementado considerando uma probabilidade de seleção: após a escolha

dos indivíduos, um número aleatório entre zero e um é gerado; o indivíduo mais apto sucede para a próxima geração apenas se o número gerado for menor que essa probabilidade. Em geral, utiliza-se probabilidade de seleção entre 50% e 100%, de modo que os indivíduos mais aptos tenham maiores chances de passarem para a próxima geração (YIT et al., 2015).

A seleção por roleta baseia-se no conceito de uma roleta imaginária, cujas seções representam os diferentes indivíduos da população. Indivíduos com maior aptidão possuem maiores seções, de modo que a probabilidade destes serem escolhidos para a próxima geração seja maior do que a chance daqueles com menor aptidão. No entanto, uma vez que a escolha se trata de um processo aleatório, o melhor indivíduo pode nunca ser selecionado (YIT et al., 2015). Na Figura 8, ilustra-se o método de seleção por roleta para um problema de maximização, considerando uma população com n indivíduos.

Figura 8 - Método de seleção por roleta.



Fonte: Elaborada pela autora.

Na seleção por roleta, se as aptidões forem muito diferentes, indivíduos menos aptos, mas com boas características, podem nunca ser selecionados, uma vez que a seção que lhes é atribuída é consideravelmente inferior às seções dos melhores indivíduos. Isso pode prejudicar o desempenho do AG e conduzir à convergência prematura. Esse tipo de problema pode ser contornado na seleção por classificação.

Na seleção por classificação, os indivíduos são ordenados de acordo com sua aptidão e um novo valor lhes é atribuído; é esse novo valor que é considerado na construção da roleta. Para um problema de maximização, por exemplo, essa ordenação pode ocorrer da seguinte forma: o indivíduo menos apto recebe o valor um, o segundo menos apto recebe o valor dois, até atingir o melhor indivíduo, que recebe o valor igual a n , ou seja, o tamanho da população.

Essa técnica possibilita melhor distribuição das seções na roleta, melhorando o desempenho do AG.

A seleção por elitismo fundamenta-se na escolha dos melhores indivíduos de cada geração; estes são passados para a próxima geração, enquanto os indivíduos restantes são descartados. Essa técnica pode prejudicar o desempenho do algoritmo genético, pois indivíduos com menor aptidão nunca são escolhidos, o que pode conduzir à convergência prematura. Os indivíduos rejeitados, apesar de menos aptos, podem possuir boas características, capazes de produzir melhores soluções na população.

Normalmente, uma estratégia de elitismo é utilizada antes do processo de seleção. Essa estratégia consiste em selecionar certa quantidade dos melhores indivíduos para a próxima geração, de modo que boas soluções sejam mantidas ao longo da execução do algoritmo. A taxa de elitismo pode ser um percentual do tamanho da população (YIT et al., 2015) ou um número fixo de indivíduos.

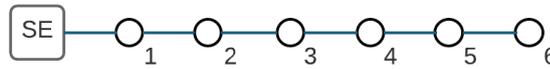
3.1.5 Codificações para Alocação de Bancos de Capacitores

Em algoritmos genéticos, as variáveis do problema são codificadas em cromossomos, os quais representam os indivíduos da população. A codificação mais utilizada baseia-se no sistema binário: cada variável é transformada em uma palavra binária e estas são concatenadas para formar um cromossomo (ZALZALA, FLEMING, 1997). Neste trabalho, para solucionar o problema da alocação ótima de bancos de capacitores, foram consideradas quatro codificações: Vetor Característico (VC), Vetor Característico Reduzido (VCR), Barras Candidatas (BC) e Barras Candidatas Reduzido (BCR). Todas são representadas por palavras binárias e diferem entre si pelo número de variáveis.

A codificação VC segue a representação utilizada em Boone e Chiang (1993). As palavras binárias representam o número de bancos de capacitores (BCs) alocados em cada barra da rede e o tamanho do cromossomo é calculado com base na equação (11), em que n_{barras} é o número de barras da rede e $n_{\text{bits-cap}}$ é o número de bits necessário para representar a quantidade máxima de bancos de capacitores permitidos por barra. Um cromossomo de exemplo para essa codificação é mostrado na Figura 10, considerando a rede de seis barras ilustrada na Figura 9; para o exemplo, foi utilizado o valor máximo de dois capacitores por barra, resultando em $n_{\text{bits-cap}}$ igual a dois.

$$T = n_{\text{barras}} \cdot n_{\text{bits-cap}} \quad (11)$$

Figura 9 - Rede radial com seis barras.



Fonte: Elaborada pela autora.

Figura 10 - Ilustração da codificação VC para a rede de exemplo de seis barras.

Barra 1		Barra 2		Barra 3		Barra 4		Barra 5		Barra 6	
0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1
0 BCs		0 BCs		0 BCs		0 BCs		2 BCs		3 BCs	

Fonte: Elaborada pela autora.

A codificação VCR difere da apresentada anteriormente pelo tamanho do cromossomo, que, para essa representação, é calculado a partir da equação (12). Essa codificação foi baseada na “regra dos dois terços”, de modo que, no espaço de busca, apenas sejam consideradas as barras localizadas a partir de uma distância de um terço da distância da subestação à carga. Na Figura 11, ilustra-se o cromossomo mostrado na Figura 10 representado por meio da codificação VCR.

$$T = \frac{2}{3} (n_{\text{barras}} \cdot n_{\text{bits-cap}}) \quad (12)$$

Figura 11 - Ilustração da codificação VCR para a rede de exemplo de seis barras.

Barra 3		Barra 4		Barra 5		Barra 6	
0	0	0	0	1	0	1	1
0 BCs		0 BCs		2 BCs		3 BCs	

Fonte: Elaborada pela autora.

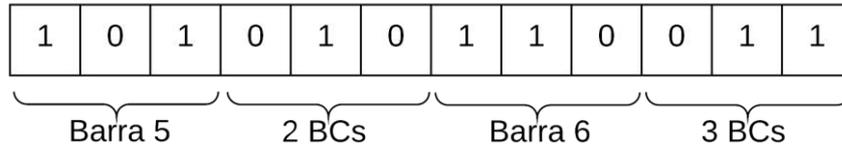
As codificações BC e BCR apresentam a mesma estrutura de cromossomo, conforme ilustrado na Figura 12. A segunda distingue-se da primeira pelo tamanho do espaço de busca, que considera a mesma restrição da codificação VCR. O tamanho do cromossomo é calculado por meio da equação (13), em que $n_{\text{max-barras}}$ é a quantidade máxima de barras aptas para instalação de bancos de capacitores e $n_{\text{bits-barras}}$ é o número de bits necessário para representar o número total de barras do sistema.

$$T = 2 \cdot n_{\text{max-barras}} \cdot M \quad (13)$$

Na equação acima:

$$M = \begin{cases} n_{\text{bits-cap}}, & n_{\text{bits-cap}} \geq n_{\text{bits-barras}} \\ n_{\text{bits-barras}}, & n_{\text{bits-cap}} < n_{\text{bits-barras}} \end{cases}$$

Figura 12 - Ilustração das codificações BC e BCR para a rede de exemplo de seis barras.



Fonte: Elaborada pela autora.

Para o exemplo mostrado, os tamanhos dos cromossomos ilustrados na Figura 10 e na Figura 12 são idênticos, enquanto a codificação VCR apresenta o menor cromossomo. Entretanto, para redes maiores, as duas últimas codificações apresentadas utilizam cromossomos consideravelmente menores que as codificações VC e VCR, o que pode reduzir o tempo de execução do AG e melhorar o seu desempenho.

4 IMPLEMENTAÇÕES

Conforme descrito previamente, este trabalho tem como objetivo a implementação de um algoritmo genético para alocação ótima de bancos de capacitores e o estudo sobre os efeitos dos parâmetros de um AG na solução desse problema. Neste capítulo, são descritas as etapas de desenvolvimento do AG, incluindo o método de resolução do fluxo de carga e as rotinas de configuração do algoritmo. Todas as etapas foram desenvolvidas em linguagem de programação C#, utilizando a estrutura de programação orientada a objetos.

Este capítulo organiza-se da seguinte forma: inicialmente, na subseção 4.1, descreve-se a implementação do MSP e a inclusão de bancos de capacitores no método; em seguida, na subseção 4.2, o desenvolvimento do algoritmo genético é abordado e, por fim, na subseção 4.3, são descritas as rotinas para configuração do AG.

4.1 Método da Soma de Potências

No processo de alocação de bancos de capacitores em redes de distribuição, a ferramenta de fluxo de carga é empregada continuamente, podendo ser utilizada dezenas de milhares de vezes durante a execução de um único AG. Desse modo, torna-se importante a aplicação de um método de fluxo de carga adequado, pelo qual seja possível otimizar o tempo de execução do algoritmo.

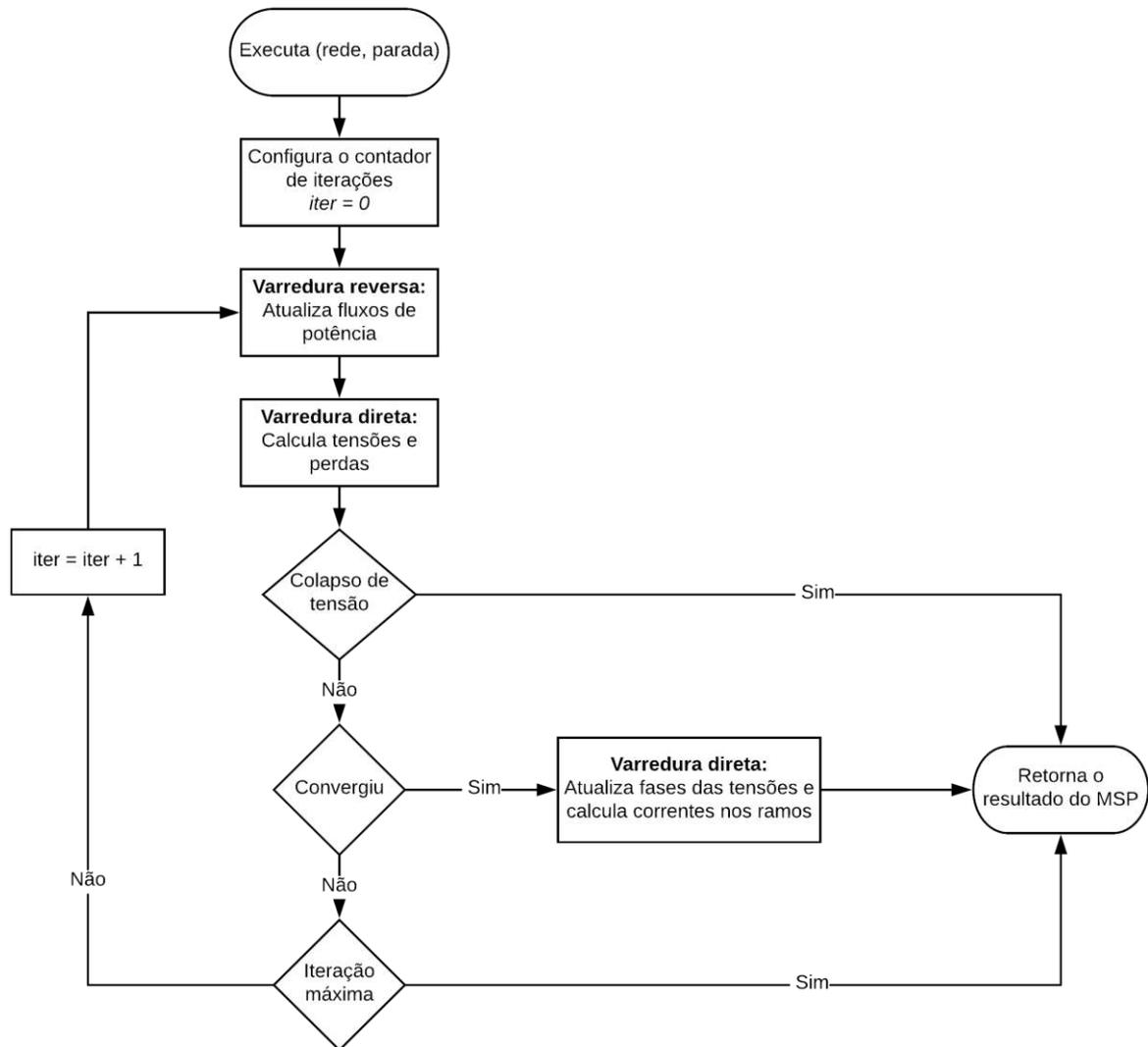
O MSP foi adotado para solução do fluxo de carga, uma vez que esse método permite aproveitar as características de redes de distribuição e, quando empregado nestas, apresenta desempenho superior aos métodos clássicos, como Newton-Raphson, Gauss-Seidel e Desacoplado Rápido.

A aplicação de solução do fluxo de carga foi desenvolvida utilizando a estrutura de programação orientada a objetos. As redes de distribuição foram modeladas em uma classe denominada CRedeDist, constituída por quatro atributos: lista de subestações, lista de barras, lista de ramos e lista de trechos. As subestações, barras, ramos e trechos também foram modelados como classes, de modo que os atributos da classe CRedeDist representam listas de objetos.

O MSP foi modelado como uma classe; o fluxo de carga é resolvido por meio de uma função pública descrita na classe MSP, denominada Executa, a qual recebe como parâmetros um objeto rede, do tipo CRedeDist, e a forma de verificação da convergência, se por tensão

ou por perdas. O fluxograma dessa função é ilustrado na Figura 13.

Figura 13 - Fluxograma da função de execução da rotina Executa, descrita na classe MSP.



Fonte: Elaborada pela autora.

A atualização dos fluxos de potência e o cálculo das tensões e perdas ocorrem conforme descrito na seção 3.3. A atualização das fases das tensões e o cálculo das correntes nos ramos, realizado após a convergência nos resultados, são feitos por varredura direta e seguem as equações (7) e (8), também descritas na seção 3.3.

4.1.1 Bancos de Capacitores

Os bancos de capacitores foram modelados na classe *CBancoDeCapacitores*, que possui como atributo um valor de potência reativa. Um objeto *CBancoDeCapacitores* é utilizado como atributo da classe *CBarra* (responsável por modelar as barras da rede), de modo a representar a conexão entre o banco de capacitores e a barra. Uma vez que a relação

entre essas classes é de um para um, ou seja, um objeto CBarra está relacionado a apenas um objeto CBancoDeCapacitores, o valor da potência reativa deste último equivale à carga total de capacitores instalados na barra.

Neste trabalho, os bancos de capacitores são modelados como carga 100% impedância constante. Dessa forma, a carga reativa realmente injetada na barra é calculada conforme as equações (9) e (10), sendo Q_{nominal_i} a carga reativa total, proveniente de bancos de capacitores, instalada na respectiva barra. Conforme descrito na subseção 3.1.1, os bancos de capacitores são considerados no MSP na etapa de varredura reversa, durante a atualização dos fluxos de potência.

4.2 Algoritmo Genético

Para desenvolvimento do algoritmo genético, foi utilizada a biblioteca de algoritmo genéticos do *framework* AForge.NET. Foram feitas modificações na biblioteca a fim de incluir a seleção por torneio, uma vez que na versão original apenas haviam sido implementadas as seleções por roleta, por classificação e por elitismo. Uma taxa de elitismo também foi incluída em todas as opções de seleção, de modo que fosse possível manter certa quantidade dos melhores indivíduos ao longo das gerações, mesmo que a seleção por elitismo não fosse escolhida.

As modificações também incluíram a adição de uma nova classe de cromossomos, intitulada *LongBinaryChromosome*, pois a classe com codificação binária existente na biblioteca limitava-se ao tamanho máximo de 64 bits, que pode não ser suficiente para o problema de alocação de capacitores. As codificações apresentadas na seção 3.1.5 foram implementadas por meio dessa nova classe.

O AG de alocação ótima de bancos de capacitores foi implementado por meio de uma função intitulada *RunGeneticAlgorithm*, cujo comportamento segue o fluxograma ilustrado na Figura 3. Como critério de parada, utilizou-se o número máximo de gerações.

4.2.1 Função de Aptidão

Neste trabalho, o problema de alocação ótima de capacitores consistiu em determinar a quantidade de bancos de capacitores fixos a serem instalados em cada barra, dado um tamanho fixo, em kvar, para cada banco. A resolução do problema baseou-se na minimização das perdas, considerando as restrições de um número máximo de barras aptas para alocação e

de uma quantidade máxima de bancos de capacitores para cada barra.

A função de aptidão completa é mostrada na equação (14). O produto existente na função tem como objetivo elevar consideravelmente o valor da aptidão do indivíduo nos casos em que este apresenta alguma violação de restrição. Dessa forma, buscou-se evitar que indivíduos menos aptos se propagassem ao longo das gerações.

$$f(x) = DP + PL \cdot (\text{violação}_{\text{cap}} + \text{violação}_{\text{Barras}}) \quad (14)$$

Em que:

$$\text{violação}_{\text{cap}} = \begin{cases} 0, & n_{\text{cap}} \leq \text{max}_{\text{cap}} \\ n_{\text{cap}} - \text{max}_{\text{cap}}, & n_{\text{cap}} > \text{max}_{\text{cap}} \end{cases}$$

e

$$\text{violação}_{\text{Barras}} = \begin{cases} 0, & n_{\text{Barras}} \leq \text{max}_{\text{Barras}} \\ n_{\text{Barras}} - \text{max}_{\text{Barras}}, & n_{\text{Barras}} > \text{max}_{\text{Barras}} \end{cases}$$

Nas equações acima:

DP é a perda ativa total na rede de distribuição;

PL é a perda ativa total na rede de distribuição;

n_{cap} é a quantidade máxima de bancos de capacitores alocados em uma barra;

max_{cap} é a quantidade máxima de bancos de capacitores permitidos por barra;

n_{Barras} é o número de barras em que foram instalados bancos de capacitores;

$\text{max}_{\text{Barras}}$ é o número máximo de barras aptas para alocação de bancos de capacitores.

4.3 Configuração do Algoritmo Genético

Define-se configuração de um algoritmo genético como a especificação de seus parâmetros de execução, que compreendem: tamanho da população, número de gerações, taxa de cruzamento, taxa de mutação, tipo de seleção e taxa de elitismo. Neste trabalho, desenvolveu-se uma rotina de iteração em linguagem C#, a fim de variar a configuração do AG de alocação ótima e, posteriormente, analisar os impactos de cada ajuste nos resultados finais.

Entre os parâmetros listados acima, apenas o tipo de seleção e a taxa de elitismo

mantiveram-se fixos. Optou-se pela seleção por torneio e pela taxa de elitismo de um único indivíduo, de forma que o melhor indivíduo de cada geração sempre sucedesse a geração seguinte. Os demais parâmetros foram variados conforme mostrado na Tabela I. As diferentes configurações foram aplicadas às quatro codificações mostradas na seção 3.1.5, resultando em 4.928 ajustes para cada codificação. Cada configuração foi executada 30 vezes, de modo a produzir estatísticas confiáveis.

Tabela I - Valores utilizados para configuração do AG.

Parâmetro	Valor Inicial	Valor Final	Passo	Número de Opções
Taxa de Cruzamento	50%	100%	5%	11
Taxa de Mutação	0%	12%	2%	7
Tamanho da População	25	200	25	8
Nº de Gerações	25	200	25	8

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos para as diferentes configurações do algoritmo genético. Para o MSP, considerou-se o máximo de 50 iterações, tolerância de $1e-4$ e critério de parada por tensões. Para o AG de alocação ótima, foram utilizadas as seguintes especificações:

- a) Potência nominal de um banco de capacitor: 300 kvar;
- b) Número máximo de barras com capacitores: 5;
- c) Número máximo de bancos de capacitores por barra: 4.

As seções seguintes são organizadas da seguinte forma: na seção 5.1, são mostrados os resultados para uma rede de 13 barras; em seguida, na seção 5.2, são apresentados os resultados para redes de 37 e 69 barras, ambas encontradas na literatura; na seção 5.3, apresenta-se uma proposta de metodologia para apoiar os pesquisadores na tarefa de configurar o AG para qualquer sistema; e, por fim, na seção 5.4, são mostrados os resultados de um AG de alocação ótima para uma rede de 135 barras, cujo ajuste foi feito com base nas respostas das redes de 13, 37 e 69 barras.

5.1 Resultados para a Rede de 13 Barras

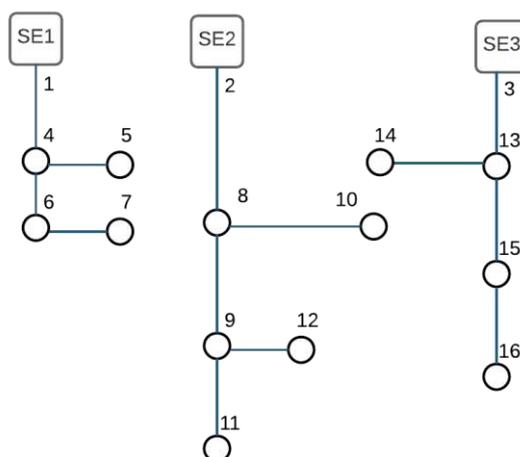
A rotina de iteração descrita na seção 4.3 foi aplicada a uma modificação da rede de 13 barras utilizada em Civanlar et al. (1988), com suas malhas abertas e alteração no carregamento reativo do sistema. O sistema resultante é ilustrado na Figura 14 e suas informações são apresentadas no Apêndice A.1. As soluções obtidas foram inicialmente analisadas por média aparada: das 30 execuções para cada configuração, as respostas com o maior e o menor valor de aptidão foram descartadas, e, com as 28 amostras restantes, calculou-se a média e o desvio padrão.

Na Figura 15, são mostrados os gráficos de número de gerações *versus* tamanho da população *versus* aptidão média para as quatro codificações utilizadas. O valor de aptidão em cada ponto dos gráficos representa a melhor aptidão média obtida para o respectivo tamanho de população e número de gerações. Logo, cada ponto representa o melhor resultado médio em um total de 77 ajustes de cruzamento e mutação.

Para a rede considerada e as restrições estabelecidas, a solução ótima era conhecida e consistia em alocar os quatro bancos possíveis nas cinco barras da rede mais distantes das

subestações (barras 9, 10, 11, 12 e 16), conforme mostrado na Tabela II. Essa solução resultou em uma aptidão de 0,5214; nos gráficos mostrados na Figura 15, esse valor é identificado pela cor cinza. Como não houve violação de restrição, o valor da aptidão equivale às perdas totais na rede após a alocação dos bancos de 300 kvar.

Figura 14 - Rede com 13 barras, adaptada de Civanlar et al. (1988).



Fonte: Elaborada pela autora.

Tabela II – Alocação dos bancos de capacitores para a rede de 13 barras.

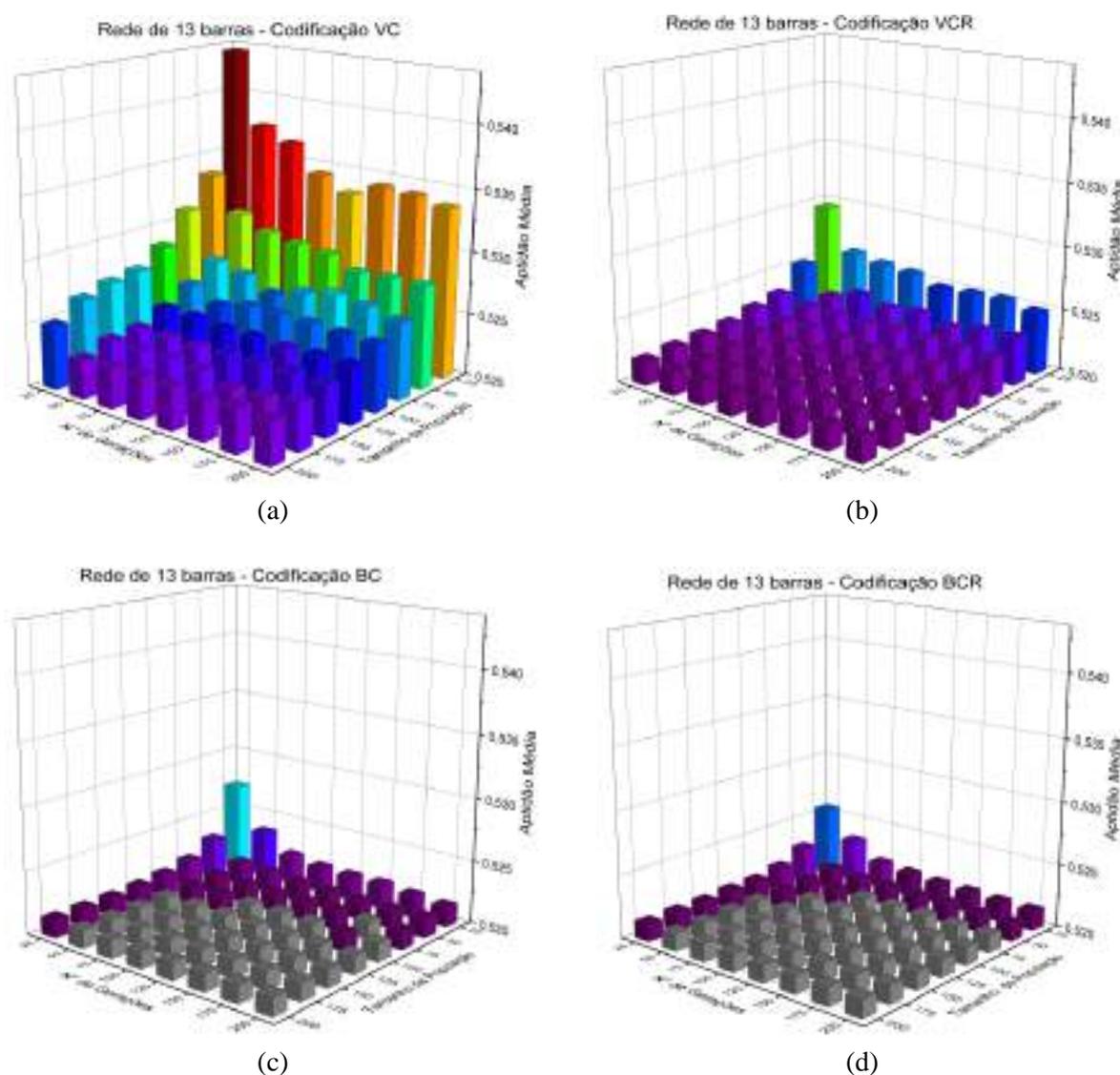
Barra				
9	10	11	12	16
1200 kvar	1200 kvar	1200 kvar	1200 kvar	1200 kvar

A partir dos resultados, pode-se observar que as codificações BC e BCR apresentam melhor desempenho que as outras duas codificações implementadas, uma vez que apenas elas obtiveram a solução ótima. A codificação VCR, por sua vez, obteve resultados melhores que a codificação VC: para a primeira, a menor aptidão média encontrada foi de 0,5218, enquanto que, para a segunda, a melhor solução apresentou aptidão média de 0,5230. No entanto, considerando os resultados individuais, em vez de valores médios, apenas a codificação VCR não foi capaz de obter a solução ótima de 0,5214; a menor aptidão encontrada nessa codificação foi de 0,5216.

Os resultados da rede de 13 barras foram utilizados para buscar as taxas de cruzamento e de mutação adequadas para solução do problema de alocação ótima. Os gráficos mostrados na Figura 15 foram utilizados para definir intervalos de tamanhos de população e números de geração com os melhores resultados para cada codificação. Para os casos em que mais de uma configuração apresentou o melhor resultado, optou-se por aquela com os menores valores de tamanho de população e gerações. Permanecendo o empate, foi dada

prioridade ao menor tamanho de população. Os intervalos escolhidos são mostrados na Tabela III. Na Figura 16 ilustra-se a forma de seleção desses intervalos, tomando como base a codificação BC.

Figura 15 - Gráficos de n° de gerações *versus* tamanho da população *versus* aptidão média para as codificações (a) VC, (b) VCR, (c) BC e (d) BCR aplicadas à rede de 13 barras.



Fonte: Elaborada pela autora.

Tabela III - Intervalos de tamanho de população e de número de gerações com os melhores desempenhos.

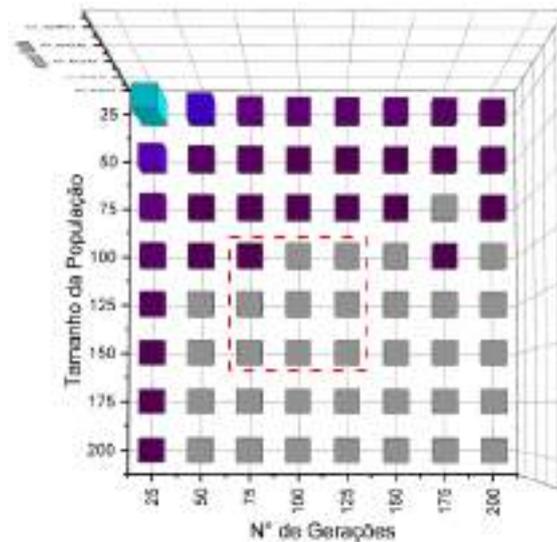
Codificação	Tamanho da População	N° de Gerações
VC	150 – 200	150 – 200
VCR	150 – 200	75 – 125
BC	100 – 150	75 – 125
BCR	75 – 125	75 – 125

Após a seleção dos intervalos com os melhores resultados, foi analisado o impacto da variação nas taxas de cruzamento e de mutação para os tamanhos de população e os números

de geração selecionados. Por meio desse procedimento, buscou-se definir quais taxas apresentaram os melhores resultados, de acordo com a respectiva codificação.

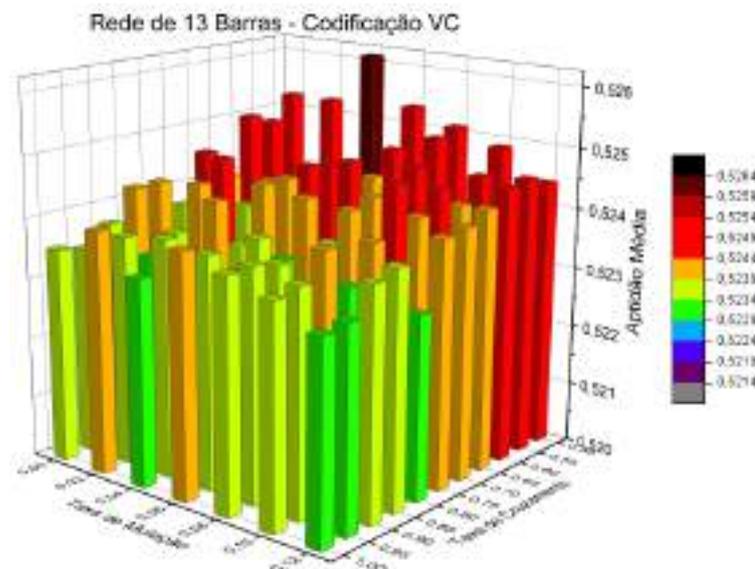
Nas Figuras 17 a 20, são mostrados os gráficos de taxa de mutação *versus* taxa de cruzamento *versus* aptidão média para os ajustes escolhidos na Tabela III. Para melhorar a visualização das variações, o eixo Z nesses gráficos não foi mantido igual para as quatro codificações; o mesmo ocorre com as cores.

Figura 16 - Ilustração da seleção dos intervalos de tamanho de população e de número de gerações com os melhores resultados para a codificação BC.



Fonte: Elaborada pela autora.

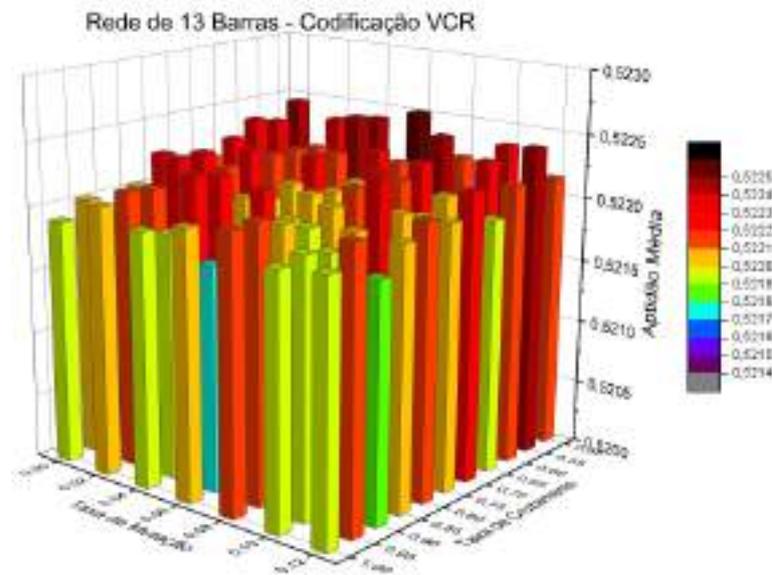
Figura 17 - Gráfico de taxa de mutação *versus* taxa de cruzamento *versus* aptidão média para a codificação VC.



Fonte: Elaborada pela autora.

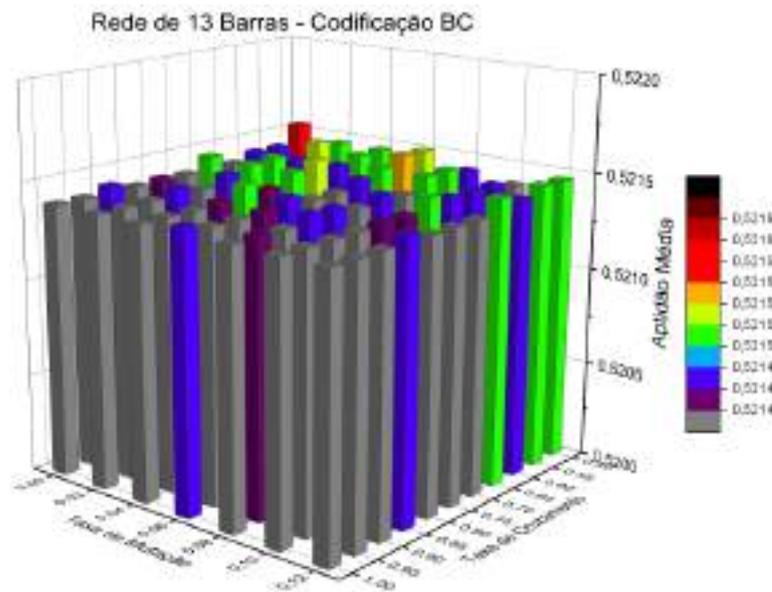
Diferente dos gráficos da Figura 15, não há um padrão evidente nos resultados de taxa de mutação *versus* taxa de cruzamento, apenas pode-se observar que a maior concentração de boas respostas ocorre em taxas de cruzamento altas, acima de 80%. Em alguns casos, os resultados foram praticamente indiferentes às variações na taxa de mutação, como mostrado na Figura 19 para a codificação BC; nessa situação, a partir de 90% de cruzamento, apenas uma das taxas de mutação não obteve a resposta ótima.

Figura 18 - Gráfico de taxa de mutação *versus* taxa de cruzamento *versus* aptidão média para a codificação VCR.



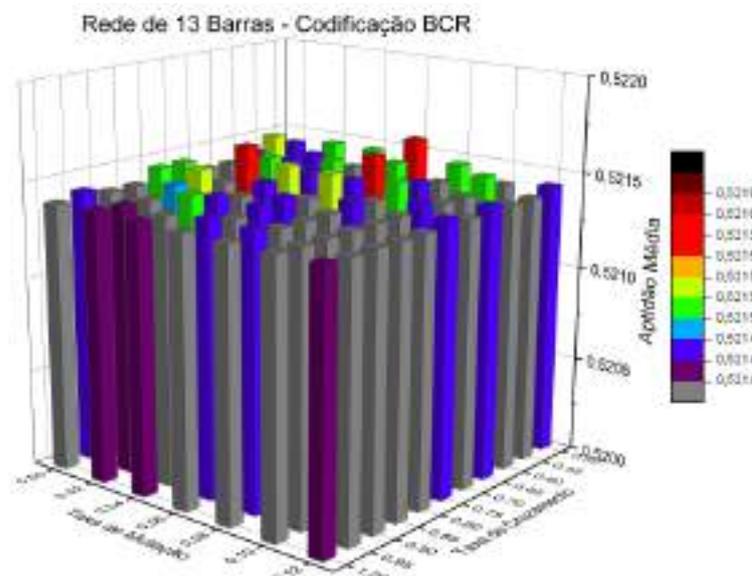
Fonte: Elaborada pela autora.

Figura 19 - Gráfico de taxa de mutação *versus* taxa de cruzamento *versus* aptidão média para a codificação BC.



Fonte: Elaborada pela autora.

Figura 20 - Gráfico de taxa de mutação versus taxa de cruzamento versus aptidão média para a codificação BCR.



Fonte: Elaborada pela autora.

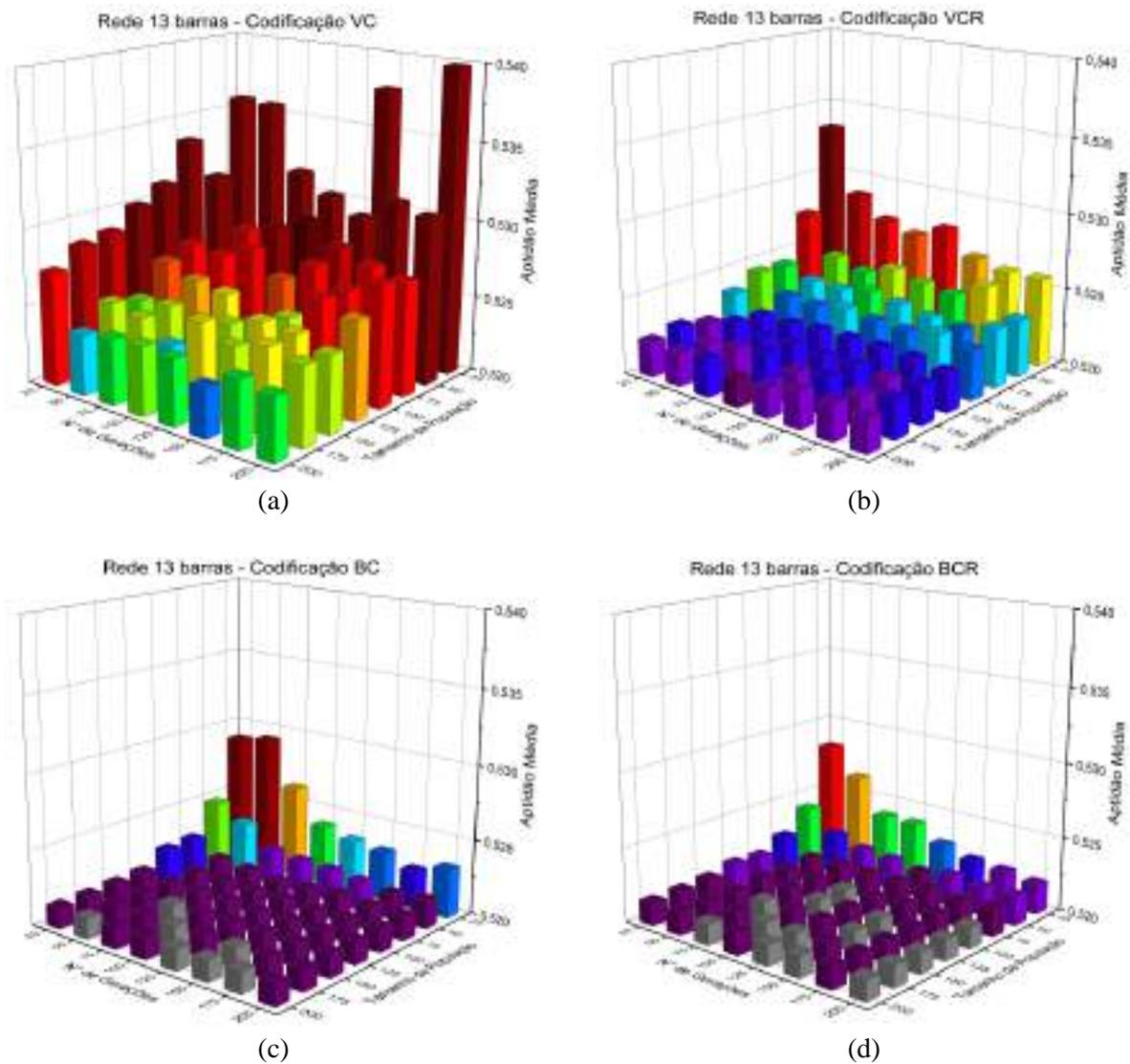
Os gráficos mostrados nas Figuras 17 a 20 foram utilizados para determinar as taxas de cruzamento e de mutação mais adequadas para o problema de alocação ótima de capacitores. Os valores escolhidos são mostrados na Tabela IV; as decisões foram baseadas nas taxas com a maior quantidade de respostas ótimas, escolhendo-se inicialmente a taxa de cruzamento – uma vez que esta apresentou um impacto maior – e, a partir desta, a taxa de mutação. Nos casos em que, para a taxa de cruzamento escolhida, os resultados foram praticamente indiferentes à taxa de mutação, optou-se por uma taxa de mutação de 2%, pois esta apresenta tempo de execução menor que os valores superiores.

Tabela IV - Taxas de cruzamento e de mutação com os melhores resultados para a rede de 13 barras.

Codificação	Taxa de Cruzamento	Taxa de Mutação
VC	90%	4%
VCR	90%	6%
BC	95%	2%
BCR	90%	2%

Após a seleção das taxas de cruzamento e de mutação, os gráficos mostrados na Figura 15 foram novamente plotados, considerando apenas as soluções encontradas para as taxas especificadas na Tabela IV. Os gráficos obtidos são apresentados na Figura 21. Após a filtragem, é possível notar com maior clareza o efeito do parâmetro tamanho da população nos resultados médios: conforme o valor desse parâmetro é incrementado, melhores são as soluções encontradas pelo algoritmo genético.

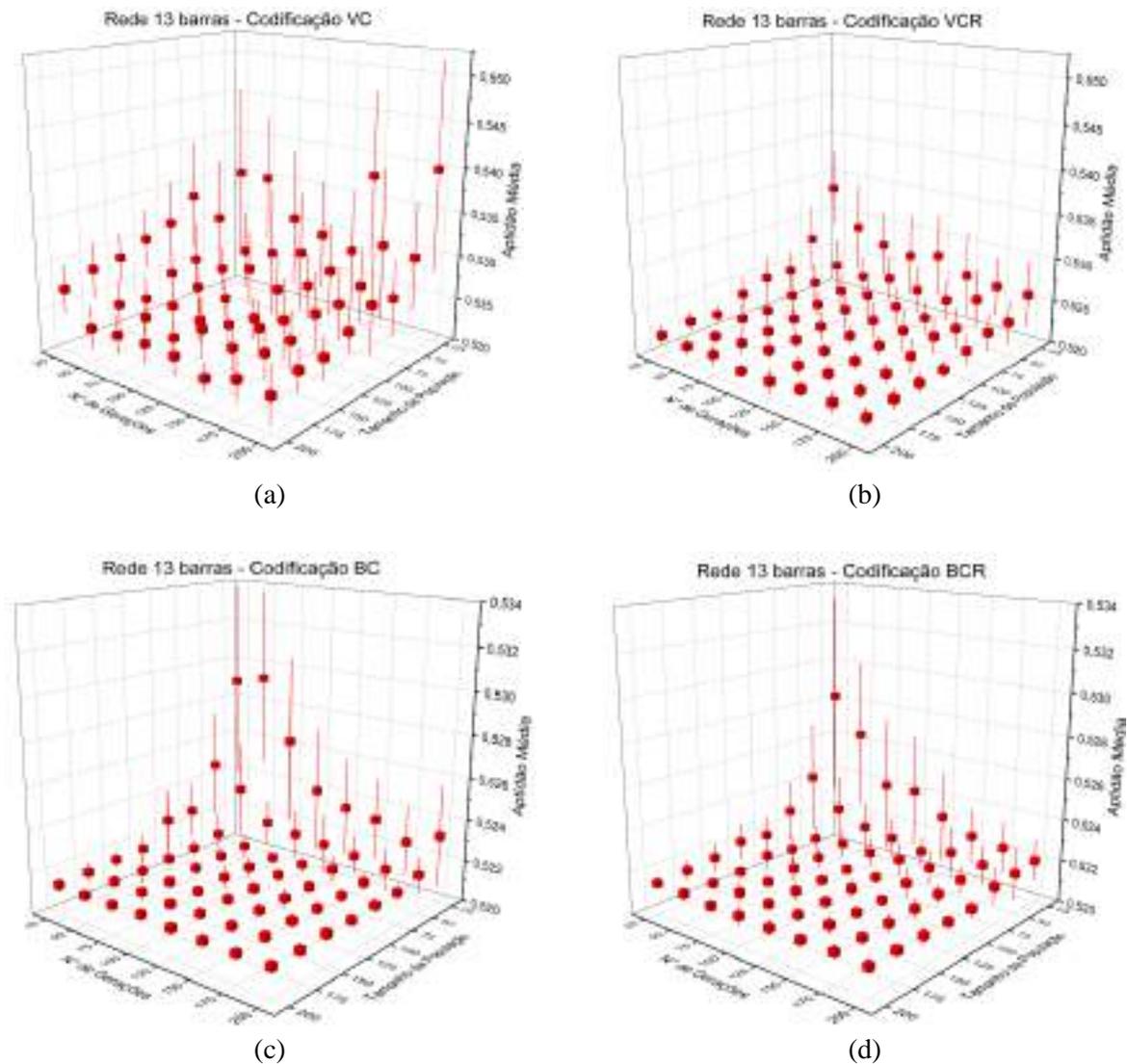
Figura 21 - Gráficos de nº de gerações *versus* tamanho da população *versus* aptidão média para as codificações (a) VC, (b) VCR, (c) BC e (d) BCR aplicadas à rede de 13 barras, considerando as taxas mostradas na Tabela IV.



Fonte: Elaborada pela autora.

Na Figura 22, são ilustradas a aptidão média de cada configuração com a identificação do respectivo desvio padrão. Os gráficos das codificações VC e VCR foram plotados com um intervalo maior para o eixo Z do que o empregado para as codificações BC e BCR, a fim de que as variações no desvio padrão pudessem ser percebidas em todos os gráficos. A partir dos resultados, pode-se perceber que o tamanho da população apresenta impacto considerável na redução das variações nas respostas do AG, sendo isto indicado pela diminuição no desvio padrão conforme o tamanho da população cresce.

Figura 22 - Gráficos de aptidão média com a identificação do desvio padrão para as codificações (a) VC, (b) VCR, (c) BC e (d) BCR aplicadas à rede de 13 barras.



Fonte: Elaborada pela autora.

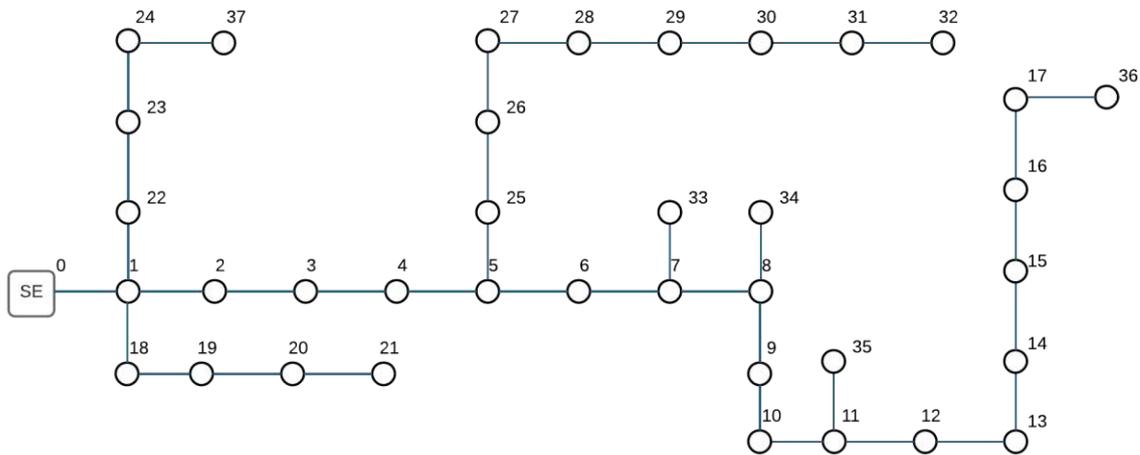
5.2 Resultados para as Redes de 37 e 69 Barras

Além da rede de 13 barras, foram realizados testes para uma modificação da rede de 37 barras apresentada em Baran e Wu (1989b), com suas 5 malhas abertas, e para a rede descrita em Baran e Wu (1989a), de 69 barras. Esses sistemas são ilustrados nas Figuras 23 e 24, respectivamente; os dados são apresentados nos Apêndices A.2 e A.3.

As taxas de cruzamento e de mutação mostradas na Tabela IV foram utilizadas nesses casos, adotando como hipótese que o melhor ajuste de tais parâmetros pouco varia em função dos sistemas testados. A rotina descrita na seção 4.3 foi modificada, a fim de variar apenas o tamanho da população e o número de gerações, propiciando uma redução de 4.928

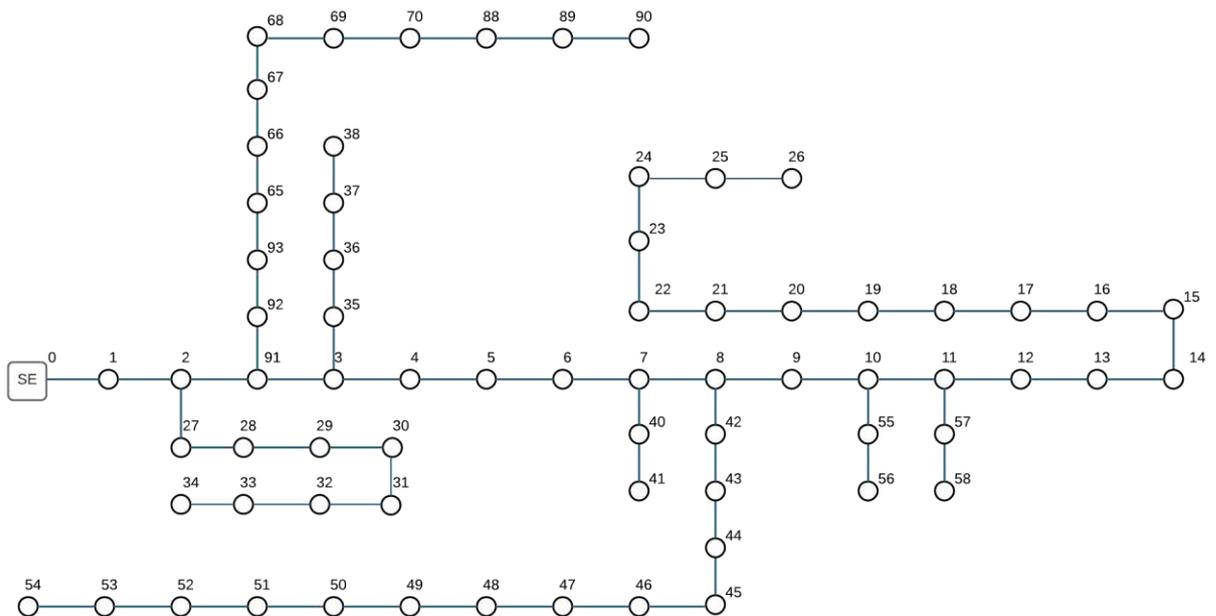
para 64 configurações por codificação.

Figura 23 - Rede com 37 barras, adaptada de Baran e Wu (1989b).



Fonte: Elaborada pela autora.

Figura 24 - Rede com 69 barras, utilizada em Baran e Wu (1989a).



Fonte: Elaborada pela autora.

Na Tabela V, são mostrados os melhores resultados por codificação. As alocações para as melhores respostas encontradas para as redes de 37 e 69 barras, por codificação, são mostradas nas Tabelas VI e VII, respectivamente. Para a rede de 37 barras, as codificações BC e VC apresentaram as melhores soluções; já para a rede de 69 barras, as melhores respostas foram encontradas pelas codificações BC e BCR. Em ambos os casos, a codificação VCR apresentou o pior desempenho.

Tabela V - Melhores resultados por codificação para os sistemas de 37 e 69 barras.

Codificação	Perdas Após Alocação (MW)	
	Sistema de 37 barras	Sistema de 69 barras
VC	0,1735	0,1446
VCR	0,1742	0,1452
BC	0,1733	0,1443
BCR	0,1742	0,1445

Como pode ser observado nas Tabelas VI e VII, a alocação ótima para as redes de 37 e 69 barras incluiu instalação de bancos de capacitores em barras que seriam descartadas pela “regra dos dois terços”, ou seja, barras localizadas a uma distância igual ou inferior a 1/3 da distância do alimentador à carga. Esse foi o motivo para o desempenho inferior das codificações VCR e BCR em relação às demais.

Tabela VI – Melhor alocação dos bancos de capacitores, por codificação, para a rede de 37 barras.

Codificação VC				
Barras				
5	7	15	24	29
600 kvar	300 kvar	300 kvar	600 kvar	900 kvar
Codificação VCR				
Barras				
13	23	24	25	29
300 kvar	300 kvar	300 kvar	600 kvar	900 kvar
Codificação BC				
Barras				
5	9	14	23	29
600 kvar	300 kvar	300 kvar	600 kvar	900 kvar
Codificação BCR				
Barras				
14	23	24	25	29
300 kvar	300 kvar	300 kvar	600 kvar	900 kvar

Um resumo das melhores soluções é mostrado na Tabela VIII. Nela, são apresentadas as reduções nas perdas elétricas para as redes de 13, 37 e 69 barras após a aplicação dos bancos de capacitores, de acordo com a melhor solução encontrada entre todas as codificações. Para as redes de 37 e 69 barras, a melhor resposta obtida pelo AG foi capaz de reduzir as perdas elétricas em mais de 30%.

Tabela VII – Melhor alocação dos bancos de capacitores, por codificação, para a rede de 69 barras.

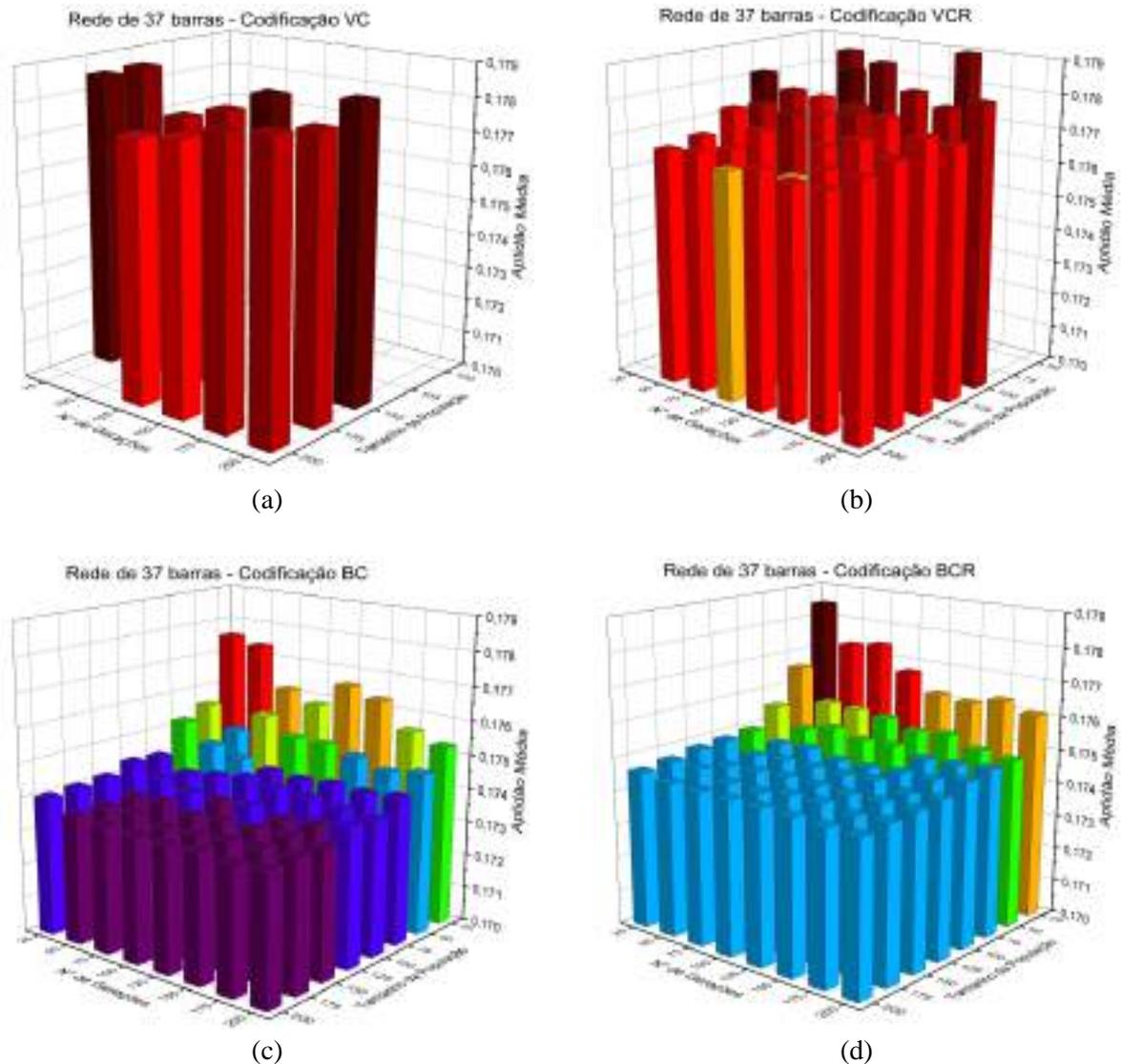
Codificação VC				
Barras				
9	15	38	50	53
300 kvar	300 kvar	300 kvar	1200 kvar	300 kvar
Codificação VCR				
Barras				
24	38	47	50	56
300 kvar	600 kvar	300 kvar	1200 kvar	300 kvar
Codificação BC				
Barras				
10	17	37	50	53
300 kvar	300 kvar	600 kvar	1200 kvar	300 kvar
Codificação BCR				
Barras				
22	37	50	53	56
300 kvar	600 kvar	1200 kvar	300 kvar	300 kvar

Tabela VIII - Efeitos nas perdas para a alocação ótima de bancos de capacitores nas redes de 13, 37 e 69 barras.

Rede	Perdas Iniciais (MW)	Perdas após Alocação (MW)	Redução das Perdas (MW)	Redução das Perdas (%)
13 barras	0,6127	0,5214	0,0913	14,90%
37 barras	0,2605	0,1733	0,0872	33,47%
69 barras	0,2250	0,1443	0,0807	35,87%

Na Figura 25 são mostrados os gráficos de número de gerações *versus* tamanho da população *versus* aptidão média para a rede de 37 barras; mais uma vez foi utilizada a média aparada, sendo descartadas a maior e a menor aptidão para cada 30 execuções da mesma configuração. Nas Figuras 25(a) e 25(b) foram incluídos apenas os pontos com aptidão média inferior a 0,179, de modo a facilitar a comparação entre os resultados obtidos pelas diferentes codificações.

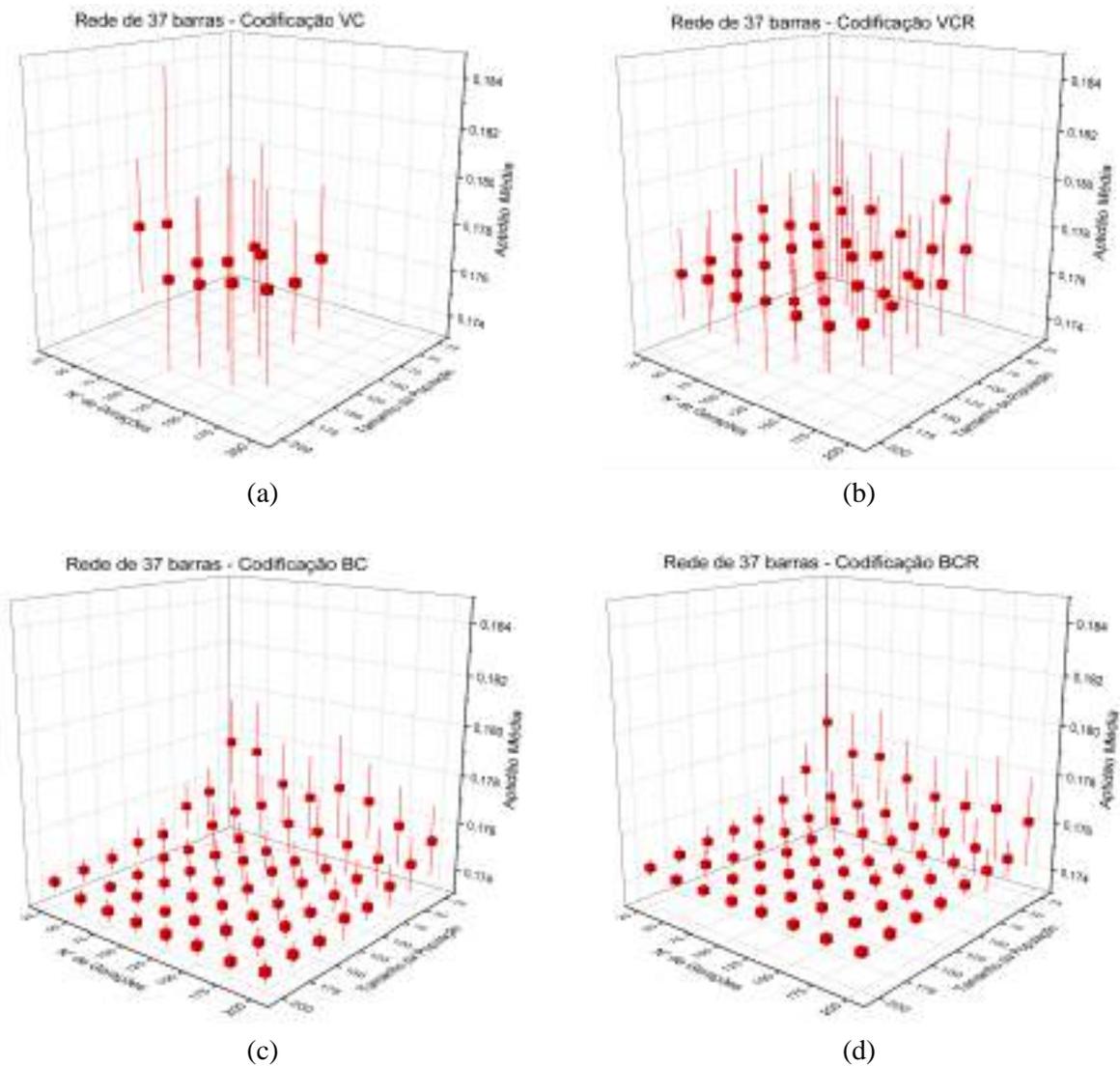
Figura 25 - Gráficos de nº de gerações *versus* tamanho da população *versus* aptidão média para as codificações (a) VC, (b) VCR, (c) BC e (d) BCR aplicadas à rede de 37 barras.



Fonte: Elaborada pela autora.

Na Figura 26, são mostrados os gráficos de aptidão média com a identificação do desvio padrão para cada uma das codificações. Mais uma vez, foram incluídos apenas os pontos com aptidão inferior a 0,179, a fim de facilitar a comparação entre as codificações. É possível observar que as codificações VC e VCR apresentaram maiores valores de desvio padrão que as demais codificações. Além disso, a partir da Figura 26(c) e da Figura 26(d), pode-se perceber novamente a redução no desvio padrão conforme o tamanho da população é aumentado; isso indica que maiores populações produzem melhores respostas, com poucas variações entre as execuções do AG.

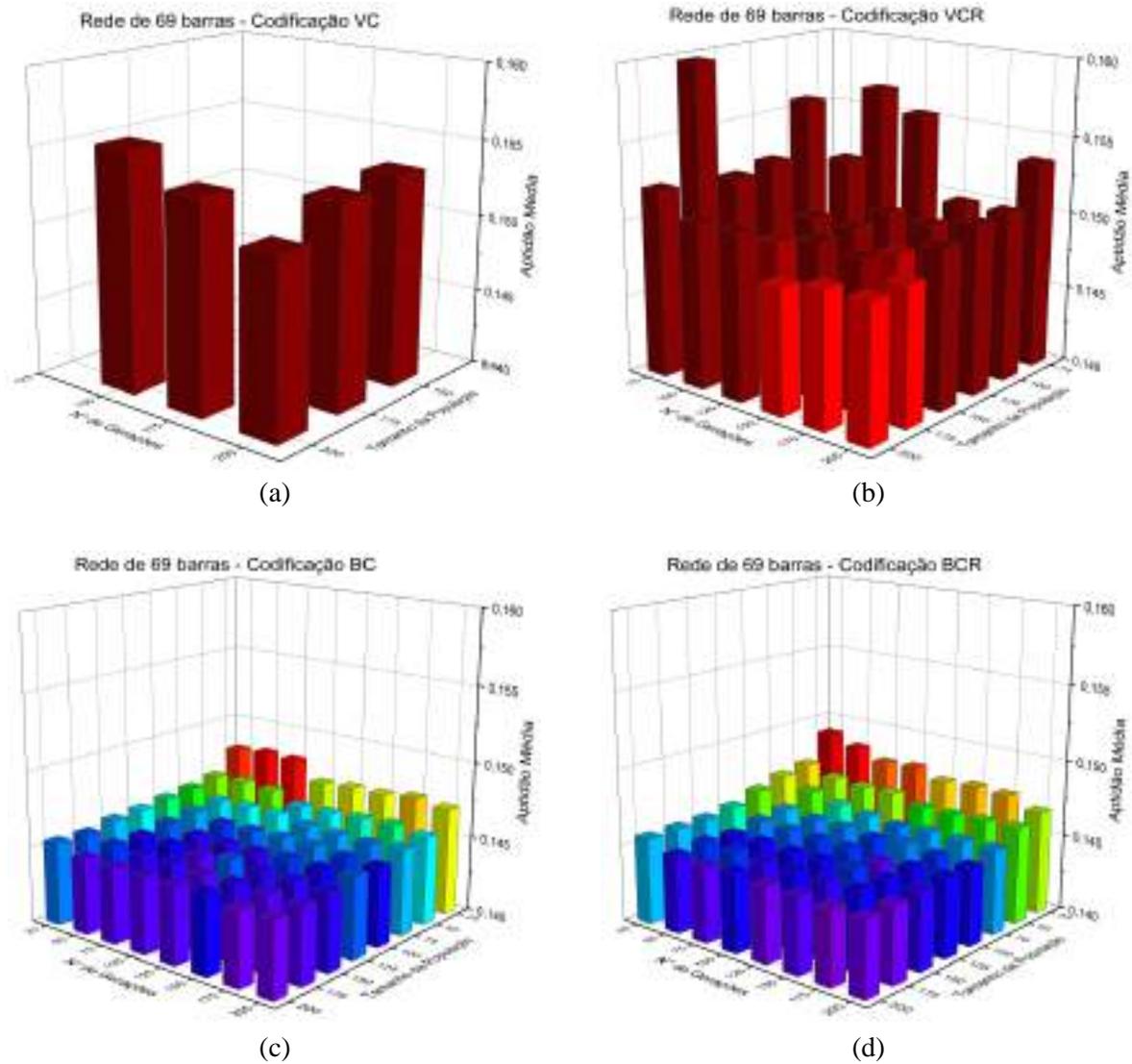
Figura 26 - Gráficos de aptidão média com a identificação do desvio padrão para as codificações (a) VC, (b) VCR, (c) BC e (d) BCR aplicadas à rede de 37 barras.



Fonte: Elaborada pela autora.

Os resultados para a rede de 69 barras são mostrados na Figura 27. Novamente, de modo a facilitar a comparação entre as codificações, apenas os pontos com aptidão média inferior a 0,16 foram considerados. Em geral, a codificação VC apresentou o pior desempenho entre as codificações analisadas; apenas cinco configurações obtiveram aptidão média inferior ao limite escolhido.

Figura 27 - Gráficos de n° de gerações *versus* tamanho da população *versus* aptidão média para as codificações (a) VC, (b) VCR, (c) BC e (d) BCR aplicadas à rede de 69 barras.

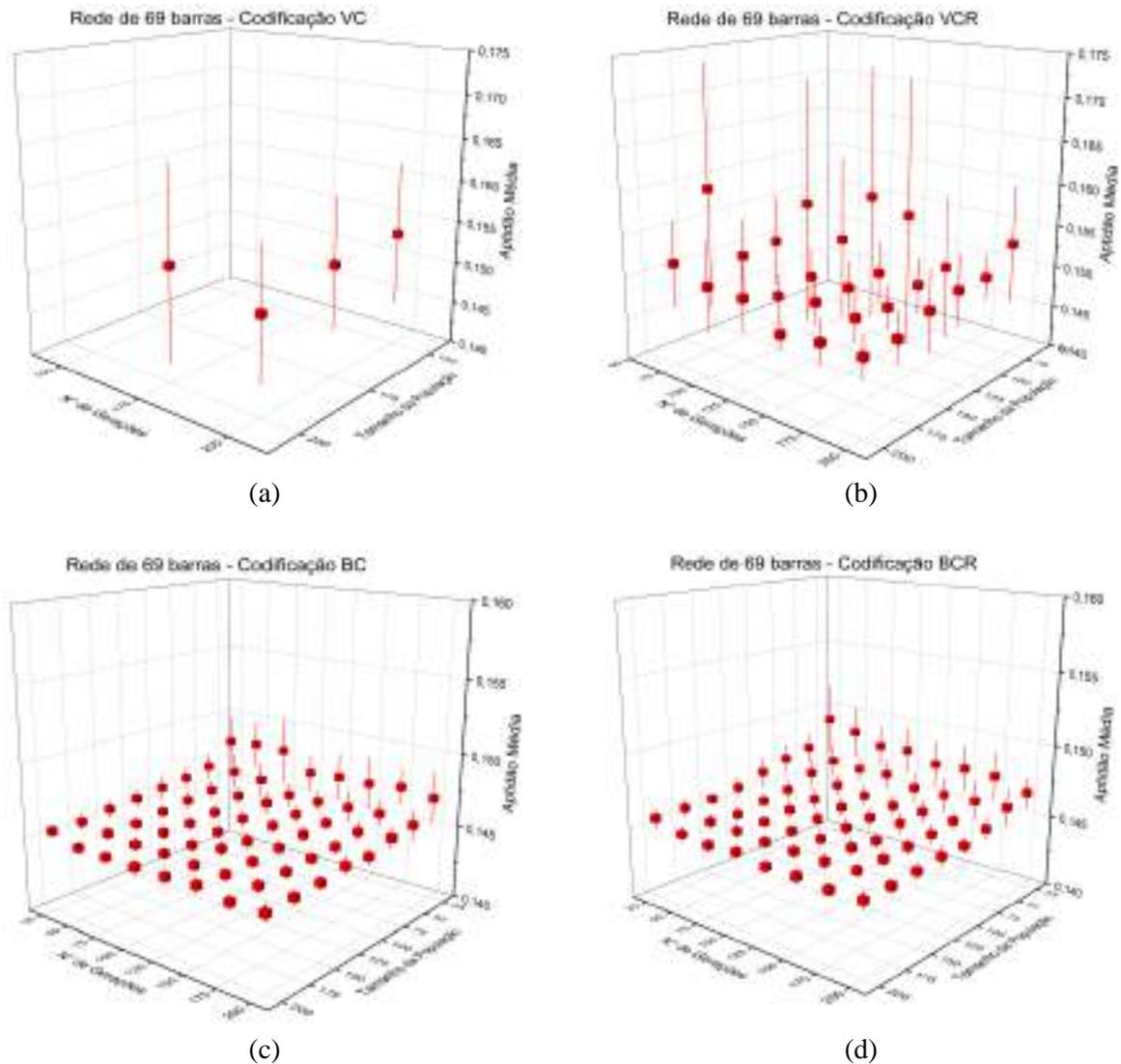


Fonte: Elaborada pela autora.

Os gráficos com a representação do desvio padrão para os resultados da rede de 69 barras são mostrados na Figura 28. Um dos pontos mostrados na Figura 27(a) foi excluído do gráfico mostrado na Figura 28(a) devido ao grande valor de desvio padrão, que impossibilitaria a visualização dos valores associados aos demais pontos do gráfico.

Os resultados da rede de 69 barras confirmaram as conclusões obtidas nas redes de 13 e 37 barras. Isto é: as codificações VC e VCR apresentam os maiores valores de desvio padrão e o aumento no tamanho da população proporciona diminuição da variação nas soluções encontradas pelo AG.

Figura 28 - Gráficos de aptidão média com a identificação do desvio padrão para as codificações (a) VC, (b) VCR, (c) BC e (d) BCR aplicadas à rede de 69 barras.



Fonte: Elaborada pela autora.

5.3 Análise dos Impactos do Tamanho da População e Número de Gerações

De acordo com os resultados apresentados nas seções 5.1 e 5.2, pode-se observar que o tamanho da população apresenta maior efeito nos resultados do algoritmo genético. A partir disso, buscou-se definir o valor ótimo desse parâmetro para as redes utilizadas; isto é, o valor mínimo que possibilite que o AG obtenha resultados satisfatórios. De modo a definir um ajuste adequado, procurou-se também definir o número de gerações apropriado para o respectivo tamanho de população.

As análises foram feitas para as quatro codificações empregadas, uma vez que os

resultados estão estritamente ligados à codificação. Os valores de tamanho de população e de número de gerações julgados ótimos para cada codificação e cada rede são mostrados na Tabela IX.

Tabela IX - Configurações do AG com as melhores soluções.

Codificação VC		
Rede	Tamanho da População	Nº de Gerações
13 barras	200	150
37 barras	200	125
69 barras	200	200
Codificação VCR		
Rede	Tamanho da População	Nº de Gerações
13 barras	200	100
37 barras	175	125
69 barras	200	150
Codificação BC		
Rede	Tamanho da População	Nº de Gerações
13 barras	150	75
37 barras	175	100
69 barras	200	175
Codificação BCR		
Rede	Tamanho da População	Nº de Gerações
13 barras	100	100
37 barras	175	100
69 barras	200	175

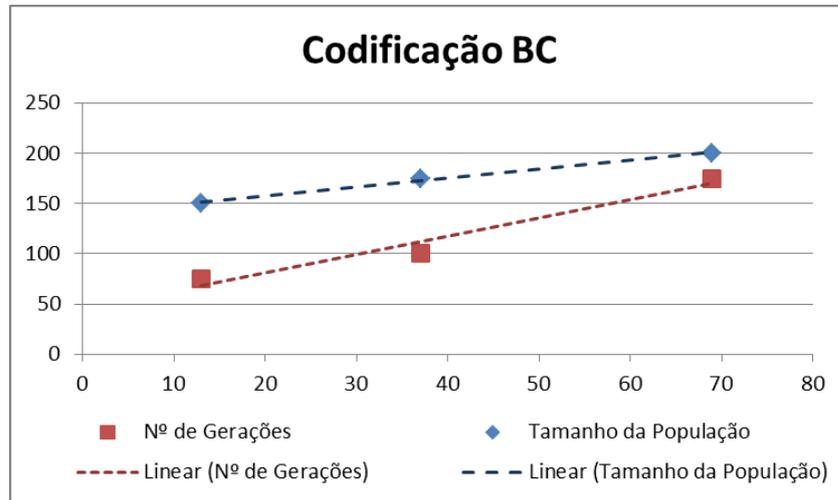
De acordo com os dados apresentados na Tabela IX, para as codificações BC e BCR, foi possível traçar uma relação entre a quantidade de barras da rede e a configuração adequada para o AG. Nas codificações VC e VCR, praticamente não houve diferença entre os ajustes ótimos; isso pode ter ocorrido porque o tamanho de população que seria adequado para essas codificações é superior ao limite máximo utilizado nos testes.

De qualquer modo, a realização de testes considerando apenas três sistemas não é suficiente para que seja possível determinar o valor adequado do tamanho de população e do número de gerações para qualquer sistema. Sendo assim, a partir dos dados coletados, buscou-se estabelecer relações entre o ajuste de parâmetros e o tamanho do sistema que conduzissem apenas a valores mínimos de população e de gerações capazes de propiciar boas soluções pelo algoritmo genético.

Nas Figuras 29 e 30, são mostradas as curvas de tamanho da população e de número de gerações *versus* tamanho da rede para as codificações BC e BCR, considerando

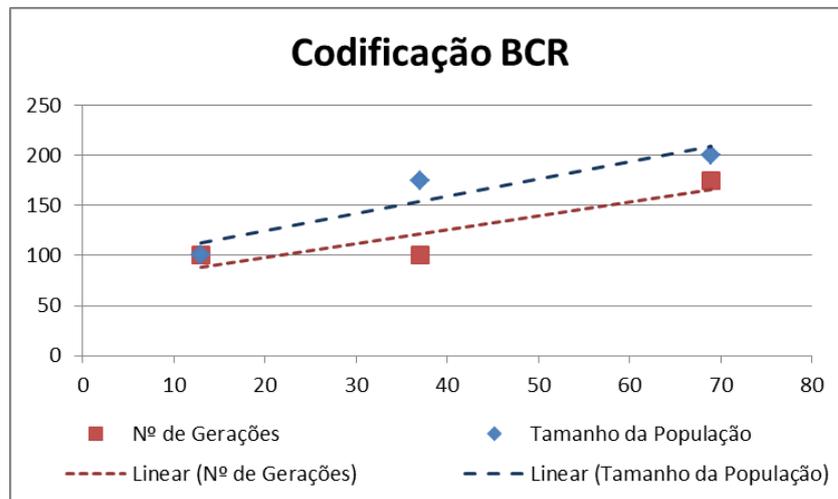
aproximação linear. Nas equações (15) e (16), são apresentadas as funções características das curvas mostradas na Figura 29; já nas equações (17) e (18), são mostradas as funções das curvas mostradas na Figura 30.

Figura 29 - Curvas de tamanho de população e de nº de gerações *versus* tamanho da rede para a codificação BC.



Fonte: Elaborada pela autora.

Figura 30 - Curvas de tamanho de população e de nº de gerações *versus* tamanho da rede para a codificação BCR.



Fonte: Elaborada pela autora.

$$\text{Tamanho da População}_{BC} = 0,89 \cdot n_{\text{barras}} + 139,82 \quad (15)$$

$$\text{Nº de Gerações}_{BC} = 1,82 \cdot n_{\text{barras}} + 44,64 \quad (16)$$

$$\text{Tamanho da População}_{BCR} = 1,73 \cdot n_{\text{barras}} + 89,65 \quad (17)$$

$$\text{Nº de Gerações}_{BCR} = 1,39 \cdot n_{\text{barras}} + 69,72 \quad (18)$$

5.4 Aplicação dos Ajustes Ótimos em uma Rede de 135 barras

A fim de verificar a validade das equações (15) a (18), um teste semelhante ao aplicado para as redes de 37 e 69 barras foi realizado para uma modificação da rede de 135 barras apresentada em Mantovani, Casari e Romero (2000), com suas malhas abertas. Os dados do sistema resultante são apresentados no Apêndice A.4

No teste da rede de 135 barras, intervalos de tamanho de população e de número de gerações foram escolhidos para execução do AG, utilizando as taxas de codificação e de mutação mostradas na Tabela IV; para cada configuração, o AG foi executado 30 vezes. As equações (15) a (18) foram aplicadas à rede de 135 barras, a fim de definir o ajuste mínimo que conduziria a soluções boas. Os valores calculados são mostrados na Tabela X, enquanto os conjuntos com os valores de ajuste são apresentados na Tabela XI.

Tabela X – Resultados das equações (15) a (18) para uma rede de 135 barras.

	Codificação BC	Codificação BCR
Tamanho da População	259,97	323,20
Nº de Gerações	288,99	257,37

Tabela XI – Intervalos de ajuste para o teste com a rede de 135 barras.

	Codificação BC	Codificação BCR
Tamanho da População	{260, 340, 420, 500}	{325, 375, 425, 500}
Nº de Gerações	{290, 360, 430, 500}	{260, 310, 360, 500}

As melhores soluções encontradas por cada codificação são apresentadas na Tabela XII. O AG configurado para o ajuste mínimo, ou seja, o ajuste com o menor tamanho de população e o menor número de gerações, foi capaz de obter a melhor solução de acordo com a respectiva codificação. Na Tabela XIII, são mostradas as alocações dos bancos de capacitores. Assim como aconteceu para os testes com as redes de 37 e 69 barras, a codificação BCR não foi capaz de obter a melhor resposta devido à restrição de barras aptas para alocação.

Tabela XII - Efeitos nas perdas para a alocação ótima de bancos de capacitores na rede de 135 barras.

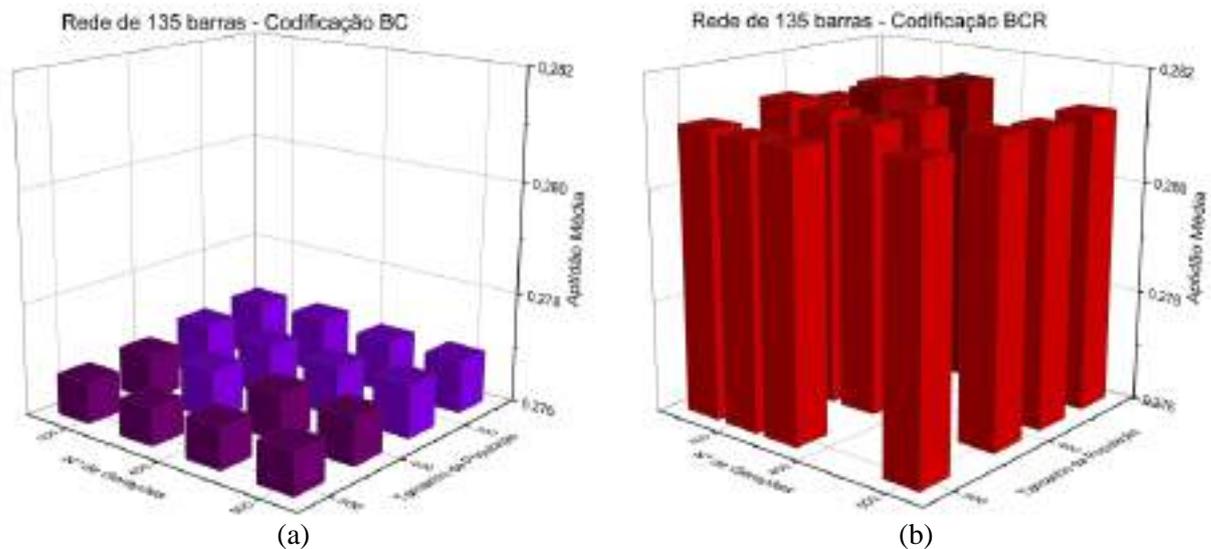
Codificação	Perdas Iniciais (MW)	Perdas após Alocação (MW)	Redução das Perdas (MW)	Redução das Perdas (%)
BC	0,3211	0,2765	0,0446	13,89%
BCR	0,3211	0,2809	0,0402	12,52%

Tabela XIII – Melhor alocação dos bancos de capacitores, por codificação, para a rede de 135 barras.

Codificação BC				
Barras				
17	35	56	155	219
900 kvar	1200 kvar	1200 kvar	1200 kvar	900 kvar
Codificação BCR				
Barras				
57	128	137	155	219
900 kvar	600 kvar	900 kvar	1200 kvar	900 kvar

Em termos de aptidão média, as respostas do AG, mais uma vez, foram tratadas por média aparada, descartando as soluções com o menor e o maior valor de aptidão. Na Figura 31, são apresentados os gráficos de aptidão média para as codificações BC e BCR. Os gráficos com a ilustração do desvio padrão são mostrados na Figura 32; todas as configurações apresentaram desvio padrão na ordem de 10^{-4} .

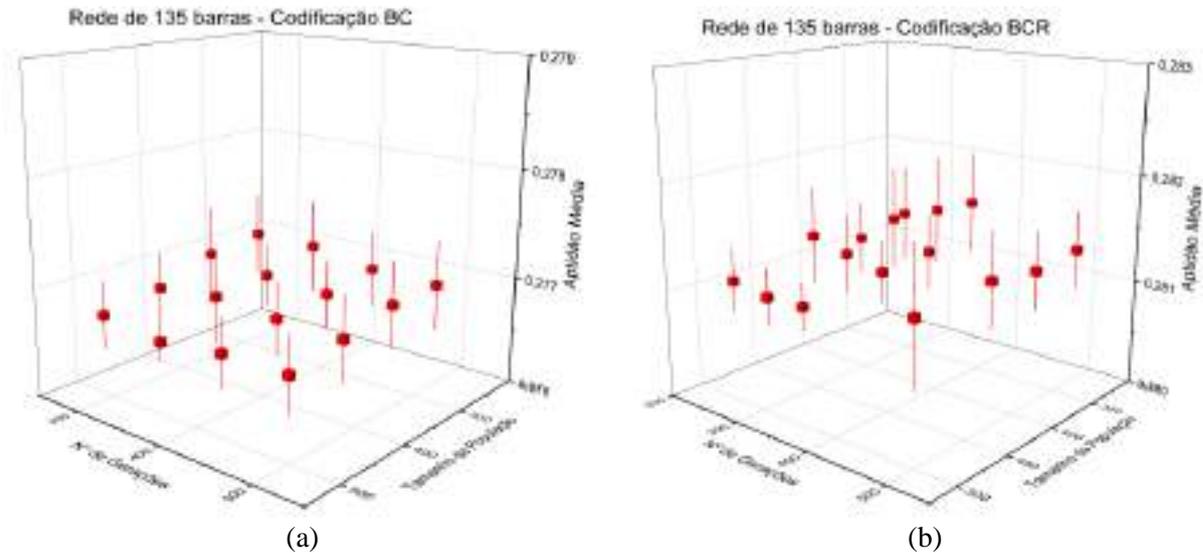
Figura 31 - Gráficos de aptidão média para as codificações (a) BC e (b) BCR aplicadas à rede de 135 barras.



Fonte: Elaborada pela autora.

O AG configurado para o ajuste mínimo, em ambas as codificações, foi capaz de obter soluções com aptidão média satisfatória. Na Tabela XIV, são mostradas a média das soluções para o ajuste mínimo e a melhor aptidão média encontrada, bem como as relações entre elas. Em ambos os casos, a menor aptidão média foi obtida para uma população de 500 indivíduos, variando apenas o número de gerações, que foi de 360 para a codificação BC e de 310 para a codificação BCR. O AG configurado para o ajuste mínimo, definido com base nas equações (15) a (18), foi capaz de encontrar soluções aceitáveis, com variações em torno de 0,1% em relação à resposta média encontrada para o maior ajuste utilizado.

Figura 32 - Gráficos de aptidão média com a identificação do desvio padrão para as codificações (a) BC e (b) BCR aplicadas à rede de 135 barras.



Fonte: Elaborada pela autora.

Tabela XIV – Relação entre o melhor resultado e o resultado para o ajuste mínimo obtidos pelo AG aplicado à rede de 135 barras.

Codificação	Menor Perda Média Encontrada (MW) - P_M	Perda Média para o Ajuste Mínimo (MW) - P_{AM}	Relação entre P_{AM} e P_M (%)
BC	0,2767	0,2770	-0,11%
BCR	0,2811	0,2813	-0,07%

Em termos de perdas elétricas, essas variações representam menos de 0,1% das perdas ativas iniciais. A variação encontrada na codificação BC, por exemplo, foi de $3 \cdot 10^{-4}$ MW o que, ao longo de um ano, resultaria em um acréscimo de 2,628 MWh em perdas de energia. Considerando o preço máximo no último leilão realizado pela ANEEL, equivalente a R\$ 329,00 por MWh (BITENCOURT, 2018), esse montante seria valorado a aproximadamente R\$ 865,00, valor irrelevante em termos de planejamento de redes de distribuição. Logo, é possível afirmar que as respostas para o menor ajuste podem ser consideradas soluções ótimas.

De acordo com todos os resultados apresentados, pode-se observar que o tamanho da população apresenta um impacto maior que o número de gerações sobre as respostas do AG, de modo que as maiores populações conduziram às melhores soluções de alocação ótima. Sendo assim, para o problema de alocação ótima de bancos de capacitores, a escolha por uma população maior é mais efetiva do que o aumento no número de gerações equivalente.

A busca pelo ajuste mínimo baseou-se na hipótese de limite de recursos computacionais, uma vez que o aumento no tamanho da população ou no número de gerações

pode elevar consideravelmente o tempo de execução do AG. O ajuste dos parâmetros do algoritmo, na maioria das vezes, é realizado após inúmeros testes, que demandam tempo para execução do AG e análise dos dados. Em casos em que os recursos computacionais não são um fator limitante, as equações (15) a (18) podem ser utilizadas apenas como guias para a definição do menor ajuste capaz de conduzir a uma solução ótima.

6 CONCLUSÕES

Neste trabalho, foi apresentado um algoritmo genético desenvolvido para resolução do problema de alocação ótima de bancos de capacitores em redes de distribuição. O problema consistiu em dimensionar o tamanho dos capacitores a serem instalados em cada barra, a fim de reduzir as perdas ativas do sistema. A aplicação foi implementada em linguagem C# e estruturada em programação orientada a objetos. Para resolução do fluxo de carga, utilizou-se o Método da Soma de Potências.

Quatro codificações distintas foram utilizadas no algoritmo genético. Também foram definidos intervalos para os parâmetros do AG, a fim de analisar os impactos da configuração do algoritmo sobre os resultados finais. Os testes iniciais foram aplicados a uma rede de 13 barras; no total, foram analisadas 4.928 configurações para cada codificação, com a realização de 30 execuções por configuração.

A partir dos resultados obtidos para a rede de 13 barras, procurou-se definir taxas adequadas de cruzamento e de mutação para cada codificação implementada. As taxas escolhidas foram utilizadas em testes aplicados a redes de 37 e 69 barras, encontradas na literatura. Foi possível observar uma forte relação entre o tamanho da população e a qualidade das soluções encontradas pelo AG; quanto maior o tamanho da população, melhores foram as soluções obtidas pelo algoritmo.

Com os resultados dos sistemas de 13, 37 e 69 barras, foi elaborada uma função que relaciona o número de barras da rede e os parâmetros de população e de geração do AG. Essa relação pôde ser observada nos resultados das codificações Barras Candidatas (BC) e Barras Candidatas Reduzido (BCR). Considerando aproximação linear, foram encontradas equações que caracterizavam a dependência entre os valores adequados da população e do número de gerações do AG e o tamanho do sistema.

A partir das equações obtidas, buscou-se definir o ajuste mínimo do AG para um sistema de 135 barras, definindo-se ajuste mínimo como os valores mínimos de população e de número de gerações capazes de conduzir à solução ótima. A análise mostrou que a configuração baseada nas equações foi capaz de produzir soluções ótimas satisfatórias. Também foi possível observar que o ganho na redução das perdas elétricas para incrementos nos parâmetros de população e de gerações, a partir do ajuste mínimo, passava a ser muito pequeno.

A determinação de equações mais precisas, pelas quais fosse possível definir o ajuste ótimo para o algoritmo, exigiria uma maior quantidade de testes, com sistemas de diferentes tamanhos. As equações apresentadas nesse trabalho podem ser utilizadas como referência para definição do ajuste mínimo de um AG de alocação ótima de bancos de capacitores em redes de distribuição, como uma estimativa inicial. Nos casos em que os recursos computacionais não são limitados, as equações podem ser utilizadas para obtenção dos valores mínimos de população e de número de gerações capazes de obter soluções adequadas.

REFERÊNCIAS

ABRADEE – Associação Brasileira de Distribuidores de Energia Elétrica. **A distribuição de energia**. Disponível em: <<http://www.abradee.com.br/setor-de-distribuicao/a-distribuicao-de-energia>>. Acesso em: 05 mai. 2018.

ALMAKADMEH, K.; ALMA'AITAH W., Comparison of Crossover Types to Build Improved Queries Using Adaptive Genetic Algorithm. **2017 International Conference on New Trends in Computing Sciences (ICTCS)**, Amman, p. 1 – 5, 2017.

ALMEIDA, A. M. F. **Otimização multiobjetivo e lógica fuzzy aplicados ao planejamento integrado de bancos de capacitores e reguladores de tensão em redes de distribuição**. Tese de Doutorado – Campina Grande: Universidade Federal de Campina Grande, 2009.

ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica. **Matriz de Energia Elétrica**. Disponível em: <<http://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/capacidadebrasil/OperacaoCapacidadeBrasil.cfm>>. Acesso em: 1 mai. 2018.

_____. **Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST**. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/prodist>>. Acesso em: 1 mai. 2018.

_____. **Serviço Público de Transmissão de Energia Elétrica**. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/transmissao5>>. Acesso em: 1 mai. 2018.

BAE, Y. G. Analytical Method of Capacitor Allocation on Distribution Primary Feeders. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, v. 97, n. 4, p. 1232 – 1238, 1978.

BARAN, M. E.; WU, F. F. Optimal Capacitor Placement on Radial Distribution Systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 4, n. 1, p. 725 – 734, 1989.

_____. Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 4, n. 2, p. 1401 – 1407, 1989.

BEÊ, R. T. **Alocação de Bancos de Capacitores em Sistema de Distribuição de Energia Elétrica Utilizando Algoritmos Genéticos**. Dissertação de Mestrado – Curitiba: Universidade Federal do Paraná, 2007.

BITENCOURT, R. Aneel aprova edital de leilão de geração de energia marcado para abril. **Valor Econômico**, 2018. Disponível em: <<http://www.valor.com.br/empresas/5349847/aneel-aprova-edital-de-leilao-de-geracao-de-energia-marcado-para-abril>>. Acesso em: 04 jun. 2018.

BLUME, S. W. **Electric Power System Basics for the Nonelectrical Professional**. IEEE PRESS, 2007.

BOONE, G.; CHIANG, H.-D. Optimal capacitor placement in distribution systems by genetic

algorithm. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 15, n. 3, p. 155 – 161, 1993.

BRAZ, H. D. M. **O Método da Soma de Potências**. 2013.

CESPEDES, R. G. New method for the analysis of distribution networks. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 5, n. 1, p. 391-396, 1990.

CHIS, M.; SALAMA, M. M. A.; JAYARAM, S. Capacitor placement in distribution systems using heuristic search strategies. **IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution**, v. 144, n. 3, p. 225–230, 1997.

CIVANLAR, S. et al. Distribution feeder reconfiguration for loss reduction. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 3, n. 3, p. 1217-1223, 1988.

COOK, R. F. Analysis of capacitor application as affected by load cycle. **Transactions of the American Institute of Electrical Engineers. Part III: Power Apparatus and Systems**, v. 78, n. 3, p. 950–956, 1959.

_____. Optimizing the application of shunt capacitors for reactive-volt-ampere control and loss reduction. **Transactions of the American Institute of Electrical Engineers. Part III: Power Apparatus and Systems**, v. 80, n. 3, p. 430–441, 1961.

GALLEGO, R. A.; MONTICELLI, A. J.; ROMERO, R. Optimal capacitor placement in radial distribution networks. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 16, n. 4, p. 630–637, 2001.

GHOLAMI, R.; SHAHABI, M.; HAGHIFAM, M.-R. An efficient optimal capacitor allocation in DG embedded distribution networks with islanding operation capability of micro-grid using a new genetic based algorithm. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 71, p. 335–343, out. 2015.

GÖNEN, T. **Electric Power Distribution System Engineering**. 2 ed. Sacramento: CRC Press, 2013.

GRAINGER, J. J.; LEE, S. H. Optimum size and location of shunt capacitors for reduction of losses on distribution feeders. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, n. 3, p. 1105–1118, 1981.

GROSS, C. A. **Power System Analysis**. 2 ed. New York: John Wiley & Sons, 1986.

HAUPT, R. L.; HAUPT, S. E. **Practical Genetic Algorithms**. 2 ed. New Jersey: John Wiley & Sons, 2004.

ITAIPU. **Unidades Geradoras**. Disponível em: <<https://www.itaipu.gov.br/energia/unidades-geradoras>>. Acesso em: 01 mai. 2018.

KALAISELVI, K.; KUMAR, A. An empirical study on effect of variations in the population size and generations of genetic algorithms in cryptography. **2017 IEEE International Conference on Current Trends in Advanced Computing (ICCTAC)**, Bangalore, p. 1 – 5, 2017.

KOUMOUSIS, V. K.; KATSARAS, C. A Saw-Tooth Genetic Algorithm Combining the Effects of Variable Population Size and Reinitialization to Enhance Performance. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 10, n. 1, p. 19 – 28, 2006.

LEUNG, Y.; GAO, Y.; XU, Z. Degree of Population Diversity – A Perspective on Premature Convergence in Genetic Algorithms and its Markov Chain Analysis. **IEEE Transactions on Neural Networks**, v. 8, n. 5, p. 1165 – 1176, 1997.

MANTOVANI, J. R. S., CASARI, F. E ROMERO, R. A. Reconfiguração de Sistemas de Distribuição Radiais utilizando o critério da queda de tensão. **SBA Controle e Automação**, v. 11, n. 3, 2000.

MATHIAS, H. D.; RAGUSA, V. R. An Empirical Study of Crossover and Mass Extinction in a Genetic Algorithm for Pathfinding in a Continuous Environment. **2016 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)**, Vancouver, BC, p. 4111 – 4118, 2016.

MOHAMED, A. A.; KAMEL, S. ALY, M. M. A Simple Analytical Technique for Optimal Capacitor Placement in Radial Distribution Systems. **2017 Nineteenth International Middle East Power Systems Conference (MEPCON)**, Cairo, p. 928-933, 2017.

NEVES, M. S. **Modelagem de Carga em Sistemas de Energia Elétrica: Modelo Matemático e sua Validação com Testes de Campo**. Dissertação de Mestrado – Juiz de Fora: Universidade Federal de Juiz de Fora, 2008.

NG, H. N.; SALAMA, M. M. A.; CHIKHANI, A. Y. Classification of capacitor allocation techniques. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 15, n. 1, p. 387–392, 2000.

_____. Capacitor allocation by approximate reasoning: fuzzy capacitor placement. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 15, n. 1, p. 393–398, 2000.

ODA, T. et al. Genetic Algorithms for Node Placement in WMNs: Effect of Changes in Population Size and Number of Generations. **2012 Seventh International Conference on Broadband, Wireless Computing, Communication and Applications**, Victoria, BC, p. 356 – 361, 2012.

ONS – Operador Nacional do Sistema Elétrico. **Qualidade do Suprimento**. Disponível em: <<http://ons.org.br/pt/paginas/resultados-da-operacao/qualidade-do-suprimento>>. Acesso em: 05 mai. 2018.

PABLA, A, S. **Electric Power Distribution**. 6 ed. New Delhi: Tata McGraw Hill, 2012.

PAUCAR, B. C. **Sistema HVDC Baseado em Conversores Multinível Modulares**. Tese de Doutorado – Rio de Janeiro: Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2014.

RANI, R. R.; RAMYACHITRA, D. Application of genetic algorithm by influencing the crossover parameters for multiple sequence alignment. **2017 4th IEEE Uttar Pradesh Section International Conference on Electrical, Computer and Electronics (UPCON)**, Mathura, p. 33 – 38, 2017.

SHARMA, A.; SINHA, M. Investigation on Selection Schemes and Population Sizes for Genetic Algorithm in Unmanned Aerial Vehicle Path Planning. **2014 International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)**, New Delhi, p. 895 – 899, 2014.

STAGG, G. W.; EL-ABIAD, A. H. **Computer Methods in Power System Analysis**. 1. ed. Michigan University: McGraw Hill, 1968.

STOTT, B.; ALSAC, O. Fast decoupled load flow. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, PAS-93, n. 3, p. 859-869, 1974.

SUZUKI, H.; IWASA, Y. Crossover Accelerates Evolution in GAS with a Babel-like Fitness Landscape: Mathematical Analyses. **Evolutionary Computation**, v. 7, n. 3, p. 275 – 310, 1999.

TINNEY, W. F.; HART, C. E. Power flow solution by newton's method. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, PAS-86, n. 11, p. 1449-1460, 1967.

YIT, K. K. et al. Investigation on selection schemes and population sizes for genetic algorithm in unmanned aerial vehicle path planning. **2015 International Symposium on Technology Management and Emerging Technologies (ISTMET)**, Langkawai Island, p. 6 – 10, 2015.

ZALZALA, A. M. S.; FLEMING, P. J. **Genetic Algorithms in Engineering Systems**. 1 ed. London: The Institution of Electrical Engineers, 1997.

ZHANG, Y.; SAKAMOTO, M.; FURUTANI, H. Effects of Population Size and Mutation Rate on Results of Genetic Algorithm. **2008 Fourth International Conference on Natural Computation**, Jinan, p. 70 – 75, 2008.

ZHANG, Y. et al. The Experimental Analysis of the Efficiency of Genetic Algorithm Based on 3-satisfiability Problem. **2015 11th International Conference on Natural Computation (ICNC)**, Zhangjiajie, 2015, p. 245 – 249.

APÊNDICE A – DADOS DAS REDES UTILIZADAS

A.1 Rede de 13 Barras – Adaptada de Civanlar et. al (1988)

Os dados do sistema de 13 barras são mostrados na Tabela A.1. As três subestações, identificadas por 1, 2 e 3, apresentam tensão de 23 kV.

Tabela A.1 – Dados do sistema de 13 barras

ID	ORIGEM	PL (MW)	QL (Mvar)	R (Ω)	X(Ω)
1	-	-	-	-	-
2	-	-	-	-	-
3	-	-	-	-	-
4	1	2,0000	1,6000	0,3968	0,5290
5	4	3,0000	0,4000	0,4232	0,5819
6	4	2,0000	0,4000	0,4761	0,9522
7	6	1,5000	1,2000	0,2116	0,2116
8	2	4,0000	2,7000	0,5819	0,5819
9	8	5,0000	1,8000	0,4232	0,5819
10	8	1,0000	0,9000	0,5819	0,5819
11	9	0,6000	0,5000	0,5819	0,5819
12	9	4,5000	1,7000	0,4232	0,5819
13	3	1,0000	0,9000	0,5819	0,5819
14	13	1,0000	1,1000	0,4761	0,6348
15	13	1,0000	0,9000	0,4232	0,5819
16	15	2,1000	0,8000	0,2116	0,2116

A.2 Rede de 37 Barras – Adaptada de Baran e Wu (1989b)

Os dados do sistema de 37 barras são mostrados na Tabela A.2; a subestação, identificada por 0, apresenta tensão nominal de 12,66 kV.

Tabela A.2 - Dados do sistema de 37 barras.

ID	ORIGEM	PL (MW)	QL (Mvar)	R (Ω)	X (Ω)
0	-	-	-	-	-
1	0	0,1000	0,0600	0,0922	0,0470
2	1	0,0900	0,0400	0,4930	0,2511
3	2	0,1200	0,0800	0,3660	0,1864
4	3	0,0600	0,0300	0,3811	0,1941
5	4	0,0600	0,0200	0,8190	0,7070
6	5	0,2000	0,1000	0,1872	0,6188
7	6	0,2000	0,1000	0,7114	0,2351
8	7	0,0600	0,0200	1,0300	0,7400
9	8	0,0600	0,0200	1,0440	0,7400
10	9	0,0450	0,0300	0,1966	0,0650
11	10	0,0600	0,0350	0,3744	0,1238
12	11	0,0600	0,0350	1,4680	1,1550
13	12	0,1200	0,0800	0,5416	0,7129
14	13	0,0600	0,0100	0,5910	0,5260
15	14	0,0600	0,0200	0,7463	0,5450
16	15	0,0600	0,0200	1,2890	1,7210
17	16	0,0900	0,0400	0,7320	0,5740
18	1	0,0900	0,0400	0,1641	0,1565
19	18	0,0900	0,0400	1,5042	1,3554
20	19	0,0900	0,0400	0,4095	0,4784
21	20	0,0900	0,0400	0,7089	0,9373
22	2	0,0900	0,0500	0,4512	0,3083
23	22	0,4200	0,2000	0,8980	0,7091
24	23	0,4200	0,2000	0,8960	0,7011
25	5	0,0600	0,0250	0,2030	0,1034
26	25	0,0600	0,0250	0,2842	0,1447
27	26	0,0600	0,0200	1,0590	0,9337
28	27	0,1200	0,0700	0,8042	0,7006
29	28	0,2000	0,6000	0,5075	0,2585
30	29	0,1500	0,0700	0,9744	0,9630
31	30	0,2100	0,1000	0,3105	0,3619
32	31	0,0600	0,0400	0,3410	0,5302
33	7	0,0900	0,0400	2,0011	2,0011
34	8	0,0600	0,0100	2,0000	2,0000

ID	ORIGEM	PL (MW)	QL (Mvar)	R (Ω)	X (Ω)
35	11	0,0900	0,0400	2,0000	2,0000
36	17	0,0600	0,0400	0,5000	0,5000
37	24	0,1200	0,0700	0,5000	0,5000

A.3 Rede de 69 Barras – Baran e Wu (1989a)

Os dados do sistema de 69 barras são mostrados na Tabela A.3. A subestação, identificada por 0, apresenta tensão nominal de 12,66 kV.

Tabela A.3 - Dados do sistema de 69 barras.

ID	ORIGEM	PL (MW)	QL (Mvar)	R (Ω)	X (Ω)
1	0	0,00000	0,00000	0,0005	0,0012
2	1	0,00000	0,00000	0,0005	0,0012
91	2	0,00000	0,00000	0,0000	0,0000
3	91	0,00000	0,00000	0,0015	0,0036
4	3	0,00000	0,00000	0,0251	0,0294
5	4	0,00260	0,00220	0,3660	0,1864
6	5	0,04040	0,03000	0,3811	0,1941
7	6	0,07500	0,05400	0,0922	0,0470
8	7	0,03000	0,02200	0,0493	0,0251
9	8	0,02800	0,01900	0,8190	0,2707
10	9	0,14500	0,10400	0,1872	0,0619
11	10	0,14500	0,10400	0,7114	0,2351
12	11	0,00800	0,00550	1,0300	0,3400
13	12	0,00800	0,00550	1,0440	0,3450
14	13	0,00000	0,00000	1,0580	0,3496
15	14	0,04550	0,03000	0,1966	0,0650
16	15	0,06000	0,03500	0,3744	0,1238
17	16	0,06000	0,03500	0,0047	0,0016
18	17	0,00000	0,00000	0,3276	0,1083
19	18	0,00100	0,00060	0,2106	0,0696
20	19	0,11400	0,08100	0,3416	0,1129
21	20	0,00530	0,00350	0,0140	0,0046
22	21	0,00000	0,00000	0,1591	0,0526
23	22	0,02800	0,02000	0,3463	0,1145
24	23	0,00000	0,00000	0,7488	0,2475
25	24	0,01400	0,01000	0,3089	0,1021
26	25	0,01400	0,01000	0,1732	0,0572
27	2	0,02600	0,01860	0,0044	0,0108
28	27	0,02600	0,01860	0,0640	0,1565
29	28	0,00000	0,00000	0,3978	0,1315
30	29	0,00000	0,00000	0,0702	0,0232
31	30	0,00000	0,00000	0,3510	0,1160
32	31	0,01400	0,01000	0,8390	0,2816
33	32	0,01950	0,01400	1,7080	0,5646
34	33	0,00600	0,00400	1,4740	0,4873

ID	ORIGEM	PL (MW)	QL (Mvar)	R (Ω)	X (Ω)
92	91	0,02600	0,01855	0,0044	0,0108
93	92	0,02600	0,01855	0,0640	0,1565
65	93	0,00000	0,00000	0,1053	0,1230
66	65	0,02400	0,01700	0,0304	0,0355
67	66	0,02400	0,01700	0,0018	0,0021
68	67	0,00120	0,00100	0,7283	0,8509
69	68	0,00000	0,00000	0,3100	0,3623
70	69	0,00600	0,00430	0,0410	0,0478
88	70	0,00000	0,00000	0,0092	0,0116
89	88	0,03922	0,02630	0,1089	0,1373
90	89	0,03922	0,02630	0,0009	0,0012
35	3	0,00000	0,00000	0,0034	0,0084
36	35	0,07900	0,05640	0,0851	0,2083
37	36	0,38470	0,27450	0,2898	0,7091
38	37	0,38470	0,27450	0,0822	0,2011
40	7	0,04050	0,02830	0,0928	0,0473
41	40	0,00360	0,00270	0,3319	0,1114
42	8	0,00435	0,00350	0,1740	0,0886
43	42	0,02640	0,01900	0,2030	0,1034
44	43	0,02400	0,01720	0,2842	0,1447
45	44	0,00000	0,00000	0,2813	0,1433
46	45	0,00000	0,00000	1,5900	0,5337
47	46	0,00000	0,00000	0,7837	0,2630
48	47	0,10000	0,07200	0,3042	0,1006
49	48	0,00000	0,00000	0,3861	0,1172
50	49	1,24400	0,88800	0,5075	0,2585
51	50	0,03200	0,02300	0,0974	0,0496
52	51	0,00000	0,00000	0,1450	0,0738
53	52	0,22700	0,16200	0,7105	0,3619
54	53	0,05900	0,04200	1,0410	0,5302
55	10	0,01800	0,01300	0,2012	0,0611
56	55	0,01800	0,01300	0,0047	0,0014
57	11	0,02800	0,02000	0,7394	0,2444
58	57	0,02800	0,02000	0,0047	0,0016

A.4 Rede de 135 Barras – Adaptada de Mantovani (2000)

Os dados do sistema de 135 barras são mostrados na Tabela A.4. As subestações, identificados por 0 e 225, apresentam tensão nominal de 13,8 kV.

Tabela A.4 - Dados do sistema de 135 barras.

ID	ORIGEM	PL (MW)	QL (Mvar)	R (Ω)	X (Ω)
0	-	-	-	-	-
225	-	-	-	-	-
1	0	0,0000	0,0000	0,33205	0,76653
2	1	0,0500	0,0200	0,00188	0,00433
3	2	0,0400	0,0200	0,22324	0,51535
4	3	0,0900	0,0300	0,09943	0,22953
5	4	0,3100	0,1200	0,15571	0,35945
6	5	0,1500	0,0600	0,16321	0,37677
7	6	0,2400	0,0900	0,11444	0,26417
9	6	0,0600	0,0200	0,05675	0,05666
10	9	0,1200	0,0500	0,52124	0,27418
12	9	0,1400	0,0600	0,10877	0,10860
13	12	0,1200	0,0500	0,39803	0,20937
15	12	0,2500	0,1000	0,91744	0,31469
17	12	0,2900	0,1200	0,11823	0,11805
18	17	0,3000	0,1200	0,50228	0,26421
20	17	0,2200	0,0900	0,05675	0,05666
21	20	0,2000	0,0800	0,29379	0,15454
24	0	0,0000	0,0000	0,33205	0,76653
25	24	0,0000	0,0000	0,00188	0,00433
26	25	0,0000	0,0000	0,22324	0,51535
27	26	0,0300	0,0100	0,10881	0,25118
28	27	0,2300	0,1100	0,71078	0,37388
29	27	0,0600	0,0300	0,18197	0,42008
30	29	0,2300	0,1100	0,30326	0,15952
32	29	0,1200	0,0600	0,02439	0,05630
33	32	0,0000	0,0000	0,04502	0,10394
34	33	0,0600	0,0300	0,01876	0,04331
35	34	0,3600	0,1800	0,11823	0,11805
36	35	0,0000	0,0000	0,02365	0,02361
37	36	0,1200	0,0600	0,18954	0,09970
38	37	0,0600	0,0300	0,39803	0,20937
39	36	0,0000	0,0000	0,05675	0,05666
40	39	0,0900	0,0400	0,09477	0,04985
41	40	0,0000	0,0000	0,41699	0,21934

ID	ORIGEM	PL (MW)	QL (Mvar)	R (Ω)	X (Ω)
42	41	0,4000	0,1900	0,11372	0,05982
43	39	0,0000	0,0000	0,07566	0,07555
44	43	0,1800	0,0900	0,36960	0,19442
45	44	0,2400	0,1200	0,26536	0,13958
46	43	0,0800	0,0400	0,05675	0,05666
48	0	0,0000	0,0000	0,33205	0,76653
49	48	0,0000	0,0000	0,11819	0,27283
50	49	0,0100	0,0000	2,96288	1,01628
51	49	0,0000	0,0000	0,00188	0,00433
52	51	0,1200	0,0500	0,06941	0,16024
53	52	0,0600	0,0300	0,81502	0,42872
54	52	0,1700	0,0700	0,06378	0,14724
55	54	0,4600	0,1900	0,13132	0,30315
56	55	0,2600	0,1100	0,06191	0,14291
57	56	0,2400	0,1000	0,11444	0,26417
58	57	0,0000	0,0000	0,28374	0,28331
59	58	0,1100	0,0500	0,28374	0,28331
61	57	0,0000	0,0000	0,04502	0,10394
62	61	0,0700	0,0300	0,02626	0,06063
63	62	0,2600	0,1100	0,06003	0,13858
64	63	0,0700	0,0300	0,03002	0,06929
65	64	0,0200	0,0100	0,02064	0,04764
67	62	0,0000	0,0000	0,10881	0,25118
68	67	0,0200	0,0100	0,25588	0,13460
69	68	0,1500	0,0600	0,41699	0,21934
70	69	0,2200	0,0900	0,50228	0,26421
71	70	0,0900	0,0400	0,33170	0,17448
72	71	0,0000	0,0000	0,20849	0,10967
73	56	0,2300	0,1000	0,13882	0,32047
75	225	0,0000	0,0000	0,00750	0,01732
76	75	0,2900	0,1200	0,27014	0,62362
77	76	0,0800	0,0300	0,38270	0,88346
78	77	0,0800	0,0300	0,33018	0,76220
80	78	0,1000	0,0400	0,32830	0,75787
81	80	0,1800	0,0700	0,17072	0,39409
82	81	0,0800	0,0300	0,55914	0,29412
83	81	0,2200	0,0900	0,05816	0,13425
84	83	0,0200	0,0100	0,70130	0,36890
85	84	0,0100	0,0000	1,02352	0,53839
86	83	0,0700	0,0300	0,06754	0,15591
87	86	0,4100	0,1600	1,32352	0,45397

ID	ORIGEM	PL (MW)	QL (Mvar)	R (Ω)	X (Ω)
121	225	0,0000	0,0000	0,01126	0,02598
122	121	0,1000	0,0400	0,72976	1,68464
123	122	0,1400	0,0600	0,22512	0,51968
124	123	0,1000	0,0400	0,20824	0,48071
125	124	0,3000	0,1300	0,04690	0,10827
127	125	0,1400	0,0600	0,61950	0,61857
128	127	0,2800	0,1200	0,34049	0,33998
129	128	0,0900	0,0400	0,56862	0,29911
130	128	0,2400	0,1000	0,10877	0,10860
131	130	0,2500	0,1100	0,56862	0,29911
133	225	0,0000	0,0000	0,01126	0,02598
134	133	0,0900	0,0400	0,41835	0,96575
135	134	1,1400	0,4800	0,10499	0,13641
136	134	0,4600	0,1900	0,43898	1,01338
137	136	0,3900	0,1600	0,07520	0,02579
138	137	0,0000	0,0000	0,07692	0,17756
139	138	0,0800	0,0300	0,33205	0,76653
141	139	0,0900	0,0400	0,08442	0,19488
142	141	0,0000	0,0000	0,13320	0,30748
143	142	0,0700	0,0300	0,29320	0,29276
144	143	0,2300	0,1000	0,21753	0,21721
145	144	0,1400	0,0600	0,26482	0,26443
146	142	0,0000	0,0000	0,10318	0,23819
147	146	0,0800	0,0300	0,13507	0,31181
148	225	0,0000	0,0000	0,00938	0,02165
149	148	0,0500	0,0200	0,16884	0,38976
150	149	0,0600	0,0300	0,11819	0,27283
152	150	0,0100	0,0000	2,28608	0,78414
153	150	0,0000	0,0000	0,45587	1,05236
154	153	0,0200	0,0100	0,69600	1,60669
155	154	1,5100	0,6400	0,45774	1,05669
156	155	0,3100	0,1300	0,20298	0,26373
157	156	0,0800	0,0300	0,21348	0,27737
158	157	0,0500	0,0200	0,54967	0,28914
159	158	0,0000	0,0000	0,54019	0,28415
160	157	0,2000	0,0900	0,04550	0,05911
162	160	0,0600	0,0300	0,47385	0,24926
163	162	0,0500	0,0200	0,86241	0,45364
164	163	0,0000	0,0000	0,56862	0,29911
200	158	0,1600	0,0700	0,77711	0,40878
201	200	0,0000	0,0000	1,08038	0,56830

ID	ORIGEM	PL (MW)	QL (Mvar)	R (Ω)	X (Ω)
202	159	0,2500	0,1100	1,09933	0,57827
203	202	0,0000	0,0000	0,47385	0,24926
204	154	0,0700	0,0300	0,32267	0,74488
205	204	0,0300	0,0100	0,14633	0,33779
206	205	0,0600	0,0300	0,12382	0,28583
207	225	0,0000	0,0000	0,01126	0,02598
208	207	0,0900	0,0500	0,64910	1,49842
209	208	0,0500	0,0200	0,04502	0,10394
210	209	0,1200	0,0600	0,52640	0,18056
211	209	0,0800	0,0400	0,02064	0,04764
212	211	0,1500	0,0700	0,53071	0,27917
214	211	0,0200	0,0100	0,09755	0,22520
215	214	0,0700	0,0400	0,11819	0,27283
217	214	0,2300	0,1100	0,13882	0,32047
218	217	0,0400	0,0200	0,04315	0,09961
219	218	0,2500	0,1200	0,09192	0,21220
220	219	0,3200	0,1500	0,16134	0,37244
221	220	0,3300	0,1600	0,37832	0,37775
222	221	0,2500	0,1200	0,39724	0,39664
223	222	0,0000	0,0000	0,29320	0,29276