

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE ENERGIAS ALTERNATIVAS E RENOVÁVEIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Dissertação de Mestrado

Alocação Integrada de Bancos de Capacitores
e Reguladores de Tensão em Redes de
Distribuição Primária Utilizando
Algoritmos Genéticos



Elisa Marques Pereira da Costa

João Pessoa-PB, Brasil
Julho – 2017

ELISA MARQUES PEREIRA DA COSTA

**ALOCÇÃO INTEGRADA DE BANCOS DE CAPACITORES E REGULADORES
DE TENSÃO EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO PRIMÁRIA UTILIZANDO
ALGORITMOS GENÉTICOS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica - PPGEE, da Universidade Federal da Paraíba - UFPB, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Yuri Percy Molina Rodriguez
Coorientador: Helon David de Macêdo Braz

JOÃO PESSOA

2017

C838a Costa, Elisa Marques Pereira da.
Alocação integrada de bancos de capacitores e reguladores de
tensão em redes de distribuição primária utilizando algoritmos
genéticos / Elisa Marques Pereira da Costa. - João Pessoa, 2017.
129 f. : il.

Orientador: Yuri Percy Molina Rodriguez.
Coorientador: Helon David de Macêdo Braz.
Dissertação (Mestrado) - UFPB/PPGEE

1. Engenharia elétrica. 2. Energia elétrica - Distribuição.
3. Algoritmos genéticos. I. Título.

UFPB/BC

CDU - 621.3(043)

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA – UFPB
CENTRO DE ENERGIAS ALTERNATIVAS E RENOVÁVEIS – CEAR
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA - PPGEE

A Comissão Examinadora, abaixo assinada, aprova a Dissertação

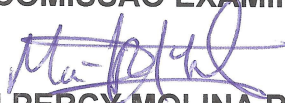
**ALOCÇÃO INTEGRADA DE BANCOS DE CAPACITORES E REGULADORES
DE TENSÃO EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO PRIMÁRIA UTILIZANDO
ALGORITMOS GENÉTICOS**

Elaborado por

ELISA MARQUES PEREIRA DA COSTA

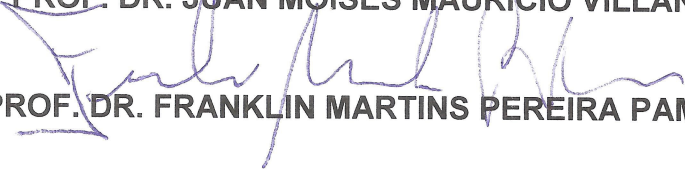
como requisito para obtenção do grau de
Mestre em Engenharia Elétrica.

COMISSÃO EXAMINADORA


PROF. DR. YURI PERCY MOLINA RODRIGUEZ (Presidente)


PROF. DR. HELON DAVID DE MACEDO BRAZ


PROF. DR. JUAN MOISES MAURICIO VILLANUEVA


PROF. DR. FRANKLIN MARTINS PEREIRA PAMPLONA

João Pessoa/PB, 28 de julho de 2017.

Aos meus pais, Augusto e Ângela,
e à memória da minha avó, Antônia,
Dedico.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente à minha família, em especial aos meus pais, os grandes responsáveis pela minha formação, pelo incentivo e apoio incondicional ao longo de toda a minha caminhada.

Ao professor Helon Braz, pelo incentivo e orientação desde a minha graduação, e pelos inúmeros ensinamentos, que contribuíram imensamente para a minha formação profissional e para a realização deste trabalho.

Ao professor Yuri Molina, pelos conselhos, apoio e orientação ao longo desta jornada.

Aos professores Juan Villanueva e Franklin Pamplona, pela composição da banca examinadora e pelas valiosas contribuições nesta fase final.

Ao professor Alexandre Castro, pela participação na banca examinadora durante a fase de qualificação e pelos conselhos que colaboraram com a melhoria deste trabalho.

Ao meu namorado Paulo, amigo e companheiro de longa data, pela compreensão e palavras de incentivo nas horas mais difíceis.

Aos amigos Rosiane Agapito, Rafael Ângelo, Lucas de Moraes e Italo Cavalcanti, pela amizade sincera.

Aos colegas de pós-graduação, pelo conhecimento compartilhado e pelos debates construtivos neste período de aprendizado.

Aos professores do curso de graduação em engenharia elétrica e do PPGE, pela contribuição na minha formação acadêmica.

Aos funcionários do CEAR, em especial àqueles do PPGE, pelo serviço prestado.

À CAPES, pela concessão da bolsa de mestrado.

E a todos os demais, que de algum modo contribuíram para a realização deste trabalho, digo sinceramente,

Muito obrigada.

RESUMO

ALOCAÇÃO INTEGRADA DE BANCOS DE CAPACITORES E REGULADORES DE TENSÃO EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO PRIMÁRIA UTILIZANDO ALGORITMOS GENÉTICOS

Esta dissertação trata do controle integrado de tensão e potência reativa (volt/var) em sistemas de distribuição primária a partir da alocação ótima de bancos de capacitores e reguladores de tensão. Uma vez que o planejamento volt/var se caracteriza como um problema multiobjetivo, adota-se uma estratégia de otimização que utiliza dois algoritmos genéticos de forma encadeada: o primeiro estabelece a localização, o dimensionamento e o tipo (fixo ou chaveado) dos bancos de capacitores que devem ser instalados na rede de modo a garantir redução de perdas, enquanto o segundo define a localização e os *taps* de operação dos reguladores de tensão visando a minimização dos desvios de tensão nas barras do alimentador. A formulação matemática da função objetivo de cada algoritmo genético se baseia na minimização de custos. A metodologia proposta é validada a partir de um sistema teste composto por 10 barras e os resultados para um alimentador real de distribuição radial de 63 barras também são apresentados, garantindo redução significativa de perdas e melhoria do perfil de tensão nas barras do sistema. De forma adicional, um algoritmo genético multiobjetivo proposto na literatura (SPEA2) é implementado de modo a comparar-se o desempenho das duas metodologias na solução do problema volt/var.

Palavras-chave: Controle integrado de tensão e potência reativa, bancos de capacitores, reguladores de tensão, sistemas de distribuição de energia, algoritmos genéticos.

ABSTRACT

SIMULTANEOUS ALLOCATION OF CAPACITOR BANKS AND VOLTAGE REGULATORS IN PRIMARY DISTRIBUTION NETWORKS USING GENETIC ALGORITHMS

This dissertation deals with the simultaneous voltage and reactive power (volt/var) control in electrical distribution feeders by the application of capacitor banks and voltage regulators. Since the volt/var planning is characterized as a multiobjective problem, the optimization strategy is based on the use of two genetic algorithms in a chained way: the first one provides capacitor placement, size and type (fixed or switched) in order to achieve power losses reduction, whereas the second defines placement and the operating taps of voltage regulators in order to reduce the voltage deviation in the bars, improving the network's voltage profile. The fitness function's formulation of each genetic algorithm takes into account costs minimization. The proposed methodology is evaluated for a 10-bus system from literature and the results from a 63-bus radial distribution network are also presented, which allow losses reduction and improvement of the voltage profiles. Moreover, a multiobjective genetic algorithm (SPEA2) is implemented in order to compare the performance of the methodologies in the volt/var problem's solution.

Keywords: Simultaneous voltage and reactive power control, capacitor banks, voltage regulators, distribution systems, genetic algorithms.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 3.1 - Espaço de decisões e espaço objetivo	33
Figura 3.2 - Fronteira de Pareto e dominância	34
Figura 3.3 - Tensões padronizadas.....	36
Figura 3.4 - Regulador de tensão monofásico com 32 degraus do tipo B	39
Figura 3.5 - Operação do reator de comutação.....	39
Figura 3.6 - Curva de carga diária.....	42
Figura 3.7 - Curvas de duração e de duração segmentada.....	43
Figura 4.1 - Cruzamento em um único ponto	50
Figura 4.2 - Cruzamento em dois pontos	51
Figura 4.3 - Cruzamento uniforme	51
Figura 4.4 - Cruzamento intermediário.....	52
Figura 4.5 - Cruzamento aritmético.....	53
Figura 4.6 - Mutação para cromossomo inteiro	53
Figura 4.7 - Mutação para cromossomo binário.....	54
Figura 4.8 - Fluxograma de um algoritmo genético básico.....	55
Figura 4.9 - Atuação do algoritmo de corte do SPEA2.....	59
Figura 5.1 - Fluxograma do sistema Duplex volt/var	64
Figura 5.2 - Custo de aquisição para BCs fixos	69
Figura 5.3 - Custo de aquisição para BCs chaveados.....	69
Figura 5.4 - Estrutura de cromossomo codificado para BCs	71
Figura 5.5 - Curvas de interpolação	77
Figura 5.6 - Estrutura de cromossomo codificado para RTs.....	78
Figura 5.7 - Formulário de alocação dos equipamentos.....	84
Figura 5.8 - Formulários de seleção dos parâmetros de otimização	85
Figura 5.9 - Fluxograma geral de alocação do sistema Duplex.....	86
Figura 5.10 - Fluxograma geral de alocação no SPEA2.....	87
Figura 6.1 - Sistema de 10 barras.....	89
Figura 6.2 - Perfil de tensão do alimentador – sistema de 10 barras.....	92
Figura 6.3 - Sistema de 63 barras.....	93
Figura 6.4 - Soluções encontradas a partir do SPEA2 – sistema de 63 barras	99
Figura 6.5 - Fronteira de Pareto aproximada – sistema de 63 barras.....	100
Figura 6.6 - Comparação das soluções no espaço objetivo – sistema de 63 barras	102
Figura 6.7 - Soluções SPEA2 e AG Duplex – sistema de 63 barras.....	102
Figura 6.8 - Perfil de tensão das barras do alimentador – sistema de 63 barras	104
Figura 6.9 - Redução de perdas no alimentador	105
Figura A.1 - Alimentador radial com duas barras	116
Figura B.1 - Formulário desenvolvido	120
Figura B.2 - População	121
Figura B.3 - Classe <i>dejong1.cs</i> desenvolvida	121
Figura B.4 - Resultados para função de <i>De Jong 1</i>	122

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 - Valores adequados, precários e críticos de tensão (pu).....	36
Tabela 4.1 - Terminologia dos AGs.....	54
Tabela 5.1 - Custos relativos aos BCs fixos e chaveados.....	68
Tabela 5.2 - Decodificação do cromossomo para BCs.....	71
Tabela 5.3 - Reguladores de tensão a 60 Hz e 13,8 kV.....	73
Tabela 5.4 - Preço dos bancos DF de RTs de acordo com a classe da potência.....	74
Tabela 5.5 - Pontos de interpolação	76
Tabela 5.7 - Decodificação de cromossomo para RTs.....	79
Tabela 5.8 - Possibilidades de configuração dos <i>taps</i> incrementais.....	80
Tabela 6.1 - Parâmetros de simulação do AG Duplex.....	90
Tabela 6.2 - Perdas e violação de tensão - sistema de 10 barras.....	90
Tabela 6.3 - Alocação de BCs a partir do AG Duplex – sistema de 10 barras.....	90
Tabela 6.4 - Alocação de RTs a partir do AG Duplex – sistema de 10 barras.....	91
Tabela 6.5 - Perdas e violação de tensão - sistema de 63 barras.....	94
Tabela 6.6 - Parâmetros de simulação dos AGs com alocação exclusiva.....	94
Tabela 6.7 - Parâmetros de simulação do sistema Duplex	94
Tabela 6.8 - Parâmetros de simulação do SPEA2	95
Tabela 6.9 - Solução encontrada para alocação exclusiva de BCs – sistema de 63 barras .	95
Tabela 6.10 - Solução encontrada para alocação exclusiva de RTs – sistema de 63 barras	96
Tabela 6.11 - Resultados para alocação do AG Duplex – sistema de 63 barras.....	97
Tabela 6.12 - Solução de BCs via AG Duplex – sistema de 63 barras.....	98
Tabela 6.13 - Solução de RTs via AG Duplex – sistema de 63 barras	98
Tabela 6.14 - Solução de BCs escolhida (SPEA2) – sistema de 63 barras.....	100
Tabela 6.15 - Solução de RTs escolhida (SPEA2) – sistema de 63 barras	101
Tabela D.1 - Valores medidos na saída da subestação do sistema de 10 barras	127
Tabela D.2 - Dados do sistema de 10 barras.....	127
Tabela D.3 - Valores medidos na saída da subestação do sistema de 63 barras	127
Tabela D.4 - Dados do sistema de 63 barras.....	128

LISTA DE ABREVIATURAS

ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
AG	Algoritmo Genético
BC	Banco de Capacitor
BT	Baixa Tensão
DA	Delta Aberto
DF	Delta Fechado
GD	Geração Distribuída
MOGA	<i>Multiple Objective Genetic Algorithm</i>
MSC	Método da Soma de Correntes
MSP	Método da Soma de Potência
MT	Média Tensão
NSGA	<i>Non-dominated Sorting Genetic Algorithm</i>
NSGA II	<i>Elitist Non-dominated Sorting Genetic Algorithm</i>
OLTC	<i>On Load Tap Changer</i>
PRODIST	Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i>
QEE	Qualidade de Energia Elétrica
RT	Regulador de Tensão
SE	Subestação de Energia
SEP	Sistema Elétrico de Potência
SPEA	<i>Strength Pareto Evolutionary Algorithm</i>
SPEA2	<i>Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2</i>
VEGA	<i>Vector Evaluated Genetic Algorithm</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

α	Fator de ponderação utilizado no cruzamento aritmético
a, b, c, d	Coeficientes de um polinômio de terceiro grau, tal que: $y = ax^3 + bx^2 + cx + d$
<i>Barra</i>	Barra de instalação de um BC
cr_{inf}	Custo de regulação para tensões abaixo da referência (R\$)
cr_{sup}	Custo de regulação para tensões acima da referência (R\$)
d_i	Densidade de cada solução $i \in Q$
Δ	Defasagem angular de tensão (graus)
E_{BC}	Espaço de busca do problema de alocação de BCs
E_{RT}	Espaço de busca do problema de alocação de RTs
F_i	<i>Fitness</i> de cada solução $i \in Q$
f_{BC}	Função objetivo do AG de capacitores
<i>filho</i>	Cromossomo resultante da etapa de cruzamento
f_{RT}	Função objetivo do AG de reguladores de tensão
f_1	Custo das perdas de energia ativa (R\$)
f_2	Custo das perdas de potência de pico (R\$)
f_3	Custo de aquisição dos BCs fixos e chaveados (R\$)
f_4	Custo de aquisição dos RTs instalados na rede (R\$)
f_5	Custo de regulação de tensão do sistema (R\$)
$Horas_i$	Duração do patamar de carga i em horas
K_{BC}^i	Custo de aquisição de um BC fixo ($i = 1$) ou chaveado ($i = 2$) (R\$/ano)
K_{co}^i	Custo inerente à construção de um BC fixo ($i = 1$) ou chaveado ($i = 2$) (R\$/ano)
K_e	Tarifa de energia (R\$/MWh)
K_{kvar}^i	Custo referente à unidade de potência de um BC fixo ($i = 1$) ou chaveado ($i = 2$) (R\$/ano)
K_p	Custo médio anual das perdas de potência de pico (R\$/MW/ano)
K_{RT}	Custo de aquisição de um banco trifásico de RTs (R\$)
L_k^n	Polinômios de interpolação de Lagrange de ordem $\leq n$, tal que: $0 < k < n$
N	Tamanho da população normal
$\bar{N}$	Tamanho da população externa
n'	Representa uma posição no conjunto de barras candidatas
$nBarras_{BC}$	Número máximo de barras no sistema com BCs instalados
n_{kvar}^i	Quantidade de unidades de potência que compõem um BC fixo ($i = 1$) ou

	chaveado ($i = 2$)
n_{PAT}	Quantidade de patamares da curva de carga segmentada
Ω_{BC_fixo}	Conjunto de barras com BCs fixos instalados
Ω_{BC_chav}	Conjunto de barras com BCs chaveados instalados
Ω_C	Conjunto de barras candidatas para instalação dos equipamentos
Ω_{inf}	Conjunto de barras por patamar com tensão abaixo da referência de 1 pu
Ω_{sup}	Conjunto de barras por patamar com tensão acima da referência de 1 pu
pa_i	Cromossomo selecionado para a etapa de cruzamento
Pe_i	Perdas de potência ativa no patamar de carga i (MW)
$Pe_{energia}$	Perdas de energia ativa ao longo de um ano (MWh)
Pe_{pico}	Perdas de potência referentes ao patamar de maior carregamento (MW)
p_i	Patamar de carga i
P_t	População normal
$\bar{P}_t$	População externa ou arquivo
Q	População, onde $Q = P_t \cup \bar{P}_t$
r_i	<i>Raw fitness</i>
S	Fluxo total de potência em cada trecho, onde $S = P + jQ$ (MVA)
S_Δ	Possibilidades de configuração para $taps_m$ incrementais
S_L	Potência demandada em cada barra, onde $S_L = P_L + jQ_L$ (MVA)
$s(i)$	<i>Strength fitness</i>
S_{total}	Quantidade de combinações possíveis de $taps$
σ_i^k	Distância da solução i ao seu k -vizinho mais próximo
tap	Degrau de operação do RT de 32 degraus [-16, +16]
tap_m	Tap modificado do RT de 32 degraus [0,32], onde $tap = tap_m - 16$
V_b	Módulo da tensão na barra b de um alimentador (pu)
V_{ent}	Módulo da tensão de entrada de um banco trifásico de RTs (pu)
V_{ref}	Tensão de referência do alimentador (pu)
V_{saida}	Módulo da tensão de saída de um banco trifásico de RTs (pu)
$\vec{x}$	Vetor decisão, onde $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$
$\vec{X}$	Espaço de decisões, onde $\vec{x} \in \vec{X}$
$\vec{z}$	Vetor objetivo, onde $\vec{z} = (z_1, z_2, \dots, z_n)$
$\vec{Z}$	Espaço objetivo, onde $\vec{z} \in \vec{Z}$

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	DELIMITAÇÃO E MODELOS ADOTADOS	17
1.2	JUSTIFICATIVA E PROPOSTA	18
1.3	OBJETIVOS	19
1.4	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	20
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	23
2.1	ALOCÇÃO DE BANCOS DE CAPACITORES	23
2.2	ALOCÇÃO DE REGULADORES DE TENSÃO	27
2.3	CONTROLE INTEGRADO DE TENSÃO E POTÊNCIA REATIVA (VOLT/VAR).....	28
2.3.1	Controle volt/var para Operação	28
2.3.2	Controle volt/var para Planejamento	28
2.4	CONSIDERAÇÕES FINAIS	30
3	O CONTROLE VOLT/VAR: FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	32
3.1	OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO	32
3.2	APLICAÇÃO DE CAPACITORES EM DERIVAÇÃO PARA REDUÇÃO DE PERDAS	34
3.3	APLICAÇÃO DE REGULADORES DE TENSÃO PARA MELHORIA DO PERFIL DE TENSÃO	35
3.3.1	Reguladores de Tensão.....	37
3.4	FLUXO DE CARGA EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO REAIS	41
4	ALGORITMOS GENÉTICOS	46
4.1	ALGORITMOS GENÉTICOS CONVENCIONAIS.....	46
4.1.1	Características Gerais	47
4.1.2	Representação das Soluções e Operadores Genéticos	48
4.1.3	Terminologia e Fluxograma	54
4.2	ALGORITMOS GENÉTICOS MULTIOBJETIVO	55
4.2.1	SPEA2 (<i>Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2</i>).....	56
4.3	FERRAMENTA DE IMPLEMENTAÇÃO	60
5	FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO	63
5.1	SISTEMA DUPLEX	64
5.2	ALOCÇÃO DE CAPACITORES	65
5.2.1	Função de Aptidão.....	65
5.2.2	Codificação dos Indivíduos e Espaço de Busca.....	70
5.3	ALOCÇÃO DE REGULADORES DE TENSÃO	72
5.3.1	Função de Aptidão.....	72

5.3.2	Codificação dos Indivíduos e Espaço de Busca.....	77
5.4	BALANCEAMENTO AUTOMÁTICO DOS AGS.....	81
5.5	MEMÓRIA GENÉTICA.....	82
5.6	SISTEMA SPEA2.....	82
5.7	AMBIENTE DE OTIMIZAÇÃO.....	82
6	ESTUDOS DE CASO E RESULTADOS.....	89
6.1	SISTEMA DE 10 BARRAS: APLICAÇÃO DO AG DUPLEX	89
6.2	SISTEMA DE 63 BARRAS	93
6.2.1	Parâmetros de Simulação dos Algoritmos	94
6.2.2	Alocação Exclusiva de BCs	95
6.2.3	Alocação Exclusiva de RTs.....	96
6.2.4	Alocação Simultânea – Sistema Duplex.....	96
6.2.5	Alocação Simultânea – AG Multiobjetivo SPEA2	98
6.2.6	Comparação dos Resultados	101
7	CONCLUSÕES	107
	REFERÊNCIAS	109
	APÊNDICE A - MÉTODO DA SOMA DE POTÊNCIA	116
	APÊNDICE B - VALIDAÇÃO DE UM AG A PARTIR DO MICROSOFT VISUAL STUDIO	119
	APÊNDICE C - INTERPOLAÇÃO POLINOMIAL DE LAGRANGE	124
	APÊNDICE D - DADOS DOS SISTEMAS	127

1 INTRODUÇÃO

1 INTRODUÇÃO

Este capítulo tem o intuito de apresentar o problema do controle integrado de tensão e potência reativa em redes primárias de distribuição, além de apontar os objetivos e a organização desta dissertação. De modo complementar, expõe sua delimitação no Sistema Elétrico de Potência (SEP) e determina os modelos elétricos adotados neste trabalho.

1.1 DELIMITAÇÃO E MODELOS ADOTADOS

O SEP pode ser definido como um conjunto complexo responsável pelas etapas de geração, transmissão e distribuição de energia. Sua função principal é fornecer energia elétrica aos consumidores de acordo com critérios de qualidade, garantindo também continuidade de fornecimento. O sistema opera de maneira interligada: na geração, diferentes formas de energia são convertidas em energia elétrica, que é entregue à rede de transmissão por intermédio das Subestações (SEs) elevadoras. Na transmissão, a energia é transportada em alta tensão por longas distâncias até os centros de consumo. A energia é entregue aos usuários finais através do sistema de distribuição, que se classifica de acordo com a tensão de operação (SOUZA, 1997):

- Subtransmissão: As linhas de subtransmissão alimentam as SEs de distribuição, sendo um estágio intermediário entre a transmissão e a distribuição propriamente dita. Apresenta tensões na faixa de 69 kV a 138 kV;
- Distribuição Primária: A rede de distribuição primária compreende os circuitos de Média Tensão (MT) que partem das SEs de distribuição com destino aos consumidores finais. Os circuitos originados em uma subestação de distribuição recebem a denominação de alimentadores primários. Geralmente apresentam nível de tensão entre 13,8 kV e 34,5 kV. Na Paraíba, sua tensão usual é de 13,8 kV. Transformadores trifásicos reduzem a média tensão de 13,8 kV para a tensão de utilização de pequenos consumidores;
- Distribuição Secundária: Compreendem as redes localizadas entre o lado de baixa tensão dos transformadores abaixadores da rede primária e os

consumidores de Baixa Tensão (BT). Estão na faixa de 110 ou 220 V de tensão fase-terra.

No que tange os sistemas elétricos de potência, este trabalho volta suas análises ao sistema de distribuição primária. As cargas alimentadas em BT são consideradas concentradas nos transformadores MT/BT, sendo modeladas como cargas do tipo potência constante no formato $S_L = P_L + jQ_L$. Assume-se que o alimentador primário opera com topologia radial, com trechos representados apenas por sua impedância, visto ser desprezível a admitância em derivação. Além disso, se supõe que o sistema possui curva de carga diária com n patamares e que a tensão da subestação é controlada pelo sistema, podendo ser modelada por uma fonte ideal de tensão.

1.2 JUSTIFICATIVA E PROPOSTA

O aumento da demanda por energia e o consequente crescimento dos sistemas de potência têm modificado a forma com que se planeja e opera a rede elétrica. De modo complementar, a exigência constante por parte dos órgãos reguladores por um serviço adequado tem incentivado as concessionárias de energia a investir na utilização de equipamentos e técnicas que possibilitem melhorias nos seus serviços e indicadores de qualidade.

Um parâmetro importante no contexto da Qualidade de Energia Elétrica (QEE) diz respeito à conformidade de tensão fornecida aos consumidores em regime permanente, havendo possibilidade de multa para a concessionária que atuar com níveis insatisfatórios de tensão (PRODIST, 2016). Também é comum a preocupação com o balanço de potência reativa no sistema, que se relaciona com as perdas técnicas de energia, responsáveis por gastos significativos das empresas de distribuição.

De modo a assegurar que os níveis de tensão se mantenham dentro da faixa permitida e mais próximos da referência, e que as perdas do sistema sejam reduzidas, torna-se iminente a utilização de dispositivos que viabilizam o controle efetivo da tensão e da potência reativa do sistema. É comum o uso de Bancos de Capacitores (BCs), que suprem parte da potência reativa demandada pelas cargas, sendo mais eficientes na correção do fator de potência e redução de perdas; e também de

Reguladores de Tensão (RTs), autotransformadores que alteram o nível de tensão nas barras através de mudanças de *tap*. A instalação conjunta desses dispositivos permite o controle integrado de tensão e de potência reativa na rede, também chamado de controle volt/var.

De modo geral, o estudo que envolve a otimização de sistemas de potência pode ser dividido em dois subproblemas: planejamento e operação. No contexto do planejamento volt/var, busca-se determinar o local de instalação, a quantidade, o dimensionamento e o ajuste ótimos dos equipamentos de modo a balancear os custos de investimento (MICHEL, 2015; PEREIRA, 2015). No subproblema de operação, trata-se da coordenação e atuação destes dispositivos na rede após sua instalação (PEREIRA, 2015; SZUVOVIVSKI, 2008).

O planejamento volt/var configura-se como um problema de otimização combinatória de grande complexidade que assume características multiobjetivo à medida que busca o compromisso entre metas distintas e com características muitas vezes conflitantes. AGs multiobjetivo propostos na literatura são capazes de resolver problemas dessa natureza de maneira eficiente, mas costumam apresentar alto tempo de processamento. Uma alternativa de implementação mais simples investe na utilização de AGs convencionais de forma combinada. Neste procedimento, cada algoritmo se volta à solução de um único problema, mas ambos se influenciam mutuamente, facilitando o processo de busca conjunta.

De modo a garantir a manutenção dos níveis de tensão dentro dos limites adequados, e também no contexto da redução de perdas, este trabalho se volta a resolver o planejamento volt/var com instalação de BCs e RTs na rede a partir de AGs combinados, comparando o seu desempenho com a solução do problema via AG multiobjetivo SPEA2 (do inglês, *Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2*).

1.3 OBJETIVOS

O objetivo geral desta dissertação consiste em solucionar, a nível de planejamento, o problema do controle integrado de tensão e potência reativa (volt/var) em sistemas de distribuição primária a partir da instalação de BCs (fixos e chaveados) e de RTs na rede, visando melhoria de índices de qualidade, minimização de perdas e redução de custos para as concessionárias de energia.

Como método de otimização, utilizam-se AGs convencionais encadeados e um AG multiobjetivo proposto na literatura de modo a comparar o desempenho das duas metodologias, principalmente no que diz respeito à minimização dos objetivos, eficiência na busca das soluções e tempo de convergência. As seguintes etapas foram traçadas para obtenção dos resultados esperados:

1. Realizar uma revisão bibliográfica sobre o estado da arte acerca dos métodos de otimização utilizados na alocação de BCs e RTs nos alimentadores primários;
2. Analisar a instalação de BCs e RTs como dispositivos de controle de potência reativa e correção de tensão;
3. Revisar conceitos e técnicas voltadas para otimização, priorizando os algoritmos genéticos;
4. Desenvolver e implementar a metodologia para alocação integrada de BCs e RTs no sistema de distribuição utilizando AGs convencionais combinados;
5. Validar o algoritmo desenvolvido a partir de um sistema teste conhecido;
6. Implementar o algoritmo SPEA2 para solução do problema volt/var;
7. Comparar o desempenho das duas metodologias na solução do problema volt/var em um sistema real.

1.4 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Este trabalho foi organizado em sete capítulos. O primeiro capítulo é introdutório, apresentando as delimitações, justificativa, proposta e objetivos do trabalho. O Capítulo 2 corresponde à revisão bibliográfica acerca da alocação de bancos de capacitores e reguladores de tensão na rede, de modo individual ou de forma simultânea, possibilitando o controle de potência reativa e tensão. O Capítulo 3 descreve temas importantes no entendimento do controle volt/var, explorando os conceitos de otimização multiobjetivo, perdas e compensação reativa, regulação de tensão em redes primárias, curvas de demanda e fluxo de carga voltado para a distribuição. O Capítulo 4 expõe os fundamentos dos AGs, descrevendo sua metodologia, características principais, operadores e terminologia, além de apresentar o conceito acerca dos AGs multiobjetivo, detalhando o funcionamento do algoritmo

SPEA2. O Capítulo 5 abrange a metodologia adotada neste trabalho para solução da alocação volt/var e detalha a formulação matemática do problema de otimização utilizado. O Capítulo 6 volta-se para os estudos de caso e discussão dos resultados, e por fim, o Capítulo 7 apresenta as conclusões referentes ao trabalho desenvolvido, apontando as contribuições e limitações desta dissertação.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Este capítulo descreve trabalhos e técnicas utilizados para solucionar o problema de alocação de bancos de capacitores e reguladores de tensão, assim como a alocação integrada destes equipamentos em sistemas de distribuição, com ênfase nos métodos que utilizam algoritmos genéticos.

2.1 ALOCAÇÃO DE BANCOS DE CAPACITORES

Diversas técnicas vêm sendo utilizadas na alocação ótima de BCs na rede de distribuição ao longo das últimas décadas. Esses métodos podem ser classificados em quatro grupos principais (NG; SALAMA; CHIKHANI, 2000a):

- Analíticos;
- Programação matemática;
- Heurísticos;
- Baseados em inteligência artificial.

Os primeiros trabalhos baseados em métodos analíticos foram desenvolvidos em épocas em que os recursos computacionais eram limitados. Eles se baseavam no cálculo diferencial para determinar o máximo ou o mínimo de uma função. Tratando-se da aplicação de capacitores, esta função era geralmente composta por fatores que representavam a redução de perdas e o custo de aquisição dos bancos. De acordo com Dwyer (1992), devido à limitação dos recursos computacionais, muitas simplificações eram necessárias. Era comum se considerar a existência de um único tipo de condutor e carga uniformemente distribuída. Os trabalhos abordando técnicas analíticas na aplicação de BCs começaram a surgir no final da década de 1950. Os pioneiros foram Neagle e Samson (1956), que indicaram uma tendência de instalação dos bancos ao longo do alimentador, e não somente nas subestações.

Em Cook (1959), considera-se um perfil de carga variável no tempo, mas com instalação apenas de capacitores fixos. Dois anos depois, Cook (1961) incluiu o uso de bancos chaveados. Neste trabalho, se estabelece uma técnica bastante utilizada até os dias de hoje pelas concessionárias de energia, chamada de “regra dos dois terços”, na qual um BC com capacidade igual a dois terços do pico de carga reativa deve ser instalado a dois terços do comprimento do alimentador, partindo-se da

subestação. Contudo, devido às limitações do método, os pontos indicados como ótimos nem sempre representam locais factíveis de instalação de capacitores no sistema, havendo necessidade de adaptação dos resultados à realidade de cada alimentador.

Grainger e Lee (1981) consideraram condutores de diferentes seções e cargas não-uniformemente distribuídas, mas ainda restringindo o problema à aplicação de BCs fixos. No mesmo ano, estendeu-se a metodologia para alocação de BCs chaveados em Lee e Grainger (1981).

Com o passar dos anos, os trabalhos envolvendo métodos analíticos foram aprimorados, passando a considerar hipóteses mais realistas dos sistemas de distribuição. Destaca-se, contudo, que estes métodos podem demandar um elevado tempo de convergência (NG; SALAMA; CHIKHANI, 2000a).

Graças à evolução dos recursos computacionais, as técnicas baseadas em programação matemática ganharam espaço. Elas permitiam o uso de funções mais complexas que consideram restrições do sistema, possibilitando a obtenção de melhores resultados. O trabalho de Baran e Wu (1989) dividiu o problema da alocação de BCs em dois subproblemas. O primeiro determinava a localização ótima dos bancos na rede e o segundo utilizava a solução encontrada no primeiro para especificar o tipo e o dimensionamento dos capacitores.

As técnicas heurísticas baseiam-se na intuição e na experiência. Consistem de um procedimento simplificador que busca uma solução viável e com relativa proximidade de alguma solução ótima (BUENO, 2009). Em geral, são de implementação mais fácil que os métodos analíticos e de programação matemática, contudo, não se pode garantir a obtenção de soluções ótimas (NG; SALAMA; CHIKHANI, 2000a). Os recursos heurísticos são muitas vezes utilizados no desenvolvimento de algoritmos mais complexos, funcionando como um aliado na redução do espaço de busca das soluções. No final da década de 80, Kaplan (1984) apresentou um método heurístico a fim de solucionar problemas de planejamento de capacitores em alimentadores radiais de distribuição. Mais tarde surgiram os trabalhos de Mantovani e Garcia (1996), que utiliza um método heurístico para obtenção de soluções discretas no que diz respeito à alocação de potência reativa; e o de Chis *et al.* (1997), que aborda estratégias de busca heurística para determinar os nós

sensíveis, que correspondem às barras nas quais a instalação de capacitores otimiza a economia e reduz as perdas da rede.

Nas últimas décadas, os métodos baseados em inteligência artificial têm demonstrado bastante eficiência em aplicações de sistemas de potência. Ferramentas como resfriamento simulado (CHIANG et al., 1990a, 1990b; ANANTHAPADMANABHA et al., 1996), redes neurais artificiais (HSU e HUANG, 1995), lógica fuzzy (SU e TSAI, 1996; NG et al., 2000b), busca tabu (GALLEGO et al., 2001), enxame de partículas (YU et al., 2004) e algoritmos genéticos, entre outras, vêm sendo largamente utilizadas na solução do problema de alocação de equipamentos na rede. Em meio às diversas técnicas, os AGs se destacam como uma das mais utilizadas devido à facilidade de aplicação em problemas de natureza combinatória (ALMEIDA, 2009).

Boone e Chiang (1993) foram os pioneiros na utilização de um algoritmo genético para problemas de alocação de BCs. Ainda na década de 90, Sundhararajan e Pahwa (1994) desenvolveram uma metodologia baseada em AGs para determinar a localização e dimensionamento de capacitores a serem instalados em uma rede de distribuição primária, minimizando perdas de potência de pico e perdas de energia, bem como o custo dos capacitores. Um método baseado na análise de sensibilidade foi utilizado para redução de espaço de busca e determinação das barras candidatas a receberem os BCs.

O modelo proposto por Ghose *et al.* (1998) combinava resfriamento simulado e algoritmos genéticos. Os resultados encontrados indicaram melhorias no processo de convergência do método, que foi capaz de encontrar uma solução com índice de perdas menor do que a solução determinada pelo AG simples. Outro trabalho que desenvolveu um modelo híbrido foi o de Gallego *et al.* (2001), aplicando uma técnica baseada em algoritmos genéticos e busca de tabu. O algoritmo genético era usado para a geração da diversidade das soluções iniciais, as quais eram posteriormente utilizadas no método da busca de tabu.

Ferreira (2002) utilizou um algoritmo genético para alocação ótima de BCs fixos e chaveados em sistemas radiais de distribuição, com alocação dos capacitores chaveados para os níveis de carga intermediária e de pico. A função de aptidão informava a economia líquida levando em conta a redução de perdas e os custos de

aquisição e instalação dos capacitores. Seus resultados foram comparados às soluções obtidas via busca de tabu, apresentando um tempo de simulação inferior.

Alves et al. (2002) determinaram a alocação de BCs fixos e chaveados a partir da segmentação da curva de duração de carga em três patamares (pesada, média e leve). O problema maximiza a economia obtida a partir da instalação dos bancos e aborda três metodologias: (a) algoritmo microgenético, (b) lógica *fuzzy* e (c) um método híbrido, com inserção da lógica *fuzzy* como conhecimento especialista na redução do espaço de busca do algoritmo microgenético. O método híbrido mostrou-se mais eficiente e foi utilizado em Souza et al. (2004) em um sistema teste de 34 barras.

O trabalho de Pereira et al. (2006) abordou a alocação de BCs como um problema multiobjetivo, desenvolvendo um algoritmo evolutivo que utilizava um esquema de codificação e operadores genéticos projetados para considerar as características específicas do problema de alocação de capacitores.

Beê (2007) empregou a técnica de AG a fim de alocar BCs na rede primária e considerou, além dos critérios de otimização comumente utilizados, como redução de perdas e custos, critérios adicionais, como: (a) penalização para quedas de tensão acima de 4% a partir da saída do alimentador e (b) minimização de correntes de *inrush*.

O trabalho de Direito (2010) investigou a aplicação de diferentes técnicas de otimização para o problema de alocação de capacitores buscando redução de perdas, controle do perfil de tensão e minimização no investimento dos capacitores. Dentre os métodos desenvolvidos, encontravam-se o resfriamento simulado, a otimização por colônia de formigas e, por fim, os algoritmos genéticos. Os resultados encontrados indicaram a superioridade do algoritmo genético com relação ao tempo de simulação.

Em Singh e Rao (2012) aborda-se a aplicação de um AG e utiliza-se um índice de sensibilidade para selecionar as barras candidatas, funcionando como um método que reduz o espaço de busca do algoritmo.

E de modo geral, os trabalhos mais recentes voltam-se à alocação de BCs em sistemas com presença de Geração Distribuída (GD) (MORADI et al., 2014; GHOLAMI; SHAHABI; HAGHIFAM, 2015; PEREIRA et al., 2016), o que tende a tornar o problema mais complexo à medida que a alocação de GD interfere no fluxo de

potência do sistema (MICHEL, 2015), podendo afetar o nível de perdas e o perfil de tensão da rede.

2.2 ALOCAÇÃO DE REGULADORES DE TENSÃO

Na literatura, poucos trabalhos se direcionam para a alocação exclusiva de RTs. Neste universo, a maioria dos trabalhos busca controlar os níveis de tensão do sistema e/ou reduzir as perdas de potência ao mesmo tempo em que se garante custo mínimo de instalação.

Em Safianni e Salis (2000), aborda-se a alocação de reguladores de tensão visando redução de perdas na rede. O objetivo era utilizar um número mínimo de reguladores e manter os *taps* máximos a fim de elevar o perfil de tensão, sem ultrapassar, contudo, o limite superior.

O trabalho de Almeida et al. (2005) determina a alocação de RTs na rede para os níveis leve e pesado de carga. A função objetivo busca reduzir os desvios de tensão com penalização em função da ultrapassagem de tensão (nos limites inferior ou superior) e em função das perdas, de modo a eliminar soluções com redução de perdas muito aquém daquela proporcionada pelo melhor indivíduo da população.

Mendoza et al. (2005) e Mendoza et al. (2007) desenvolveram um algoritmo genético de modo a equilibrar os objetivos: redução de perdas e redução do desvio de tensão. A principal diferença entre os trabalhos consistiu no método de otimização utilizado. No primeiro, foram determinados pesos individuais para cada objetivo, que passaram a ser representados em uma única função. No segundo, um algoritmo genético multiobjetivo foi utilizado.

No trabalho de Pereira (2009), utiliza-se de um método heurístico para o dimensionamento e alocação de reguladores de tensão. O algoritmo é composto por duas etapas. A primeira etapa aloca os RTs nas barras que garantem menor desvio de tensão e redução das perdas. Na segunda etapa, procura-se reduzir o número de RTs inicialmente alocados, movendo-os na rede de modo a garantir os menores custos possíveis de instalação.

Em Alves (2012), o problema de alocação de RTs buscava melhoria do perfil de tensão e redução de perdas a partir da utilização de uma formulação linear inteira

mista. Os resultados demonstram a precisão do modelo matemático utilizado, além de garantir a redução das perdas de potência ativa da rede.

2.3 CONTROLE INTEGRADO DE TENSÃO E POTÊNCIA REATIVA (VOLT/VAR)

A alocação volt/var pode ser tratada como um problema de operação ou de planejamento. Na operação, o controle de tensão pode ser realizado na própria SE com transformador OLTC (do inglês, *On Load Tap Changer*) e bancos de capacitores. No planejamento, utilizam-se BCs (fixos e chaveados) e RTs, de acordo com as características da rede (ALMEIDA, 2009).

2.3.1 Controle volt/var para Operação

Hu et al (2003) desenvolveram um AG de forma a determinar o controle de tensão e potência reativa a partir de ajustes nos transformadores OLTC e nos BCs fixos e chaveados, respectivamente. De modo semelhante, Liu et al. (2005) e Canoas (2008) também investiram na compensação reativa a partir de BCs e controle de tensão via ajuste do transformador da SE. A diferença principal consistia no método de otimização utilizado. O primeiro tratava o problema como uma otimização combinatória e o resolvia por busca tabu. O segundo investia em lógica *fuzzy* e otimização por enxame de partículas (PSO, do inglês *Particle Swarm Optimization*).

Ziari *et al.* (2013) propuseram um PSO modificado para alocação de BCs e controle do *tap* do transformador da SE. A estratégia consiste em instalar BCs e definir o *tap* do OLTC para o maior patamar de carga, modificando a localização, o tamanho e a programação para os níveis inferiores a partir dos valores determinados para a carga pesada.

2.3.2 Controle volt/var para Planejamento

Ainda na década de 80, uma sequência de três trabalhos destacou-se por abordar o problema volt/var de maneira desacoplada. Grainger e Civanlar (1985) desenvolveram os chamados subproblemas do capacitor e do regulador, encontrando soluções ótimas de forma isolada para cada equipamento. Civanlar e Grainger (1985) fizeram o tratamento analítico para os dois subproblemas, partindo-se inicialmente da

alocação de BCs. Para cada etapa se deseja redução de perdas de energia total e de potência de pico. Por fim, Civanlar e Grainger (1985b) expuseram os resultados, nos quais a localização e ajuste dos reguladores foram realizados a partir dos BCs já instalados na rede.

Oliveira e Kagan (1998) utilizaram um método heurístico considerando cargas do tipo corrente constante. Em Kagan et al. (2004), realizou-se a alocação de BCs e RTs garantindo minimização de custos de instalação dos equipamentos. Contudo, os capacitores e reguladores não eram alocados de forma simultânea no sistema.

Carpinelli et al. (2007) utilizaram um AG na sua formulação original, considerando o sistema trifásico desbalanceado e a presença de cargas não-lineares. Os critérios de otimização foram tratados a partir de uma única função objetivo. Nesta metodologia, se atribui pesos para cada objetivo, de modo a equilibrar a função final. Szuvovivski (2008) também utilizou o procedimento de representar todos os objetivos em uma única função. A definição da localização, dimensionamento e ajustes dos BCs e RTs se deu a partir da utilização de um AG em conjunto com o fluxo de potência ótimo.

Almeida et al. (2007a) resolveram o problema de alocação integrada utilizando um AG para cada subproblema, um para alocação de BCs e outro para alocação dos RTs. Neste modelo, chamado de *Duplex*, os AGs são usados de forma combinada. Eles possuem objetivos e parâmetros próprios, mas se influenciam fortemente, visto que a partir da convergência de um, tem-se as condições iniciais para o início do outro.

Em Almeida et al. (2007b), o controle volt/var foi solucionado a partir da utilização de um AG multiobjetivo baseado no método SPEA2 para alocação e programação de BCs e RTs na rede para três níveis de carga. Em Souza e Almeida (2010), o algoritmo SPEA2 foi melhorado a partir da utilização de lógica fuzzy como emulador de conhecimento especialista para redução do espaço de busca.

Pereira (2015) utiliza um algoritmo PSO para alocação de capacitores e RTs considerando redes elétricas desbalanceadas, buscando minimização de perdas de potência e melhoria de critérios de qualidade de energia, tais como: limites de tensão nas barras, desbalanceamento de tensão entre fases e fator de potência na saída do alimentador.

O trabalho de Michel (2015) propõe um modelo de controle volt/var utilizando um método quadrático de programação por metas multiobjetivo e considerando os efeitos da geração distribuída no sistema.

2.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo foram descritas as principais metodologias aplicadas na alocação de dispositivos de controle de tensão e de potência reativa em redes de distribuição. É possível observar a grande variedade de técnicas e de considerações a serem utilizadas na alocação de BCs e RTs. Cada técnica possui particularidades que permitem sua aplicação a depender das características do sistema a ser tratado, assim como dos resultados desejados.

Por demonstrar eficiência na solução de problemas voltados aos sistemas de potência, os algoritmos genéticos foram adotados como método de otimização para a alocação simultânea de BCs e RTs neste trabalho.

3 O CONTROLE VOLT/VAR: FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3 O CONTROLE VOLT/VAR: FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo, a fundamentação teórica no âmbito do controle de tensão e potência reativa na rede de distribuição de energia elétrica é apresentada, discorrendo sobre os seguintes temas: otimização multiobjetivo, redução de perdas e alocação de capacitores, controle de tensão a partir da alocação de RTs, e, por fim, fluxo de potência na rede primária considerando demanda variável, com ênfase no Método da Soma de Potência (MSP).

3.1 OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO

Os problemas de otimização multiobjetivo envolvem a minimização (ou a maximização) simultânea de um conjunto de objetivos. Esses objetivos são geralmente conflitantes, e por isso, a solução que otimiza uma meta provavelmente não otimiza as demais. Nestes casos, não existe uma única solução considerada como ótima, mas sim um conjunto de soluções viáveis, as chamadas soluções eficientes ou não dominadas, consideradas equivalentes no que se refere ao cumprimento dos objetivos. De posse desse conjunto de soluções, a tomada de decisão é de responsabilidade do analista, que deve ponderar os objetivos globais do problema e escolher uma entre as soluções do conjunto eficiente (PEREIRA; COSSI; MANTOVANI, 2006).

Um problema de otimização multiobjetivo pode ser definido segundo as equações a seguir (ARROYO, 2002):

Otimizar:

$$\vec{z} = f(\vec{x}) = (f_1(\vec{x}), f_2(\vec{x}), \dots, f_n(\vec{x})) \quad (3.1)$$

sujeito a:

$$g(\vec{x}) = (g_1(\vec{x}), g_2(\vec{x}), \dots, g_r(\vec{x})) \quad (3.2)$$

em que:

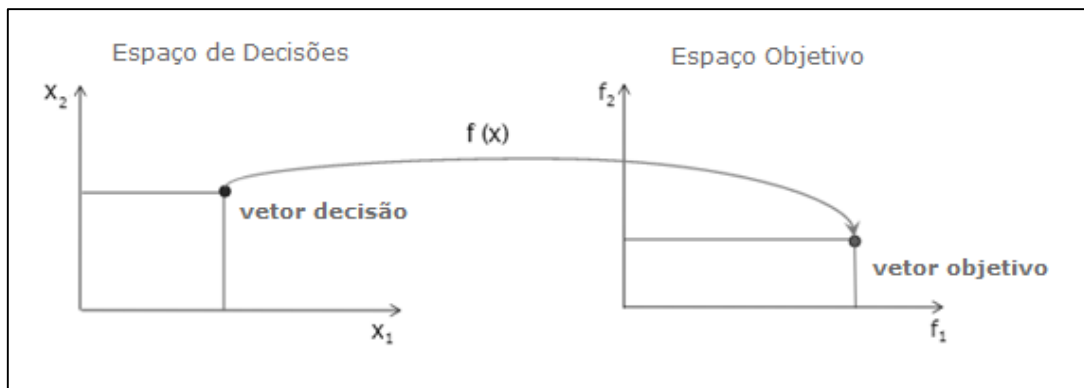
n representa a quantidade de objetivos do problema;

r representa a quantidade de restrições do problema;

- $\vec{x}$ é o vetor decisão, sendo $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in \vec{X}$;
 $\vec{X}$ é o vetor que denota o espaço de decisões;
 $\vec{z}$ é o vetor objetivo, sendo $\vec{z} = (z_1, z_2, \dots, z_n) \in \vec{Z}$;
 $\vec{Z}$ é o vetor que denota o espaço objetivo, representando a imagem de $\vec{X}$;
 g são as restrições do problema.

Na Figura 3.1 ilustra-se o espaço de decisões e o espaço objetivo para um problema com dois objetivos.

Figura 3.1 - Espaço de decisões e espaço objetivo

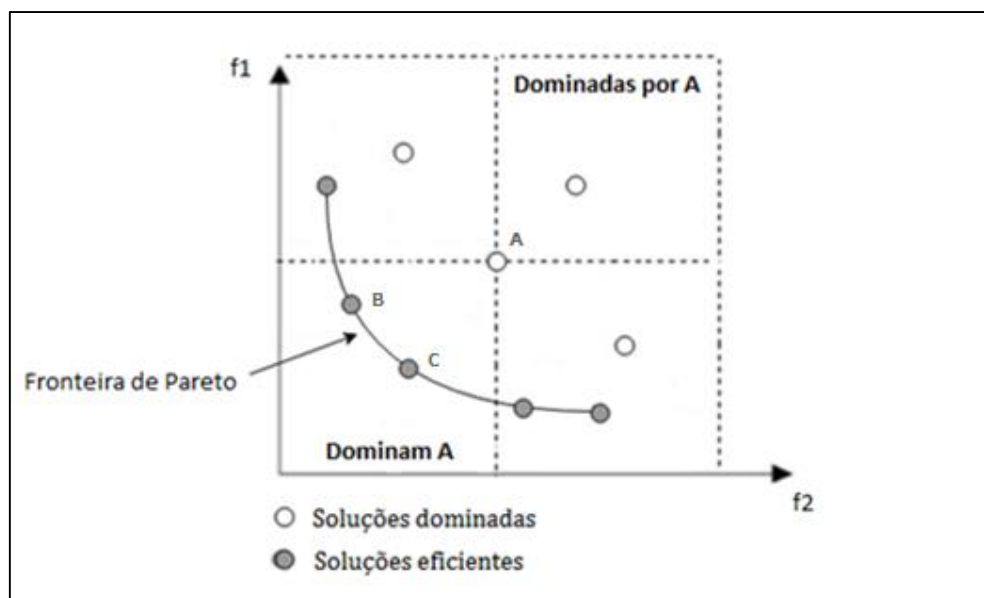


Fonte: Adaptado de López *et al.* (2013)

De modo a se determinar o conjunto de soluções eficientes, é necessário apresentar o conceito de dominância de Pareto. Assumindo um problema de minimização, define-se que uma solução **A** domina uma solução **B** quando: (a) $f(A)$ é menor ou igual a $f(B)$ em todos os objetivos do problema e (b) $f(A)$ é estritamente menor que $f(B)$ em pelo menos um deles. Uma solução **A** é dita eficiente quando não existir outra solução **B** tal que **B** domine **A**. O conjunto formado por todas as soluções eficientes é chamado de conjunto eficiente ou Pareto-ótimo, sendo a imagem do conjunto eficiente no espaço objetivo chamada de fronteira de Pareto. A Figura 3.2 ilustra uma aproximação para a fronteira de Pareto e exemplifica o conceito de dominância. Neste caso, a solução **A** é dominada por **B** e **C** já que $f(A)$ é maior que $f(B)$ e $f(C)$ em todos os objetivos. As soluções **B** e **C** são classificadas como

eficientes e indiferentes entre si, compondo a fronteira de Pareto, uma vez que não são dominadas por nenhuma outra solução.

Figura 3.2 - Fronteira de Pareto e dominância



Fonte: Da autora

3.2 APLICAÇÃO DE CAPACITORES EM DERIVAÇÃO PARA REDUÇÃO DE PERDAS

A temática da redução de perdas engloba aspectos econômicos e de qualidade de energia que devem ser considerados em análises de planejamento e operação dos sistemas de potência. Existem dois tipos de perdas em redes de distribuição: as fixas e as variáveis (SOUZA, 1997). As perdas fixas são constantes e se relacionam com o funcionamento dos equipamentos presentes no sistema, apresentando custos geralmente baixos. As perdas variáveis são aquelas advindas da passagem de corrente pela impedância das linhas e, portanto, se modificam de acordo com o carregamento do sistema. Este trabalho tem como foco as perdas ativas variáveis do sistema.

A redução das perdas ativas de potência alivia o sistema e permite o atendimento de um número maior de consumidores pelas concessionárias, além de adiar investimentos em reforços e expansão da rede. As perdas de energia são equivalentes às perdas de potência contabilizadas ao longo do tempo. Sua redução

aumenta o faturamento por parte das concessionárias, já que a fração da energia que estava sendo perdida pode passar a ser efetivamente vendida (FERREIRA, 2002). Além disso, o perfil de tensão do sistema também apresenta melhorias, o que garante uma maior qualidade de atendimento por parte da concessionária aos consumidores.

Uma forma eficaz de redução de perdas em sistemas de distribuição consiste na instalação de capacitores em derivação, que podem ser fixos ou chaveados. Os capacitores fixos ficam sempre ligados à rede fornecendo potência reativa. Os capacitores chaveados possuem a capacidade de se ligar ou desligar de acordo com o carregamento do sistema.

À medida que os BCs fornecem potência reativa à rede, são capazes de compensar o atraso de fase da corrente drenada pela carga com relação à tensão, proporcionando correção do fator de potência no ponto onde são aplicados. De forma resumida, trazem benefícios como (SOUZA, 1997):

- Redução das perdas de potência e energia;
- Redução da queda de tensão e consequentemente, melhoria nos perfis de tensão da rede;
- Liberação da capacidade instalada;
- Aumento no faturamento das concessionárias.

Vale ressaltar que os capacitores em derivação não afetam o fator de potência nos trechos à jusante do seu ponto de instalação. Justifica-se, portanto, a tendência de instalação de bancos de capacitores em barras mais distantes da subestação. Esta escolha permite maior redução de perdas e de quedas de tensão no sistema como um todo.

3.3 APLICAÇÃO DE REGULADORES DE TENSÃO PARA MELHORIA DO PERFIL DE TENSÃO

No Brasil, a regulamentação vigente no que se refere à qualidade de energia elétrica na distribuição consta no Módulo 8 do PRODIST (Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional), elaborado pela ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica) em atendimento à Resolução Normativa N° 345 (ANEEL, 2016).

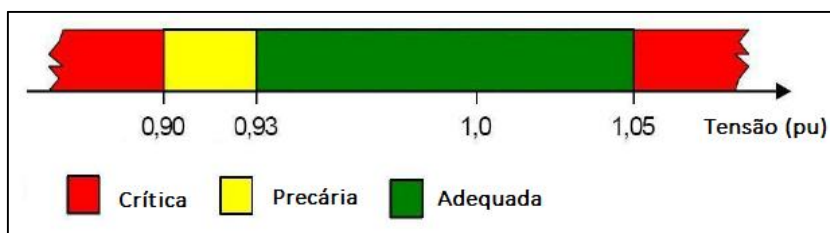
O PRODIST determina, em seu Módulo 8, que o sistema elétrico deve fornecer energia em níveis adequados de tensão, sujeito a multa em caso de extrapolação dos limites inferiores ou superiores. Os valores adequados, precários e críticos das tensões nominais em regime permanente para alimentadores entre 1 kV e 69 kV estão exibidos na Tabela 3.1. As faixas de tensão também são exibidas na Figura 3.3.

Tabela 3.1 - Valores adequados, precários e críticos de tensão (pu)

Tensão	Faixa de Variação
Adequada	$0,93 < V_b < 1,05$
Precária	$0,90 < V_b < 0,93$
Crítica	$V_b < 0,90$ ou $V_b > 1,05$

Fonte: PRODIST (2016)

Figura 3.3 - Tensões padronizadas



Fonte: Adaptado de SZUVOVIVSKI (2008)

De uma maneira geral, os problemas de tensão relacionados ao regime permanente dos alimentadores de distribuição podem ser solucionados através de diversas alternativas, dentre as quais se podem citar (ALMEIDA, 2009; GONEN, 2014):

- Uso de geradores distribuídos para regulação da tensão;
- Balanceamento de carga nos alimentadores;
- Incremento na bitola dos condutores;
- Incremento do número de fases e divisão da carga, quando se tratar de alimentadores monofásicos ou bifásicos;
- Transferência de carga para novos alimentadores;
- Instalação de novas subestações e alimentadores;

- g) Incremento no nível de tensão primária dos alimentadores;
- h) Instalação de dispositivos de controle, tais como: transformadores com mudança de *tap* sob carga, reguladores de tensão e bancos de capacitores.

A escolha de uma ou mais opções depende das características do sistema e dos problemas a serem resolvidos. Transformadores com mudança de *tap* sob carga são comumente empregados para manter um nível de tensão adequado no barramento de saída dos alimentadores. Esse esquema de controle de tensão, contudo, pode ser inconveniente em situações em que os alimentadores ligados ao barramento da subestação possuem perfis de carga muito distintos (ALMEIDA et al., 2007b), como alimentadores residenciais e comerciais, por exemplo, que apresentam carregamento de pico em horários diferentes.

Uma solução viável consiste na utilização de reguladores automáticos de tensão, que são capazes de efetuar o controle de tensão para cada alimentador de forma independente. A instalação de bancos de capacitores também pode ser uma boa alternativa, ainda que proporcione melhoria no perfil de tensão de modo secundário e menos significativo.

3.3.1 Reguladores de Tensão

Os reguladores de tensão são equipamentos destinados a manter uma barra do sistema em um nível predeterminado de tensão apesar das variações de carga (PEREIRA, 2009). Eles consistem de um autotransformador e, de modo geral, possuem dois enrolamentos conectados entre si, além de um circuito de controle responsável pela comutação dos *taps*, permitindo elevação ou redução da tensão no nó de demanda de acordo com sua parametrização (GONEN, 2014).

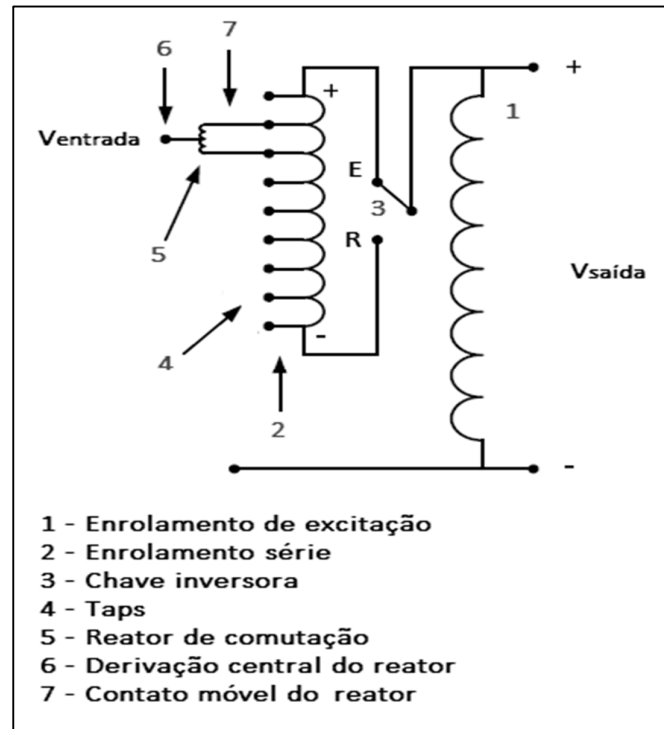
a) Princípio de Funcionamento

O modelo de RT mais comumente utilizado é o de 32 degraus, que se divide em dois tipos, A e B, de acordo com o lado de comutação. A regulação de tensão do tipo B, com comutação pelo lado da fonte, é de $\pm 10\%$, onde cada degrau corresponde a $5/8\%$ (ou $0,625\%$) de variação de tensão. Já o tipo A, no qual a comutação é pelo lado da carga, a regulação é de $+9,1\%$ e -11% . Os RTs de 32 degraus também são dotados de outras faixas de regulação menos comuns, tais como: $\pm 5\%$, $6,25\%$, $7,5\%$

e 8,75% (FELÍCIO, 2006). O tipo B é o mais utilizado pelas concessionárias de energia e, portanto, será o modelo abordado ao longo deste trabalho.

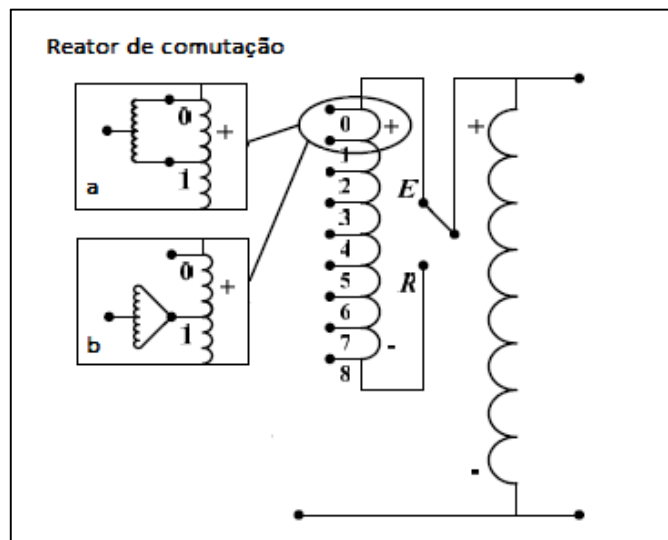
O esquemático de um regulador de tensão do tipo B monofásico com regulação de $\pm 10\%$ pode ser observado na Figura 3.4. O enrolamento série (enrolamento de *taps*) é dividido em 8 partes iguais, cada uma representando $1/8$ de mudança na regulação de 10% ($1/8$ de 10% ou $1^{1/4}\%$). A tensão de entrada da linha é conectada no *tap* central do reator de comutação e a tensão de saída varia de acordo com a comutação do reator ao longo dos *taps* e com a posição da chave de inversão (E – elevação e R – redução). Quando a chave está na posição E, os contatos de reator podem assumir 2 formas distintas de ligação, conforme a Figura 3.5, seguindo o formato apresentado nos detalhes *a* e *b*. Desse modo, existem 8 posições em que os contatos móveis do reator estarão no mesmo *tap* e mais 8 condições em que estarão em *taps* diferentes, totalizando 16 degraus de elevação de tensão em passos de $5/8\%$, com uma regulação total de $+10\%$, além da posição neutro (SZUVOVIVSKI, 2008). Analogamente, trocando a posição da chave inversora para a posição R, tem-se o RT operando como redutor de tensão, totalizando novamente 16 degraus, com o mesmo passo de $5/8\%$ e com uma regulação de total -10% , além da posição neutro. Finalmente, são definidos 32 degraus de tensão, além da posição de neutro, cobrindo uma faixa de regulação de tensão de $\pm 10\%$.

Figura 3.4 - Regulador de tensão monofásico com 32 degraus do tipo B



Fonte: Adaptado de SZUVOVIVSKI (2008)

Figura 3.5 - Operação do reator de comutação



Fonte: Adaptado de SZUVOVIVSKI (2008)

b) Aplicação no Sistema de Distribuição

As concessionárias normalmente utilizam unidades monofásicas de reguladores de tensão em sistemas de distribuição (ALMEIDA et al., 2005). Em sistemas monofásicos, a ligação é direta e a faixa de regulação mantém-se em $\pm 10\%$. Em sistemas trifásicos, são feitas associações de dois ou três reguladores monofásicos, formando bancos com configurações em Delta Aberto (DA) e Delta Fechado (DF), respectivamente. Segundo Bishop et al. (1996), a ligação DF é mais viável, pois apresenta faixa de regulação total de $\pm 15\%$ e possui maior flexibilidade de operação, já que em situações de falha de uma das fases, as outras duas unidades conseguem se manter em operação na configuração DA, com regulação total de $\pm 10\%$.

Considerando a ligação DF de reguladores monofásicos de 32 degraus do tipo B, com regulação de $\pm 10\%$, a magnitude e a variação angular da tensão de saída do RT podem ser facilmente calculadas conforme as equações (3.3) e (3.4) a seguir (ALMEIDA et al., 2005):

$$V_{saída} = V_{ent} \sqrt{1 + 3a + 3a^2} \quad (3.3)$$

$$\Delta = \tan^{-1} \left(\frac{a\sqrt{3}}{2+3a} \right) \quad (3.4)$$

sendo:

$$a = \text{tap} \left(\frac{0,1}{16} \right) \quad (3.5)$$

em que:

V_{ent} é o módulo da tensão de entrada do banco de RT;

$V_{saída}$ é o módulo da tensão de saída;

tap representa o degrau de operação no intervalo $[-16, +16]$;

Δ é a defasagem angular da tensão de saída.

No *tap* mínimo (-16), a tensão de saída é 15% menor que a tensão de entrada e tem defasagem de $-5,8^\circ$. No *tap* máximo (+16), a tensão de saída é 15% maior e tem defasagem de $+4,3^\circ$.

É válido salientar que ao longo dos alimentadores com violação de tensão, os RTs são usualmente instalados em uma barra anterior à barra que se encontra fora do limite adequado de tensão. Isto ocorre uma vez que a ação dos reguladores na correção de tensão é sempre à jusante do seu ponto de instalação. Desse modo, além de se garantir a correção das violações pontualmente, o perfil de tensão do sistema à jusante do nó de regulação também é melhorado.

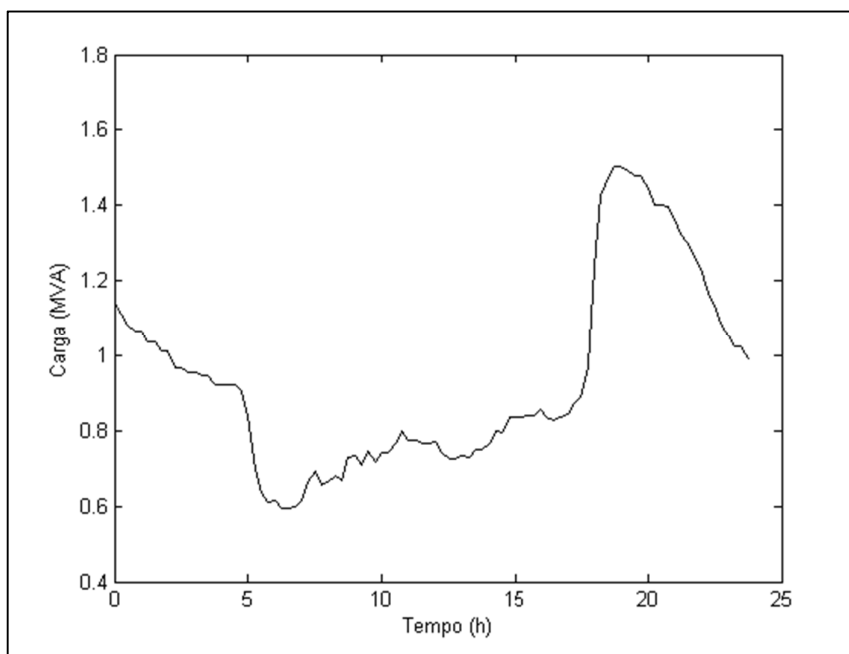
3.4 FLUXO DE CARGA EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO REAIS

As cargas presentes nos sistemas elétricos são diversas e apresentam variações ao longo do dia. A relação carga *versus* tempo é denominada de curva de carga ou curva de demanda, podendo ser diária, semanal, mensal ou anual, de acordo com o período a que esteja se referindo.

As curvas de carga levantadas nas subestações de distribuição fornecem informações relevantes com relação à variação da carga, sendo ponto de partida para diversos estudos na área de distribuição, tais como: análise de fluxo de carga, reconfiguração de redes e controle de potência reativa (SOUZA et al., 2002). Um exemplo de curva de carga com variação diária é apresentado na Figura 3.6.

Por representarem grandes variações de carga ao longo do tempo, as informações contidas nessas curvas podem ser de difícil processamento. Muitas vezes, utiliza-se a curva de duração de carga, que é formulada a partir da alocação das demandas da curva de carga em ordem decrescente, o que facilita a sua análise.

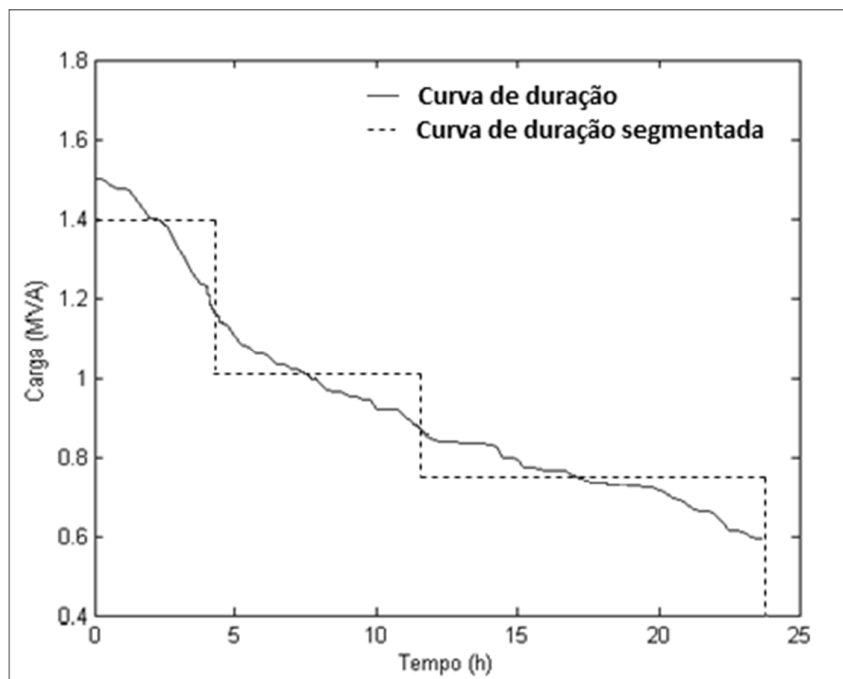
Figura 3.6 - Curva de carga diária



Fonte: Da Autora

Antes de serem utilizadas, as curvas de duração de carga costumam ser divididas em patamares, ao longo dos quais o perfil de carga é considerado constante. Vale salientar que este procedimento adiciona erros de aproximação à nova curva gerada, mas facilita sua utilização, pois ao invés de se considerar valores contínuos de carga, trabalha-se agora com uma quantidade delimitada de patamares fixos. Além disso, quanto maior o número de patamares definidos, menores os erros de aproximação. Este tipo de curva classifica-se como curva de duração de carga segmentada e será utilizada nas análises ao longo deste trabalho. Exemplos de curvas de duração e de duração segmentada (em três patamares) são apresentados na Figura 3.7.

Figura 3.7 - Curvas de duração e de duração segmentada



Fonte: Da Autora

Os algoritmos genéticos utilizados nas aplicações de sistemas de potência solicitam informações atuais da rede ao longo do processo evolutivo. Na alocação volt/var, busca-se o estado da rede elétrica para cada solução gerada, tornando-se necessária a aplicação de um fluxo de carga. O cálculo do fluxo de carga de um sistema consiste em determinar os fasores tensão em todas as barras, assim como o fluxo de potência nas linhas e suas respectivas perdas de potência. Ao se considerar que o sistema possui carga variável, realiza-se o cálculo do fluxo de carga para cada patamar n da curva de carga segmentada.

Os métodos usuais utilizados no sistema de transmissão, como Gauss-Seidel, Newton-Raphson e Desacoplado Rápido, não apresentam resultados satisfatórios nos sistemas de distribuição devido às características próprias da rede, como, por exemplo, a baixa relação reatância/resistência, que pode causar problemas de mau condicionamento da matriz admitância do sistema (BEÊ, 2007). Além disso, o esforço computacional associado a esses métodos é desnecessariamente alto no caso de redes de distribuição radiais.

Vários métodos eficientes para solução de fluxos de carga em redes de distribuição radiais estão disponíveis na literatura. Srinivas (2000) realizou um

levantamento sobre essas técnicas e as classificou em dois grandes grupos: (a) métodos de varredura direta e reversa, como o Método da Soma de Correntes (MSC) e o Método da Soma de Potência (MSP) e (b) métodos baseados na matriz de impedância nodal implícita.

A metodologia utilizada neste trabalho é a do MSP, por se tratar de um processo iterativo eficiente e de relativa simplicidade. Este fato deve ser levado em conta ao se utilizar o fluxo de carga em conjunto com o algoritmo genético, que exige repetição do método ao longo de todo o processo de otimização.

O MSP foi inicialmente proposto por Broadwater et al. (1988) e originalmente se aplica apenas às configurações radiais do sistema de distribuição. De modo geral, o cálculo do fluxo de carga é realizado por um processo iterativo que envolve duas etapas: a determinação dos fluxos de potência e o cálculo das tensões nas barras do sistema (BRAZ, 2005).

Inicialmente, determina-se o fluxo de potência que chega nas barras, supondo perdas nulas nas linhas. O cálculo do fluxo de potência é determinado a partir de um procedimento de varredura reversa, partindo-se dos ramos terminais para a origem do alimentador. Na segunda etapa, as amplitudes das tensões são calculadas da subestação para os ramos terminais. Determinadas as tensões em cada barra, calculam-se as perdas totais em cada trecho do alimentador e atualizam-se os fluxos de potência nos ramos. Este procedimento iterativo se repete até que seja atingida a precisão numérica desejada.

A formulação matemática do Método da Soma de Potência encontra-se descrita no Apêndice A deste trabalho.

4 ALGORITMOS GENÉTICOS

Conceitos iniciais acerca dos algoritmos genéticos convencionais são apresentados neste capítulo, englobando temas como: princípio de funcionamento, representação, operadores genéticos e terminologia. Além disso, expõe-se a teoria básica dos AGs multiobjetivo com ênfase no SPEA2. Como tópico final do capítulo, apresenta-se a ferramenta utilizada para implementação dos algoritmos genéticos desenvolvidos neste trabalho.

4.1 ALGORITMOS GENÉTICOS CONVENCIONAIS

Os algoritmos genéticos são programas evolutivos de otimização e busca inspirados na Teoria da Seleção Natural de *Charles Darwin*. Sua metodologia foi desenvolvida por Holland (1975), sendo posteriormente aprimorada por Goldberg (1989). Seu princípio de funcionamento se baseia na sobrevivência do indivíduo mais apto, segundo os preceitos da evolução natural.

Desse modo, os AGs atuam sobre uma população de indivíduos de forma que aqueles com boas características genéticas tenham maiores chances de sobrevivência e de produzir descendentes cada vez mais aptos (LEITE, 2004), enquanto os indivíduos menos aptos tendem a desaparecer ao longo das gerações.

Os algoritmos genéticos são eficientes na busca de soluções ótimas ou aproximadamente ótimas em uma grande variedade de problemas, pois não impõem muitas das limitações encontradas nos métodos de busca tradicionais. Dado um problema de otimização combinatória, a análise de todas as possíveis soluções na busca da resposta ótima pode tornar-se inviável, devido ao número elevado de possibilidades. Os AGs seguem uma estratégia específica na geração de soluções, sendo capazes de identificar e explorar aspectos do ambiente onde o problema está inserido (LINDEN, 2008). Isso confere ao método grande probabilidade de convergir globalmente para soluções ótimas ou aproximadamente ótimas em um tempo reduzido, sem a necessidade de avaliar todas as possíveis soluções de um determinado problema.

Os AGs diferem dos métodos tradicionais de otimização, principalmente em quatro aspectos (GOLBERG, 1989; REZENDE, 2003; LEITE, 2004):

- Trabalham com uma codificação do conjunto de parâmetros e não com os próprios parâmetros;
- Trabalham com um espaço de busca, onde estão todas as possíveis soluções do problema e não um único ponto;
- Utilizam informação de custo ou recompensa e não derivadas ou outro conhecimento auxiliar;
- Utilizam regras de transição probabilísticas e não determinísticas.

4.1.1 Características Gerais

Os algoritmos genéticos se baseiam na geração de uma *população* inicial formada por um conjunto aleatório de *indivíduos*, que representam soluções candidatas do problema a ser resolvido. Todo indivíduo é composto por um *cromossomo* equivalente, uma estrutura de dados que codifica cada indivíduo no espaço de busca. Os cromossomos, portanto, são formados por um conjunto de parâmetros codificados, os chamados *genes*.

Ao longo do processo evolutivo, avaliam-se todos os indivíduos de uma população a fim de se determinar a sua *aptidão*, que reflete a adequação de um indivíduo a determinado ambiente. A aptidão é calculada a partir da função de aptidão ou função de avaliação e depende do desempenho de cada solução. Em problemas de otimização, a própria função objetivo é uma candidata ao cargo de função de avaliação. Desse modo, a aptidão pode ser vista como uma nota que mede quão boa é cada solução, sendo calculada a partir da função objetivo específica para cada problema.

Os *operadores genéticos* são utilizados ao longo do processo de modo a produzir novos indivíduos a partir de indivíduos existentes, simulando o processo de reprodução da natureza. Existem três operadores genéticos principais: *seleção*, *cruzamento* e *mutação*. O princípio básico dos operadores é fazer com que a população estenda a busca ao longo das gerações, até atingir resultados satisfatórios (BEÊ, 2007). Através deste processo a população se diversifica, mas também mantém características de adaptação adquiridas nas gerações anteriores.

O AG evolui até que o critério de parada seja satisfeito, quando se considera que houve convergência do método. O critério de parada pode variar de acordo com

a opção do projetista e usualmente é definido como o número máximo de gerações atingido. Outros critérios podem envolver um erro mínimo para um determinado parâmetro do problema analisado.

4.1.2 Representação das Soluções e Operadores Genéticos

A definição de uma representação adequada para as soluções candidatas no espaço de busca é uma das etapas mais críticas na implementação de um algoritmo evolutivo, uma vez que a eficiência e a complexidade do método de busca têm relação direta com a representação cromossômica e consequentemente, com os operadores genéticos escolhidos.

Na maioria das aplicações de AGs, as estruturas de dados são cadeias binárias, mesmo quando as variáveis do problema são inteiras ou reais (CASTRO; VON ZUBEN, 2011). A representação binária é importante, uma vez que foi utilizada pioneiramente por Holland (1975), além de conferir generalidade ao algoritmo e apresentar operadores simples de busca. Esta representação, no entanto, nem sempre é a mais eficiente nos problemas de otimização, por diversos motivos. Se o problema apresentar parâmetros contínuos e o usuário desejar trabalhar com maior precisão, os indivíduos binários podem tornar-se excessivamente longos, necessitando de uma grande quantidade de bits para sua representação. Nestes casos, a escolha de uma representação real pode ser mais interessante do ponto de vista do programador. Os vetores binários também são mais sensíveis ao processo de mutação, já que uma mutação nos primeiros valores binários do gene terá um efeito maior na modificação da aptidão do indivíduo do que uma mutação nos seus últimos valores (REZENDE, 2003). Além disso, ao se utilizar uma representação binária para valores reais ou inteiros em problemas com restrições, indivíduos ineficazes podem surgir ao longo do processo evolutivo.

Por conta desses aspectos, Raidl e Julstrom (2003) atribuem à codificação cromossômica, e também aos seus respectivos operadores genéticos, papel determinante no sucesso dos AGs, indicando que sua escolha deve ser cautelosa.

i. Seleção

A cada geração, os indivíduos de uma população competem entre si pela oportunidade de gerar descendentes em um processo chamado de *seleção*. A seleção dos indivíduos é feita a partir de suas aptidões, e da mesma forma que ocorre no processo de seleção natural, os indivíduos mais aptos têm maiores chances de se perpetuar. Dentre os operadores de seleção mais utilizados na literatura, se destacam: método da roleta, método do torneio, seleção por *rank* e seleção de *Boltzmann* (CASTRO; VON ZUBEN, 2011; REZENDE, 2003), além do elitismo (SZUVOVIVSKI, 2008).

O AG clássico utiliza um método de seleção proporcional à aptidão, geralmente implementado como o método da roleta, que atribui a cada indivíduo uma probabilidade de seleção proporcional à sua aptidão. As probabilidades individuais são dispostas em uma roleta simples de jogo (FERREIRA, 2002), de modo que indivíduos mais adaptados tenham maiores chances de seleção. No escopo deste trabalho, além do método da roleta, também são aplicados a seleção baseada em *rank* e o torneio binário. Na seleção por *rank*, os indivíduos são ordenados por aptidão e a probabilidade de seleção de cada um deles é calculada com base na sua posição dentro do grupo ordenado. O torneio binário, por sua vez, configura-se como um dos métodos de seleção mais refinados à medida que mantém a diversidade populacional e evita a convergência prematura do algoritmo para um ótimo local (CASTRO; VON ZUBEN, 2011). A metodologia consiste na comparação direta de dois indivíduos da população escolhidos aleatoriamente, de modo que aquele com a melhor aptidão seja selecionado.

É importante ressaltar que estes métodos de seleção não garantem a escolha do melhor indivíduo da população para participar do processo reprodutivo. O método responsável por esse processo é o elitismo, que pode ou não ser adicionado ao processo de seleção. É usualmente utilizado para evitar o descarte dos melhores indivíduos e consiste em transferir os n melhores para a geração seguinte, como uma cópia, sem necessidade de sofrer modificações a partir do cruzamento ou da mutação.

ii. Cruzamento

Após o processo de seleção, ocorre o processo de reprodução propriamente dita. A etapa de cruzamento (recombinação genética) é a responsável pela

recombinação das características dos pais durante o processo reprodutivo, permitindo que as próximas gerações herdem essas características.

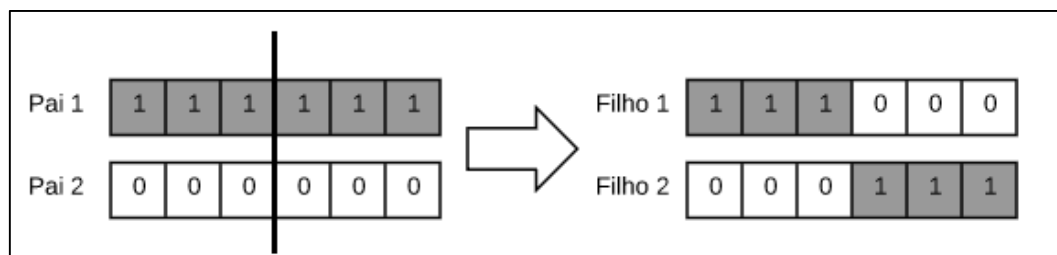
É o operador genético predominante, por isso, o percentual de cruzamento situa-se entre 50% a 80% do número total de indivíduos de uma população. É necessário equilíbrio na determinação da taxa de cruzamento. Se a taxa for muito alta, estruturas com boas aptidões podem ser descartadas mais rapidamente que a capacidade da seleção em criar melhores estruturas; se for muito baixa, a busca pode estagnar (LINDEN, 2008). Como comentado anteriormente, a definição dos operadores genéticos utilizados tem relação direta com a representação cromossômica utilizada. A seguir são descritas as técnicas mais utilizadas de cruzamento para estruturas (a) *binárias* e (b) *reais (ou inteiras)*.

(a) *Codificação binária*

Na codificação binária, os tipos de cruzamento mais comumente utilizados são: cruzamento em um único ponto, cruzamento em dois pontos e cruzamento uniforme.

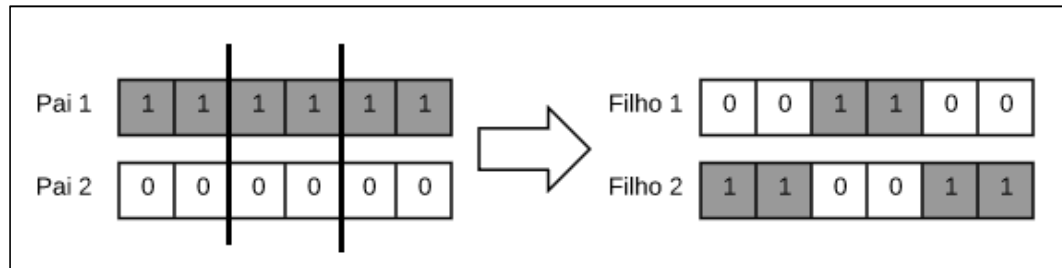
O cruzamento em um único ponto é realizado através da recombinação genética dos genes dos pais a partir de um único ponto de corte do cromossomo, selecionado de forma aleatória. Os genes anteriores a este ponto em um dos pais são ligados aos genes posteriores a este ponto no segundo pai, formando dois filhos. A Figura 4.1 demonstra este tipo de cruzamento. O cruzamento em dois pontos é realizado de forma similar, contudo, existem dois pontos de corte na recombinação. O processo pode ser observado na Figura 4.2.

Figura 4.1 - Cruzamento em um único ponto



Fonte: Da Autora

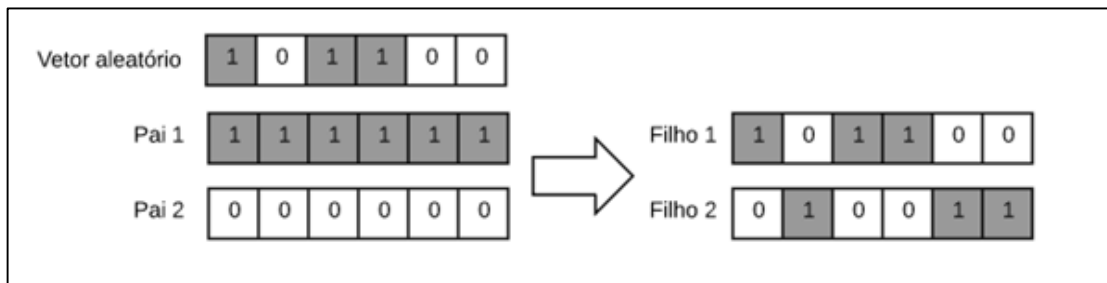
Figura 4.2 - Cruzamento em dois pontos



Fonte: Da Autora

No cruzamento uniforme, o ponto de corte é substituído por um vetor aleatório (máscara) e através dele se determina a configuração genética dos filhos. Se um determinado bit da máscara for igual a 1, o filho 1 herda o gene do Pai 1, caso contrário, herda a característica do Pai 2, como mostra a Figura 4.3. O filho 2, por sua vez, é gerado de forma inversa.

Figura 4.3 - Cruzamento uniforme



Fonte: Da Autora

(b) Codificação real (ou inteira)

Na codificação real, os cruzamentos desenvolvidos para vetores binários também podem ser utilizados. Mas além deles, outros operadores de recombinação podem ser definidos, tais como: cruzamento intermediário e cruzamento aritmético.

No cruzamento intermediário, realiza-se a média aritmética de cada posição dos vetores pais, tal que:

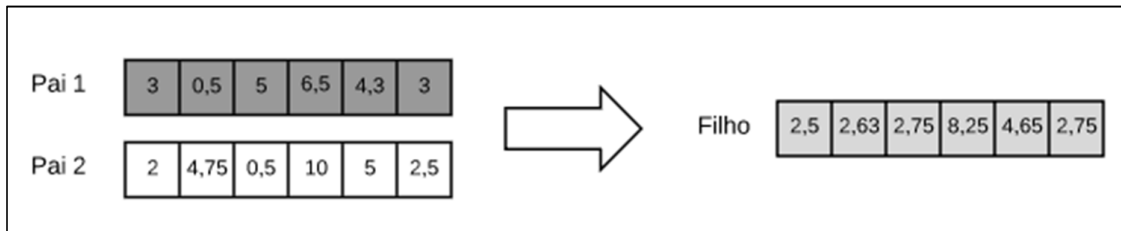
$$filho_i = \frac{(pai_{1i} + pai_{2i})}{2} \quad (4.1)$$

em que:

- i representa cada gene do vetor;
- pai_1 é o pai 1 selecionado;
- pai_2 é o pai 2 selecionado;
- $filho$ é o filho resultante do cruzamento;

Este operador atua deterministicamente sobre o par de soluções e apenas um filho é gerado por cruzamento, como se observa no esquema da Figura 4.4.

Figura 4.4 - Cruzamento intermediário



Fonte: Da Autora

No cruzamento aritmético, realiza-se uma média ponderada, de modo que:

$$\left\{ \begin{array}{l} filho_{1i} = \alpha pai_{1i} + (1 - \alpha) pai_{2i} \\ filho_{2i} = (1 - \alpha) pai_{1i} + \alpha pai_{2i} \end{array} \right. \quad (4.2a)$$

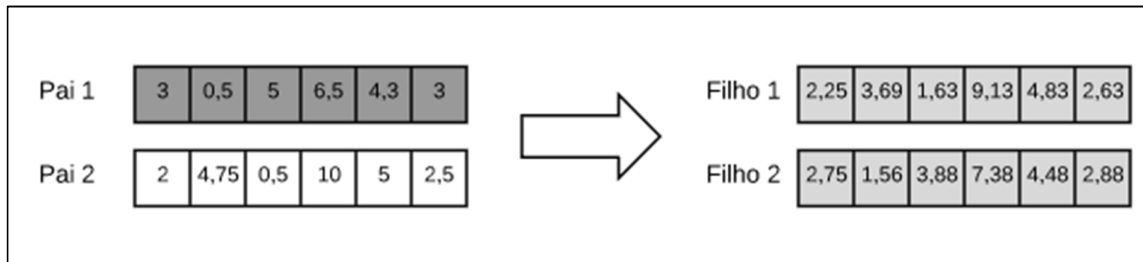
$$filho_{2i} = (1 - \alpha) pai_{1i} + \alpha pai_{2i} \quad (4.2b)$$

em que:

- i representa cada gene do vetor;
- pai_1 é o pai 1 selecionado;
- pai_2 é o pai 2 selecionado;
- $filho_1$ é o filho 1 resultante do cruzamento;
- $filho_2$ é o filho 2 resultante do cruzamento;
- α é o peso da média ponderada no intervalo $[0,1]$.

Na Figura 4.5, o esquema mostra a aplicação deste operador com peso $\alpha = 0,25$.

Figura 4.5 - Cruzamento aritmético



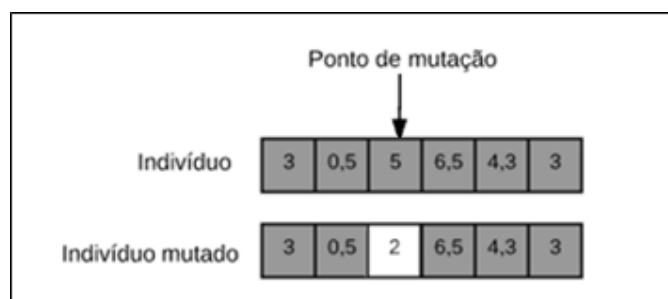
Fonte: Da Autora

iii. Mutação

A mutação consiste em um processo eficiente na introdução e manutenção da diversidade de uma população, já que altera um ou mais componentes de uma estrutura escolhida. Estas modificações podem ser responsáveis pelo surgimento de um indivíduo com excelentes características que podem se perpetuar ao longo das gerações e resultar em uma solução ótima. Por atuar de forma adicional ao processo de recombinação genética, o número de indivíduos que participam da mutação a cada geração é baixo, ficando em torno de 2% a 10%.

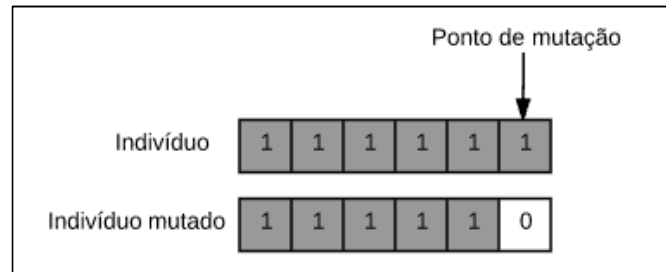
Neste procedimento, após a seleção do indivíduo, substitui-se o valor de um gene por um valor aleatório entre os limites máximo e mínimo permitidos, caso se trate de um vetor inteiro ou real (FIGURA 4.6). Para vetores binários, o procedimento é simplificado por uma operação lógica do tipo NOT do valor do gene selecionado, como se observa na Figura 4.7. Esta metodologia mostra-se bastante eficiente e pode ser aplicada em cromossomos binários, reais ou inteiros.

Figura 4.6 - Mutação para cromossomo inteiro



Fonte: Da Autora

Figura 4.7 - Mutação para cromossomo binário



Fonte: Da Autora

4.1.3 Terminologia e Fluxograma

Sabendo da influência que os algoritmos genéticos recebem da biologia em suas definições e processos, na Tabela 4.1 apresenta-se um resumo acerca da terminologia absorvida dos sistemas biológicos e o seu significado do ponto de vista dos AGs.

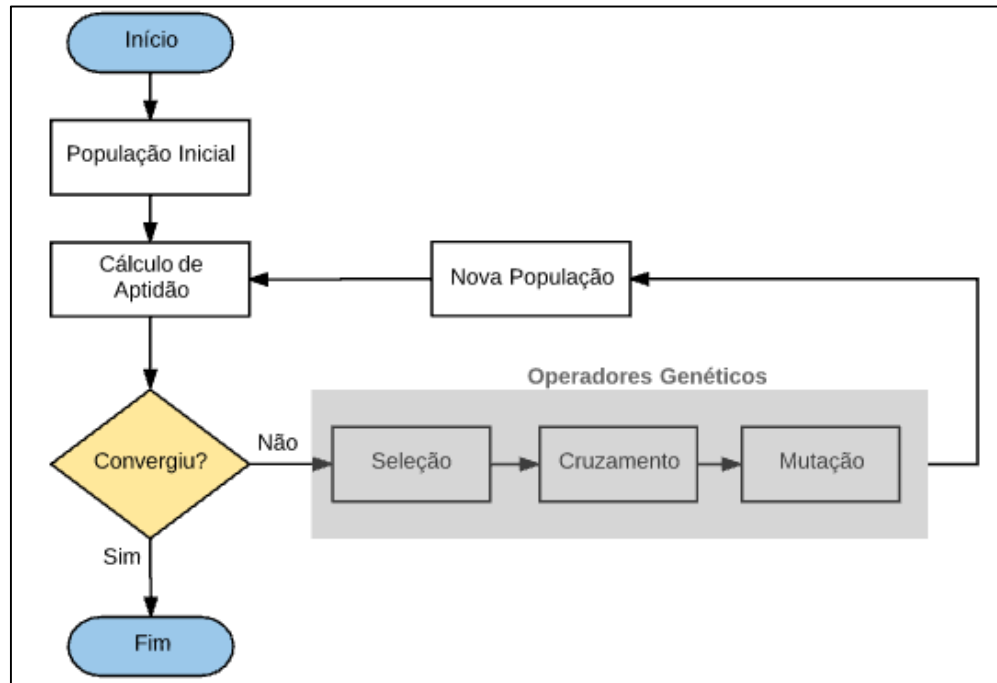
Tabela 4.1 - Terminologia dos AGs

Terminologia	Descrição
Cromossomo	Estrutura de dados que codifica uma solução para o problema no espaço de busca
Gene	Parâmetro codificado do cromossomo
Aptidão	Indica a qualidade de cada solução ao problema proposto
Genótipo	Informação codificada de uma solução
Fenótipo	Decodificação de um cromossomo, que representa a solução propriamente dita
Indivíduo	Solução no espaço de busca – Consiste no cromossomo com sua respectiva aptidão
População	Conjunto de indivíduos no espaço de busca
Geração	Iteração completa do AG que produz uma nova população
Época	Conjunto de n gerações

Fonte: Adaptado de Beê (2007) e Szuvovivski (2008)

Dado o processo de funcionamento dos algoritmos genéticos, assim como a sistemática dos operadores, o fluxograma exibido na Figura 4.8 esquematiza as etapas principais de um AG clássico, como descritas nas seções anteriores deste capítulo.

Figura 4.8 - Fluxograma de um algoritmo genético básico



Fonte: Da Autora

4.2 ALGORITMOS GENÉTICOS MULTIOBJETIVO

Existem duas linhas principais para a solução de problemas de natureza multiobjetivo: (a) redução do problema de modo a transformá-lo em mono-objetivo, o que pode ser feito a partir da atribuição de pesos individuais para cada objetivo distinto e (b) aplicação de algoritmos capazes de encontrar um conjunto de soluções eficientes ou não dominadas, os chamados algoritmos multiobjetivo.

Os AGs multiobjetivo são assim chamados por se basearem no funcionamento de AGs convencionais e por se mostrarem apropriados na busca de soluções não dominadas. A principal diferença entre os AGs e os AGs multiobjetivo está no modo como se atribui a aptidão dos indivíduos. De forma geral, nos AGs convencionais, a aptidão é calculada a partir da função objetivo. Ao se trabalhar com AGs multiobjetivo, observa-se a presença de soluções eficientes, que são indiferentes entre si no que diz respeito às metas do problema e, portanto, torna-se necessário definir algumas estratégias para calcular a aptidão de cada solução.

O primeiro AG desenvolvido para problemas multiobjetivo foi proposto por Schaffer (1985) e denominado de VEGA (*Vector Evaluated Genetic Algorithm*). Este

método se diferencia de um AG convencional no que diz respeito ao operador de seleção. Desse modo, para um problema com n objetivos, n subpopulações são criadas de forma a avaliar cada objetivo separadamente. Apesar de apresentar resultados razoáveis, o algoritmo não obtém boa diversidade das soluções na fronteira de Pareto.

Goldberg (1989) apresentou uma metodologia de ordenação de soluções baseado no conceito de dominância, de modo que a aptidão de uma solução i fosse proporcional ao número de soluções que ela domina. Muitos AGs multiobjetivo foram propostos a partir da ideia inicial de Goldberg, como: MOGA (FONSECA; FLEMING, 1993), NSGA (SRINIVAS; DEB, 1994), NSGA II (DEB et al., 2002), SPEA (ZITZLER; THIELE, 1998) e SPEA2 (ZITZLER et al., 2001), aplicado nesta dissertação.

E de modo geral, os modelos de AG multiobjetivo são classificados por Deb (2005) em dois tipos:

1. Não elitistas;
2. Elitistas, como o SPEA e SPEA2, que utilizam uma população externa para guardar as soluções eficientes ao longo de cada geração.

4.2.1 SPEA2 (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2*)

O algoritmo SPEA2 foi proposto por Zitzler et al. (2001) e utiliza uma população normal P_t de tamanho N e uma população externa $\bar{P}_t$ de tamanho $\bar{N}$, também denominada de arquivo, onde são guardadas as soluções não dominadas.

Inicialmente cria-se uma população aleatória P_0 e uma população externa $\bar{P}_t$ vazia. A aptidão dos indivíduos da população $Q = P_t \cup \bar{P}_t$ é obtida a partir de várias etapas. Primeiro calcula-se a aptidão s_i (*strength fitness*) a partir da equação (4.3).

$$s_i = |\{j \mid j \in Q \wedge i \succ j\}| \quad (4.3)$$

em que:

- > denota o operador de dominância.

Desse modo, o valor de s_i indica o número de soluções que i domina na população Q . Em seguida calcula-se o valor de r_i (*raw fitness*) conforme a equação:

$$r_i = \sum_{j \in Q, j > i} s_j \quad (4.4)$$

Dessa maneira, r_i representa a soma dos s_j das soluções que dominam i em Q . Para soluções não dominadas, $r_i = 0$. Em contrapartida, soluções com um valor de r_i alto são dominadas por muitas soluções em Q .

A partir dos fatores *strength* e *raw fitness* as soluções podem ser ordenadas por dominância, havendo interesse que soluções não dominadas se perpetuem ao longo do processo. Contudo, em populações com muitos indivíduos não dominados, pode haver dificuldade em enfatizar a preferência de uma solução sobre a outra, uma vez que todas teriam o fator $r_i = 0$. De modo a resolver este empasse, aplica-se o conceito de densidade, que se baseia no método de *k-vizinhos*, no qual a densidade em qualquer ponto é inversamente proporcional à distância do seu *k-ésimo* vizinho mais próximo. A densidade d_i é formulada a partir da equação (4.5). É válido salientar que a soma do número 2 no denominador em questão garante $0 < d_i < 0,5$.

$$d_i = \frac{1}{\sigma_i^k + 2} \quad (4.5)$$

em que:

σ_i^k representa a distância da solução i ao seu *k-vizinho* mais próximo;

k é igual ao inteiro mais próximo de $\sqrt{N + \bar{N}}$.

Finalmente, a aptidão de cada solução i é calculada a partir da equação (4.6). Sabendo que as soluções não dominadas têm $r_i = 0$ e que $d_i < 1$, estas têm aptidão $F_i < 1$, enquanto as soluções dominadas têm $F_i \geq 1$.

$$F_i = r_i + d_i \quad (4.6)$$

De posse da aptidão de todos os indivíduos, ocorre a chamada *environmental selection*, processo responsável pela cópia das soluções eficientes de Q para formar a população externa da geração seguinte $\bar{P}_{t+1}$. Assim:

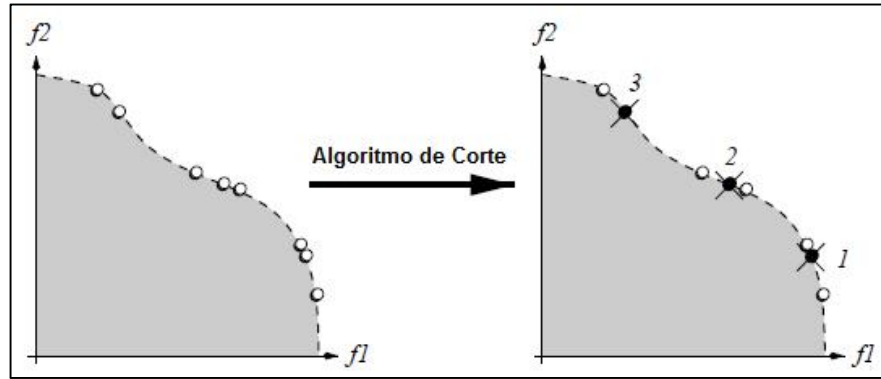
$$\bar{P}_{t+1} = \{i \mid i \in Q \wedge F_i < 1\} \quad (4.7)$$

Após esta seleção, existem três possibilidades:

1. $|\bar{P}_{t+1}| = \bar{N}$. O número de indivíduos não dominados é igual ao tamanho do arquivo, deste modo, não são feitas modificações sobre $\bar{P}_{t+1}$;
2. $|\bar{P}_{t+1}| < \bar{N}$. O número de indivíduos não dominados é menor que o tamanho do arquivo. Neste caso, ordena-se Q por F_i ($F_i \geq 1$) e copiam-se as $\bar{N} - |\bar{P}_{t+1}|$ soluções $i \in Q$ de modo a completar o arquivo;
3. $|\bar{P}_{t+1}| > \bar{N}$. O número de indivíduos não dominados é maior que o tamanho do arquivo. Utiliza-se um algoritmo de corte sobre $\bar{P}_{t+1}$ de modo a eliminar indivíduos até que $|\bar{P}_{t+1}| = \bar{N}$. A cada iteração do algoritmo de corte, elimina-se um indivíduo tal que a distância para seu vizinho mais próximo seja a menor possível. Caso haja empate, considera-se a segunda menor distância como critério, e assim sucessivamente, conforme a equação (4.8). O algoritmo de corte tende a eliminar soluções que estão muito próximas, o que garante maior diversidade ao longo da fronteira de Pareto. A Figura 4.9 exhibe este comportamento à medida que exclui três soluções de $\bar{P}_{t+1}$ e garante $|\bar{P}_{t+1}| = \bar{N} = 5$.

$$\begin{aligned} i \leq_d j &: \Leftrightarrow \forall 0 < k < |\bar{P}_{t+1}|: \sigma_i^k = \sigma_j^k \vee \\ &\exists 0 < k < |\bar{P}_{t+1}|: [(\forall 0 < L < k: \sigma_i^L = \sigma_j^L) \wedge \sigma_i^k < \sigma_j^k] \end{aligned} \quad (4.8)$$

Figura 4.9 - Atuação do algoritmo de corte do SPEA2



Fonte: Adaptado de Zitzler et al. (2001)

Dada a população externa $\bar{P}_{t+1}$, realiza-se o processo de *mating selection*: uma população intermediária é selecionada a partir do torneio binário com reposição entre os indivíduos do arquivo. A população normal da próxima geração P_{t+1} forma-se a partir da recombinação genética (cruzamento e mutação) dos indivíduos da população intermediária. O processo se repete até que haja convergência total do método, que geralmente é alcançada após a ocorrência do número máximo de gerações indicado.

De forma resumida, o algoritmo do SPEA2 segundo Zitzler et al. (2001) é apresentado a seguir:

Entradas N (tamanho da população normal)

$\bar{N}$ (tamanho do arquivo)

t, T (contador e número máximo de gerações, respectivamente)

Saída A (conjunto de indivíduos não dominados)

Passo 1 **Inicialização:** Gerar uma população inicial P_0 e criar uma população externa $\bar{P}_0$ (arquivo) inicialmente vazia. Fazer $Q_0 = P_0 \cup \bar{P}_0$ e $t = 0$;

Passo 2 **Cálculo de fitness:** Calcular s_i, r_i, d_i e F_i segundo as equações (4.3), (4.4), (4.5) e (4.6), respectivamente, para todo indivíduo $i \in Q$;

Passo 3 **Environmental Selection:** Copiar todas as soluções não dominadas $\in Q$ ($F_i <$ 1) para o arquivo da próxima geração $\bar{P}_{t+1}$:

3.1 Se $|\bar{P}_{t+1}| = \bar{N}$, ir para passo 4;

3.2 Se $|\bar{P}_{t+1}| < \bar{N}$, ordenar Q por $F(i)$ e copiar as primeiras $N - |\bar{P}_{t+1}|$

soluções para completar o arquivo;

3.3 Se $|\bar{P}_{t+1}| > \bar{N}$, utilizar o algoritmo de corte até que $|\bar{P}_{t+1}| = \bar{N}$.

- Passo 4 **Parada:** Se $t \geq T$ ou outro critério de parada for satisfeito, fazer $A = |\bar{P}_{t+1}|$ e parar. Caso contrário, ir para o passo 5;
- Passo 5 **Mating Selection:** Realizar seleção por torneio com reposição com os indivíduos do arquivo $\bar{P}_{t+1}$;
- Passo 6 **Variação:** Aplicar cruzamento e mutação nos indivíduos selecionados e gerar a nova população P_{t+1} . Fazer $t = t + 1$ e voltar ao passo 2.

4.3 FERRAMENTA DE IMPLEMENTAÇÃO

O *Microsoft Visual Studio* é uma ferramenta da *Microsoft*[®] para desenvolvimento de *softwares* especialmente dedicados ao *.NET Framework* e às linguagens de programação *Visual Basic* (VB), C, C++, C# (*C Sharp*) e J# (*J Sharp*). Também é utilizado para desenvolvimento na área *web* a partir da plataforma *ASP.NET* (Microsoft Visual Studio, 2016).

A biblioteca *AForge.NET* possibilita implementações em C# envolvendo inteligência artificial, como processamento de imagens, redes neurais, lógica *fuzzy* e algoritmos evolucionários. A biblioteca *AForge.Genetic* desse projeto contém interfaces e classes que permitem implementar algoritmos evolucionários, como, por exemplo, os algoritmos genéticos convencionais. A biblioteca foi concebida em três conjuntos principais de classes:

- *IChromosome*: Interface para todas as classes que implementam os cromossomos, incluindo operadores como cruzamento e mutação;
- *IFitnessFunction*: Interface para todas as classes que implementam a função de aptidão;
- *ISelectionMethod*: Interface para todas as classes que implementam os algoritmos dos operadores de seleção.

Existe ainda a classe *Population.cs*, responsável por inicializar uma população aleatória de acordo com os parâmetros desejados. Ao longo da evolução do algoritmo, novos membros são gerados a partir da utilização dos operadores genéticos selecionados.

A biblioteca *AForge.Genetic* foi utilizada como base para implementação em ambiente C# dos AGs convencionais utilizados neste trabalho. A validação de um AG convencional a partir desta plataforma pode ser acompanhada no Apêndice B deste trabalho. O algoritmo desenvolvido volta-se à solução de funções clássicas de problemas de otimização, as chamadas funções de *De Jong*.

Apesar de fornecer classes e interfaces suficientes para a implementação de algoritmos genéticos convencionais, a biblioteca em questão não implementa AGs multiobjetivo. Visando subsidiar este trabalho, o Grupo de Sistemas de Potência (GSEP) da UFPB desenvolveu a expansão da biblioteca *AForge.Genetic* com a inclusão da funcionalidade do método SPEA2.

5 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO

5 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO

O problema de alocação integrada de BCs e RTs na rede de distribuição exige o cumprimento simultâneo de vários critérios, configurando-se como multiobjetivo. Deseja-se um percentual mínimo de perdas e um perfil de tensão o mais próximo possível da tensão nominal do sistema, com garantia de investimento mínimo. Com base no conhecimento teórico e prático, sabe-se que o capacitor em derivação no sistema permite compensação reativa e reduz perdas de forma significativa, e como consequência, também traz elevação do perfil de tensão do alimentador (ALMEIDA et al., 2007a). O regulador de tensão, por sua vez, tem como principal efeito a correção do perfil de tensão, mas também proporciona redução das perdas, ainda que em menor escala.

Neste trabalho, a alocação integrada de bancos de capacitores e reguladores de tensão é formulada como um problema de otimização biobjetivo, havendo duas funções de otimização principais: f_{BC} , que faz referência à alocação de BCs e f_{RT} , que indica a instalação de RTs. Resolver o problema significa determinar as barras da rede de distribuição onde serão instalados os BCs, especificando a quantidade e o tipo do banco (fixo ou automático) e em qual ou quais barras se deve instalar os RTs, especificando os *taps* de operação dos mesmos para todos os patamares de curva de carga segmentada.

Os capacitores são modelados como cargas do tipo impedância constante e os reguladores de tensão, conforme o modelo de 32 degraus do tipo B (seção 3.3.1), com regulação monofásica de $\pm 10\%$ e configuração trifásica delta fechado, que apresenta maior faixa de regulação ($\pm 15\%$).

Utiliza-se uma adaptação do sistema Duplex como metodologia de otimização. O sistema Duplex foi formulado originalmente no trabalho de Almeida et al. (2007a) e consiste em uma metodologia composta por dois AG encadeados trabalhando de forma colaborativa. Esta estratégia permite representar o problema volt/var em subproblemas distintos, mas conectados, visando sua simplificação. A técnica desenvolvida neste trabalho apresenta contribuições com relação ao método original no que diz respeito à formulação dos objetivos de cada AG, à utilização de uma técnica de redução do espaço de busca e ao balanceamento adequado dos parâmetros de simulação dos algoritmos. De modo a comprovar a eficácia do método

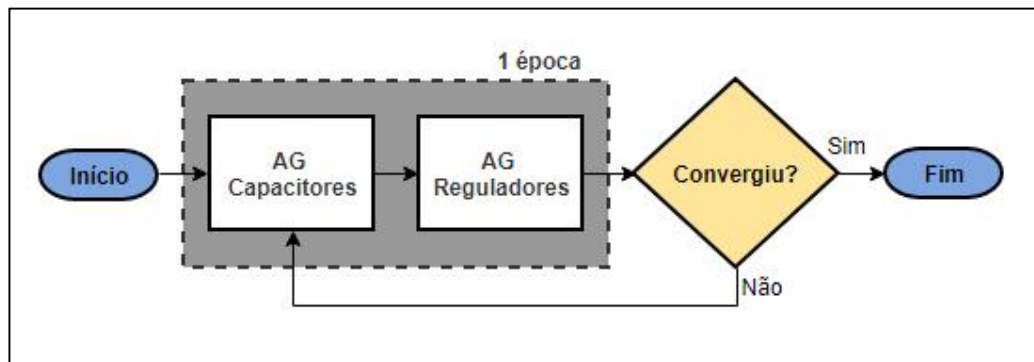
desenvolvido, uma metodologia que utiliza o AG multiobjetivo SPEA2, cuja eficácia tem sido comprovada em diferentes ramos (ONAKA et al., 2016; KARIMI; LOTFI, 2014; SOUZA; ALMEIDA, 2010), foi testada e serve como referência para avaliação do desempenho do sistema Duplex.

As seções a seguir descrevem as particularidades do AG Duplex e apresentam a formulação do problema, especificando as funções de aptidão e a codificação utilizada nas metodologias em questão.

5.1 SISTEMA DUPLEX

O sistema Duplex é composto por dois AGs convencionais: um para a alocação de bancos de capacitores e outro para os reguladores de tensão (Figura 5.1). Os dois AGs apresentam funções de aptidão e codificações distintas, contudo, sofrem forte influência um do outro, à medida que a solução parcial de um AG é utilizada na inicialização do seguinte, até que haja convergência total dos dois algoritmos. Nesta topologia, uma época é representada pela execução conjunta dos dois AGs.

Figura 5.1 - Fluxograma do sistema Duplex volt/var



Fonte: Adaptado de Almeida et al. (2007a).

O algoritmo trabalha da seguinte maneira (ALMEIDA et al., 2007a): O AG-BCs é iniciado e quando este converge, passa-se para o AG-RTs, de modo que este já considere a solução obtida pelo primeiro AG na sua configuração de rede. Ao término desta etapa, se completa uma época. O processo continua com a inicialização do AG-BCs de forma similar, mas agora considerando a solução encontrada pelo AG-RTs na

época anterior. O processo segue por várias épocas até que a solução de cada AG se repita por um número fixo de épocas.

5.2 ALOCAÇÃO DE CAPACITORES

A questão da alocação de capacitores em redes de distribuição de energia é um problema de otimização combinatória inteira-mista. Neste problema, busca-se a localização, o tamanho e o tipo (fixo ou automático) dos capacitores a serem instalados nas barras de distribuição para n_{PAT} patamares de carga. A instalação deve ser obtida de modo a garantir: (a) menor custo de perdas de energia ativa (b) menor custo de perdas de potência de pico e (c) menor custo de aquisição dos capacitores.

A seguir, apresenta-se a formulação matemática da função de aptidão utilizada para resolver o problema de alocação ótima de BCs adotada neste trabalho.

5.2.1 Função de Aptidão

Para a função de aptidão de capacitores, o objetivo é minimizar os custos totais, no formato:

$$f_{BC} = \min (f_1 + f_2 + f_3) \quad (5.1)$$

em que:

f_{BC} é custo total (função objetivo);

f_1 é custo das perdas de energia ativa;

f_2 é o custo das perdas de potência de pico;

f_3 é o custo de aquisição dos capacitores fixos e chaveados.

(a) Custo das Perdas de Energia Ativa

As perdas de potência ativa para cada condição de carga considerada são calculadas via algoritmo do MSP, demonstrado no Apêndice A. Uma vez obtidos os valores das perdas de potência, pode-se obter o valor da energia total consumida pelas perdas ao longo de um ano:

$$P_{energia} = \left(\sum_{i=1}^{n_{PAT}} Pe_i \times Horas_i \right) \times 365 \quad (5.2)$$

em que:

n_{PAT} é o número de patamares de carga;

Pe_i são as perdas de potência ativa no patamar i (MW);

$Horas_i$ corresponde à duração de cada patamar de carga i (horas).

Calculada a energia total consumida pelas perdas elétricas em um ano, multiplica-se este valor pela tarifa da energia vigente, obtendo-se assim o custo relativo às perdas de energia elétrica no alimentador:

$$f_1 = P_{energia} \times K_e \quad (5.3)$$

em que:

K_e representa a tarifa de energia vigente¹ (R\$/MWh).

(b) Custo das Perdas de Potência de Pico

As perdas de potência de pico representam as perdas ativas no patamar de maior carregamento do sistema. Contabilizando essas perdas ao longo de um ano:

$$P_{pico} = Pe_{pico} \times 365 \quad (5.4)$$

em que:

Pe_{pico} são as perdas de potência no patamar de maior carregamento (MW).

¹ A tarifa vigente é definida com base nos leilões de energia existente promovidos pela ANEEL. O último leilão realizado (03/2016), fixou a tarifa média de energia no valor de R\$ 318,00/MWh (ANEEL, 2016).

O custo relativo às perdas de potência pico é:

$$f_2 = P_{pico} \times K_p \quad (5.5)$$

sendo:

K_p o custo médio anual por perda de potência de pico² ($R\$/MW/ano$)

O valor de K_p se relaciona com os custos que a concessionária teria para atender novos consumidores em horário de pico, investimentos na melhoria do sistema, entre outros fatores. Esse valor varia bastante de uma concessionária para outra (ALMEIDA et al., 2007a).

A ideia é que a parcela f_2 , referente às perdas de pico, tenha um peso muito menor que parcela f_1 , referente às perdas totais de energia na função objetivo. Para exemplificar, suponha duas soluções distintas A e B de alocação de BCs na rede e desconsidere, por enquanto, o fator f_3 . Então, se:

- $f_1(A) \ll f_1(B)$, o fator f_2 não será significativo e A terá maior aptidão;
- $f_1(A) \approx f_1(B)$, o desempate fica no fator f_2 .

Desse modo, se garante que o algoritmo busque por soluções com maior redução de perdas de energia possível e que os custos com as perdas ativas de pico funcionem como um critério de desempate.

(c) Custo dos Capacitores

A escolha da dimensão e do tipo de capacitor a ser instalado nas barras da rede primária é um fator importante na implementação do algoritmo. Esta dissertação engloba a instalação de BCs fixos e chaveados no sistema em unidades padronizadas

² Definiu-se o valor de K_p como: $R\$180/MW/ano$, conforme o trabalho de Almeida et al. (2007a).

de potência de 150 kvar, havendo possibilidade de instalar mais de uma unidade por barra, a depender da demanda do sistema.

O custo de aquisição de cada BC é representado neste trabalho por duas parcelas principais, dispostas segundo a equação (5.6). É importante salientar que os BCs chaveados apresentam custo mais elevado que os fixos. Além disso, considerando que a expectativa de vida dos bancos é de aproximadamente 20 anos, decidiu-se representar esses custos por ano (GNANASEKARAN et al., 2015).

$$K_{BC}^i = K_{kvar}^i n_{kvar}^i + K_{co}^i \quad (5.6)$$

em que:

- i indica o tipo do BC (1 = fixo ou 2 = chaveado);
- K_{BC}^i é o custo de aquisição de um BC fixo ou chaveado por ano (R\$/ano);
- K_{kvar}^i é o custo referente à unidade de potência utilizada (R\$/ano);
- n_{kvar}^i indica a quantidade de unidades de potência que compõem o banco;
- K_{co}^i é o custo fixo inerente à construção dos bancos, independente de n_{kvar}^i (R\$/ano).

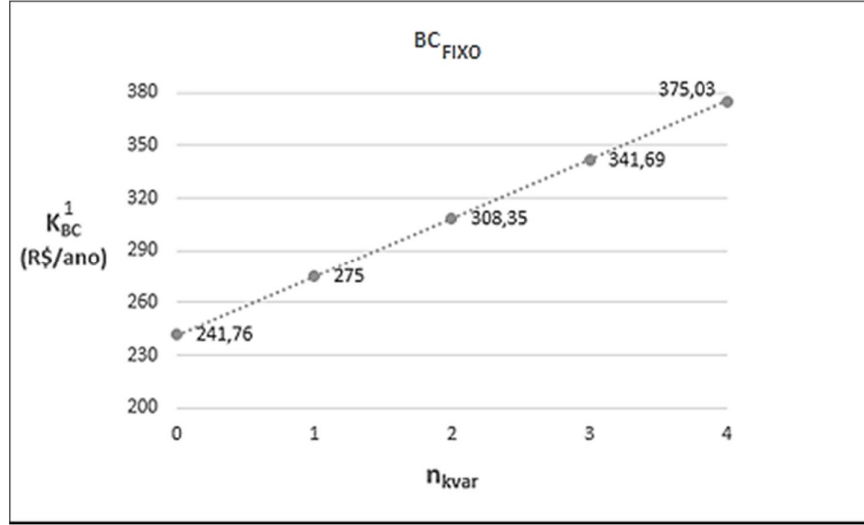
Considerando a unidade de potência de 150 kvar, os valores referentes à equação (5.6) são apresentados na Tabela 5.1. As curvas apresentadas nas Figuras 5.2 e 5.3 indicam o custo de aquisição de BCs fixos e chaveados para n_{kvar}^i entre 1 e 4 unidades.

Tabela 5.1- Custos relativos aos BCs fixos e chaveados

Fator	BC _{FIXO} ($i = 1$)	BC _{CHAVEADO} ($i = 2$)
K_{co}^i	R\$ 241,66 / ano	R\$ 1.733,33 / ano
K_{kvar}^i	R\$ 33,34 / ano	R\$ 66,67 / ano

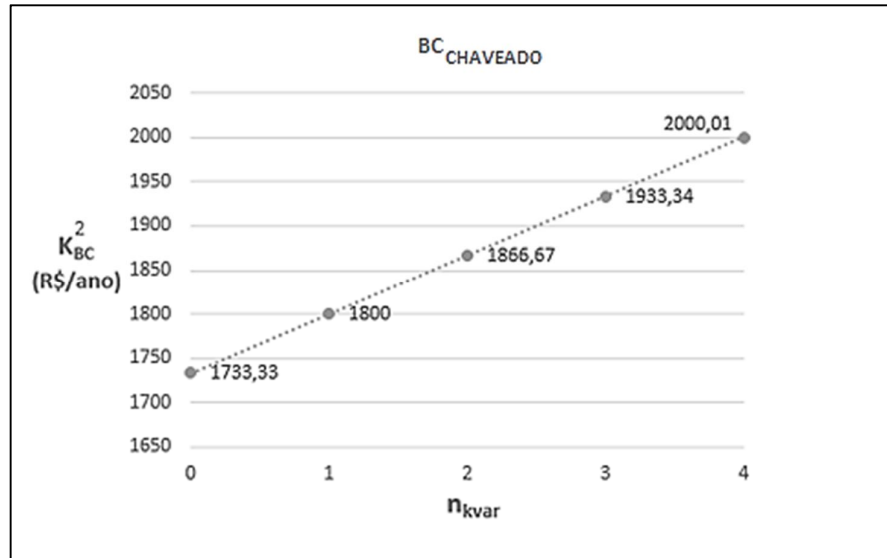
Fonte: Adaptado de Szuvovivski (2008)

Figura 5.2 - Custo de aquisição para BCs fixos



Fonte: Da Autora

Figura 5.3 - Custo de aquisição para BCs chaveados



Fonte: Da Autora

Finalmente, o custo total de aquisição dos BCs fixos e chaveados instalados na rede é dado por:

$$f_3 = \sum_{\Omega_{BC_fixo}} K_{BC}^1 + \sum_{\Omega_{BC_chav}} K_{BC}^2 \quad (5.7)$$

em que:

Ω_{BC_fixo} é o conjunto de barras com BCs fixos instalados;

Ω_{BC_chav} é o conjunto de barras com BCs chaveados instalados;

K_{BC}^1 é o custo de aquisição do BC fixo instalado na barra $\in \Omega_{BC_fixo}$;

K_{BC}^2 é o custo de aquisição do BC chaveado instalado na barra $\in \Omega_{BC_chav}$.

5.2.2 Codificação dos Indivíduos e Espaço de Busca

Para o escopo deste trabalho, adotou-se a codificação inteira. Essa escolha simplifica as etapas de decodificação, evita o surgimento de soluções inactivíveis no espaço de busca e reduz o tamanho dos cromossomos, diminuindo o tempo de convergência do método.

A Figura 5.4 ilustra a codificação de um cromossomo considerando alocação de capacitores em até quatro barras do sistema ($nBarras_{BC} = 4$), para quatro patamares de carga ($n_{PAT} = 4$). Vale salientar que $nBarras_{BC}$ e n_{PAT} são definidos pelo usuário, a depender da necessidade e dos parâmetros de cada sistema.

O cromossomo é dividido em 3 partes principais: a primeira informa as posições no vetor de barras candidatas, indicando as barras onde serão instalados os capacitores a partir da equação (5.8).

$$Barra = \Omega_C(n') \quad (5.8)$$

em que:

$Barra$ indica a barra na qual o BC será alocado;

Ω_C é o conjunto de barras candidatas;

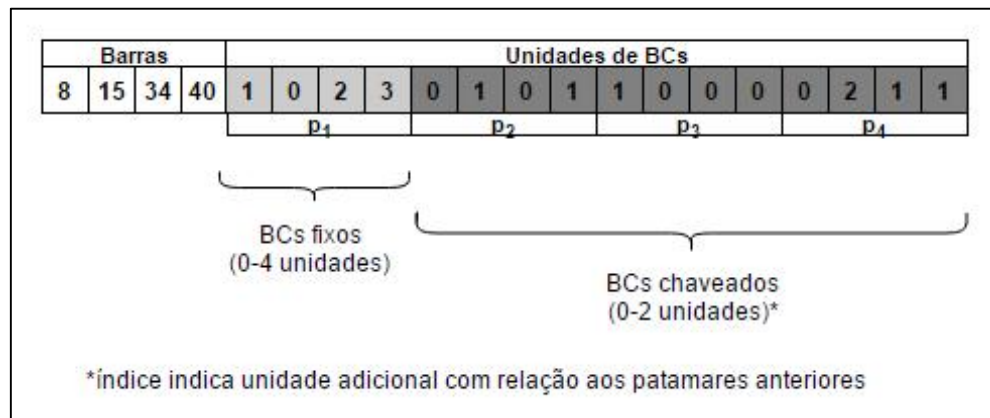
n' é o valor indicado no cromossomo, representando a posição no vetor Ω_C .

A inserção de um conjunto de barras candidatas permite que o usuário exclua barras que apresentem restrições à instalação de equipamentos. Outra funcionalidade diz respeito à aplicação de um método de redução do espaço de busca, a chamada regra dos dois terços, na qual o conjunto de barras candidatas será composto pelas barras que se localizam a 2/3 de distância da subestação, excluindo àquelas

pertencentes ao 1/3 inicial. Caso não haja restrições ou seleção da regra dos dois terços, o conjunto de barras candidatas será composto por todas as barras do sistema.

A segunda parte do cromossomo especifica a quantidade de BCs fixos a serem instalados na condição de carga leve (p_1) e a última indica as quantidades adicionais de unidades chaveadas para as três condições de carga restantes: intermediárias (p_2 e p_3) e pesada (p_4).

Figura 5.4 - Estrutura de cromossomo codificado para BCs



Fonte: Da Autora

Com relação aos BCs fixos, impôs-se o limite máximo de quatro unidades por barra, mais a opção de não instalar nenhum banco, totalizando cinco possibilidades de injeção de potência reativa (0, 150, 300, 450 ou 600 kvar). Para os BCs chaveados, adotou-se um limite de duas unidades adicionais por barra em cada patamar. Considerando o cromossomo em questão e supondo que Ω_C represente todas as barras do sistema, observa-se a seguinte distribuição de potência reativa ao longo da rede:

Tabela 5.2 - Decodificação do cromossomo para BCs

Barra	Injeção de potência reativa (kvar)			
	p_1	p_2	p_3	p_4
8	150	150	300	300
15	0	150	150	450
34	300	300	300	450
40	450	600	600	750

Fonte: Da Autora

Ainda com relação ao cromossomo apresentado, estima-se o espaço de busca a partir da equação (5.9):

$$E_{BC} = (n_{Barras})^{n_{Barras_{BC}}} \times 5^{n_{Barras_{BC}}} \times 3^{n_{Barras_{BC}} \times (n_{PAT} - 1)} \quad (5.9)$$

em que:

E_{BC} corresponde ao espaço de busca de alocação de capacitores;

n_{Barras} é o tamanho de Ω_C , que indica a quantidade de barras candidatas do sistema.

Por fim, considerando $n_{Barras_{BC}} = 4$ e $n_{PAT} = 4$, o espaço de busca em função de n_{Barras} pode ser calculado:

$$E_{BC} = (n_{Barras})^4 \times 5^4 \times 3^{12} \approx 3 \times (n_{Barras})^4 \times 10^8$$

5.3 ALOCAÇÃO DE REGULADORES DE TENSÃO

A instalação de RTs na rede de distribuição primária reflete critérios de qualidade de energia à medida que busca garantir a manutenção dos níveis de tensão nas barras dentro dos limites adequados. Neste âmbito, o AG desenvolvido deve ser capaz de determinar a localização e os *taps* de operação dos reguladores de tensão para cada patamar de carga, procurando garantir: (a) menor custo de aquisição dos reguladores e (b) menor custo de regulação de tensão. O chamado custo de regulação reflete a qualidade do perfil de tensão da rede, indicando a proximidade das tensões do alimentador ao valor de referência. Dessa forma, quanto maiores as violações de tensão, maiores os custos decorrentes da operação dos RTs para sua correção.

A seguir, apresenta-se a formulação matemática da função de aptidão utilizada para resolver o problema de alocação ótima de RTs.

5.3.1 Função de Aptidão

Para a função de aptidão de alocação dos reguladores, busca-se minimização dos custos totais na forma:

$$f_{RT} = \min (f_4 + f_5) \quad (5.10)$$

em que:

f_{RT} representa os custos totais (função objetivo);

f_4 é custo de aquisição dos reguladores de tensão;

f_5 é o custo de regulação de tensão.

(a) Custo de Aquisição dos RTs

Neste trabalho, decidiu-se pela utilização de reguladores de tensão em unidades padronizadas de potência, uma vez que os custos de aquisição de um RT estão diretamente ligados à sua classe de potência.

A norma *IEEE Standard C57.15-2009* define a potência das unidades padronizadas de acordo com a classe de tensão do alimentador de distribuição. A Tabela 5.3 expõe as unidades de potência disponíveis para alimentadores com uma tensão nominal de 13,8 kV, e para cada valor de potência, define-se o custo de aquisição de um banco trifásico de RTs conforme a Tabela 5.4.

Tabela 5.3 - Reguladores de tensão a 60 Hz e 13,8 kV

Potência Nominal (kVA)	Corrente (A)
69	50
138	100
207	150
276	200
414	300
552	400
667	483
833	604
1000	725

Fonte: IEEE Standard Requirements, Terminology, and Test Code for Step-Voltage Regulators - Redline. (2009)

Tabela 5.4 - Preço de bancos trifásicos de RTs de acordo com a classe da potência

Potência Nominal (kVA)	Preço (R\$)
69	37.000,00
138	38.000,00
207	44.800,00
276	51.600,00
414	58.100,00
552	64.700,00
667	70.300,00
833	75.800,00
1000	80.100,00

Fonte: Adaptado de Szuvovivski (2008)

Para o escopo deste trabalho, selecionou-se o banco trifásico de classe de potência de 414 kVA, independente do trecho de instalação. Esta escolha garante o suporte do fluxo de potência em quaisquer trechos dos sistemas de teste. Contudo, no cenário ideal de alocação, é importante selecionar o RT de acordo com o fluxo de potência do trecho de instalação, de modo a garantir que o RT instalado suporte a potência do trecho em questão, além de evitar gastos ao instalar um RT de maior capacidade em trechos com menor carregamento. Para trabalhos futuros, busca-se desenvolver uma metodologia que permita otimizar a escolha da classe de potência do RT de acordo com o fluxo de potência do trecho.

De modo geral, o custo total de aquisição dos RTs é definido por:

$$f_4 = n_{RT} \times K_{RT} \quad (5.11)$$

em que:

n_{RT} é a quantidade de RTs instalada na rede;

K_{RT} é o custo de aquisição de um banco trifásico de RTs.

(b) Custo de Regulação

De modo a garantir que a função de aptidão dos reguladores seja totalmente baseada em custos, adotou-se uma estratégia para monetizar a informação acerca da qualidade do perfil de tensão do sistema, que em uma situação ideal deveria estar o

mais próximo possível da tensão de referência (muitas vezes representada pela tensão nominal da subestação).

Considerando a instalação de um dado RT na rede, deseja-se representar o custo de regulação de tensão da seguinte forma: para barras com valores de tensão próximos ao valor de referência desejado, o custo é considerado mínimo. À medida que o valor de tensão se afasta da referência, o custo para manter essa tensão próxima da referência também aumenta. A ideia é que o valor final do custo de regulação de tensão seja uma porcentagem do custo do RT instalado na rede.

Considerando que a referência aqui adotada equivale à tensão da subestação ($V_{ref} = 1pu$), a tensão V_b em cada barra do sistema pode ser maior, menor ou igual à referência, havendo a necessidade de duas curvas de interpolação distintas:

$$V_b < 1pu: \quad cr_{inf}(V_b) = (a_i V_b^3 + b_i V_b^2 + c_i V_b + d_i) \times K_{RT} \quad (5.12)$$

$$V_b > 1pu: \quad cr_{sup}(V_b) = (a_s V_b^3 + b_s V_b^2 + c_s V_b + d_s) \times K_{RT} \quad (5.13)$$

em que:

- K_{RT} é o custo de aquisição do RT;
- cr_{inf}, cr_{sup} representam o custo de regulação para tensões abaixo ou acima de 1 pu, respectivamente (% K_{RT});
- V_b é a tensão na barra em questão (pu);
- a_i, b_i, c_i, d_i são os coeficientes do polinômio de terceiro grau para tensões abaixo de 1 pu;
- a_s, b_s, c_s, d_s são os coeficientes do polinômio de terceiro grau para tensões acima de 1 pu.

Os coeficientes dos polinômios descritos foram obtidos a partir de um método de aproximação numérica conhecido como Interpolação Polinomial de Lagrange (Apêndice C). Por se tratar de um polinômio de grau três, torna-se necessária a definição de no mínimo 4 pontos para determinação de cada curva. Considerando os dados da Tabela 3.1, que apresenta os níveis adequados, precários e críticos de tensão para o sistema de distribuição segundo o Módulo 8 do PRODIST, é possível

inferir a faixa de tensão adequada como sendo: $0,93 \text{ pu} < V_b < 1,05 \text{ pu}$. Para cada curva de interpolação (inferior e superior) definem-se os pontos segundo a Tabela 5.5.

Tabela 5.5 - Pontos de interpolação

Violação Inferior		Violação Superior	
$V_b(\text{pu})$	$\frac{cr_{inf}}{K_{RT}}(\%)$	$V_b(\text{pu})$	$\frac{cr_{inf}}{K_{RT}}(\%)$
1	0	1	0
0,965	1	1,02	1
0,93	5	1,05	5
0,85	100	1,12	100

Fonte: Da Autora

Para valores de tensão acima do limite inferior adequado ($V_b > 0,93 \text{ pu}$), o custo de regulação é relativamente baixo, aumentando à medida que a tensão diminui e se torna menor que o limite mínimo ($V_b < 0,93 \text{ pu}$). De modo similar, para tensões abaixo do limite adequado superior ($V_b < 1,05 \text{ pu}$), o custo de regulação é baixo, aumentando à medida que a violação ultrapassa esse limite. A partir dos pontos escolhidos, definem-se as curvas mostradas na Figura 5.5, com coeficientes obtidos a partir do polinômio interpolador descrito na equação (C.3) do Apêndice C:

$$cr_{inf}(V_b) = (-540,52V_b^3 + 1577,05V_b^2 - 1533,72V_b + 497,19) \times K_{RT} \quad (5.14)$$

$$cr_{sup}(V_b) = (880,95V_b^3 - 2687,86V_b^2 + 2733,9V_b - 927) \times K_{RT} \quad (5.15)$$

E o custo de regulação total, considerando a tensão nas barras ao longo de todos os patamares de carga, é dado pela equação (5.16). Nela, somam-se os custos advindos da regulação de tensão para tensões abaixo e acima da referência.

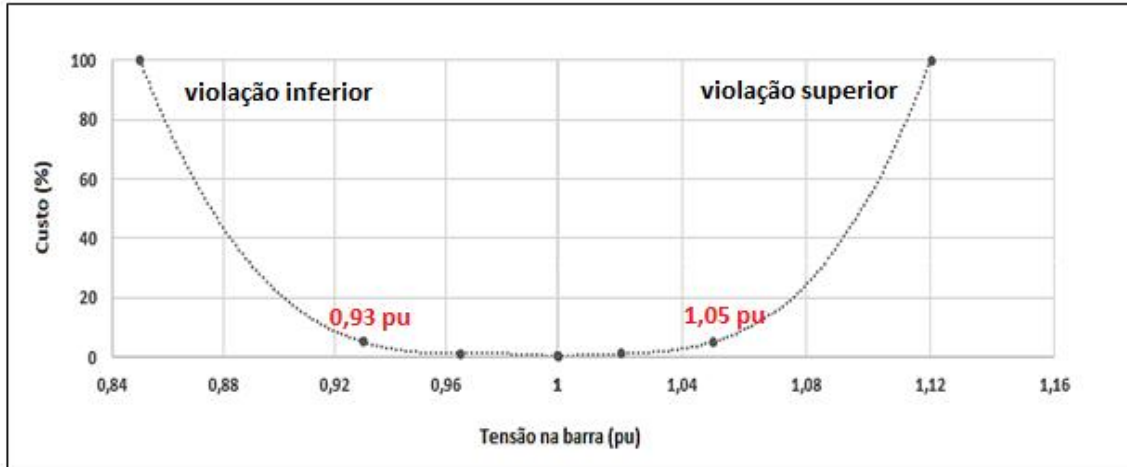
$$f_5 = \sum_{n=1}^{n_{PAT}} \left(\sum_{V_b \in \Omega_{inf}} cr_{inf}(V_b) + \sum_{V_b \in \Omega_{sup}} cr_{sup}(V_b) \right) \quad (5.16)$$

em que:

Ω_{inf} é o conjunto de barras com tensão abaixo da referência de 1 pu;

Ω_{sup} é o conjunto de barras com tensão acima da referência de 1 pu.

Figura 5.5 - Curvas de interpolação



Fonte: Da Autora

5.3.2 Codificação dos Indivíduos e Espaço de Busca

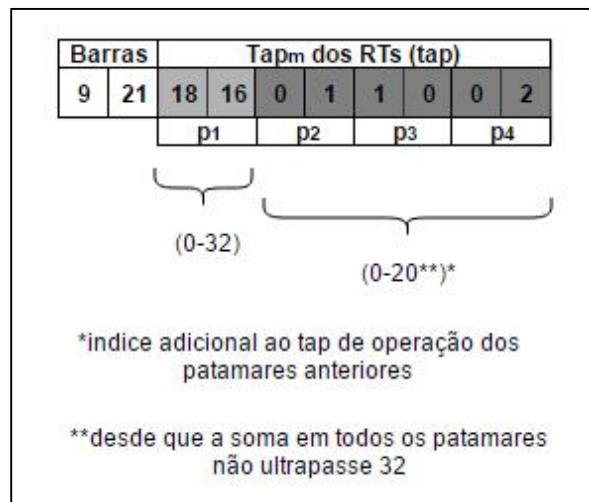
De modo similar ao cromossomo dos BCs, a codificação de um indivíduo considerando a alocação de RTs em duas barras do sistema ($n_{RT} = 2$) para quatro patamares de carga ($n_{PAT} = 4$) é mostrada na Figura 5.6. O cromossomo é dividido

em 3 partes principais: a primeira informa uma posição no vetor de barras candidatas, de modo a selecionar a barra de instalação do RT, seguindo a equação (5.8).

O conjunto de barras candidatas tem a mesma funcionalidade apresentada no AG de capacitores: excluir barras com restrições à instalação e/ou reduzir o espaço de busca a partir da regra dos dois terços. A diferença se dá no modo de seleção das barras. Sabendo que o RT permite a melhoria do perfil de tensão nas barras à jusante do seu ponto de instalação, é comum sua alocação em barras iniciais do alimentador. Assim, caso se solicite redução do espaço de busca a partir da regra dos dois terços, o conjunto de barras candidatas será composto pelas barras que se localizam nos 2/3 iniciais da rede, excluindo àquelas pertencentes ao 1/3 final.

A segunda parte do cromossomo especifica o tap_m^3 de operação em carga leve, e a terceira indica o incremento de tap que será adicionado para as três condições de carga restantes: duas intermediárias e a carga pesada.

Figura 5.6 - Estrutura de cromossomo codificado para RTs



Fonte: Da Autora

³ Para simplificar a codificação, escolheu-se utilizar uma escala positiva, de modo que o tap_m (tap modificado) varie no intervalo de 32 degraus [0-32]. Desse modo, define-se: $tap = tap_m - 16$.

Com relação aos RTs na carga leve, o valor do tap_m pode variar livremente ao longo dos 32 degraus de operação disponíveis. Para os outros patamares de carga, o valor determinado pelo gene se somará ao tap_m modificando o nível de regulação de tensão da rede. Esse incremento de tap pode variar no intervalo [0-20], contudo, adicionou-se uma restrição na etapa de geração dos cromossomos a fim de garantir que o tap_m total para cada patamar não ultrapasse o valor 32. Essa metodologia que define o incremento de tap à medida que a carga se torna mais pesada reflete o comportamento real do perfil de tensão de uma rede de distribuição, já que o aumento no carregamento do sistema ocasiona maiores quedas de tensão ao longo do alimentador.

Por fim, considerando o cromossomo exemplificado e supondo Ω_c composto por todas as barras do sistema, observa-se o seguinte comportamento de $taps$ na rede:

Tabela 5.6 - Decodificação de cromossomo para RTs

Barras	tap _m (tap)			
	p ₁	p ₂	p ₃	p ₄
9	18 (+2)	18 (+2)	19 (+3)	19 (+3)
21	16 (0)	17 (+1)	17 (+1)	19 (+3)

Fonte: Da Autora

E com relação ao espaço de busca para os RTs, é possível calcular:

$$E_{RT} = (n_{Barras})^{n_{RT}} \times (S_{total})^{n_{RT}} \quad (5.17)$$

em que:

E_{RT} corresponde ao espaço de busca de alocação de reguladores de tensão;

n_{Barras} é o tamanho de Ω_c ;

S_{total} indica todas as possíveis combinações de distribuição de $taps$ para cada barra ao longo dos patamares de carga.

O cálculo de S_{total} baseia-se no fato de que o tap_m incremental para cada patamar de carga depende do somatório dos $taps_m$ nos patamares anteriores, de modo que a soma total não ultrapasse 32. Considerando o cromossomo apresentado

na Figura 5.6 e supondo que o valor de tap_m para o primeiro patamar de carga p_1 seja 32, o somatório dos $taps_m$ para os patamares p_2 , p_3 e p_4 deve ser igual a zero, garantindo que a soma total não ultrapasse 32. Assim, existe apenas uma possibilidade de configuração (S_Δ) para os $taps_m$ de p_2 , p_3 e p_4 . Estendendo o exemplo para outros valores de tap_m inicial, apresentam-se os dados da Tabela 5.7.

Tabela 5.7 - Possibilidades de configuração dos $taps$ incrementais

$tap_m (p_1)$	$\Delta = 32 - tap_m$	Possibilidades (S_Δ)
32	0	1
31	1	3
30	2	6
29	3	10
...	...	...

Fonte: Da Autora

De modo generalizado, pode-se calcular S_Δ a partir da equação (5.18):

$$S_\Delta = \sum_{i=1}^{\Delta+1} i \quad (5.18)$$

Assim, S_{total} assume o formato:

$$S_{total} = \sum_{\Delta=0}^{32} S_\Delta \quad (5.19)$$

Aproximando o valor de S_{total} a partir de uma interpolação polinomial de ordem 3:

$$S_{total} \approx 5984$$

Considerando $n_{RT} = 2$ e o valor de S_{total} , a equação (5.17) assume o formato:

$$E_{RT} \approx 5984 \times (n_{Barras})^2$$

5.4 BALANCEAMENTO AUTOMÁTICO DOS AGS

Na tentativa de otimizar a convergência dos AGs individuais do sistema Duplex, adotou-se uma estratégia que se baseia no tamanho do espaço de busca de cada problema. Dentre os diferentes aspectos que afetam o desempenho dos algoritmos genéticos, é perceptível a relação entre o tamanho do espaço de busca e o esforço computacional exigido para a sua convergência. Além disso, a determinação correta de parâmetros de simulação, tais como: tamanho da população e número máximo de gerações não é trivial. Um algoritmo com populações muito pequenas e poucas gerações pode convergir precocemente para uma solução não ótima, enquanto que utilizar populações muito grandes ao longo de muitas gerações pode significar um esforço computacional desnecessário.

Uma metodologia foi desenvolvida de modo a minimizar este problema e melhorar a convergência do AG Duplex. Levando em conta o tamanho dos espaços de busca para os algoritmos individuais de BCs e RTs calculados nas seções 5.2.2 e 5.3.2, respectivamente, é possível notar que $E_{BC} \gg E_{RT}$. Sabendo da ligação entre tamanho do espaço de busca e esforço computacional exigido, o algoritmo de balanceamento automático dos AGs funciona da seguinte maneira: Inicialmente, o tamanho populacional e o número máximo de gerações é o mesmo para os dois AGs. A cada época do sistema Duplex modificam-se os parâmetros citados de modo que os mesmos aumentem em $x\%$ para o AG-BCs e diminuam em $x\%$ para o AG-RTs.

É importante observar os valores de $x\%$ que se aplicam melhor ao problema. Valores muito baixos não trazem resultados significativos uma vez que o AG-BCs sofre poucas modificações na sua estrutura inicial ao longo das gerações. Por sua vez, valores muito altos de x prejudicam a convergência do AG-RTs, já que a população e a quantidade de gerações diminuem de forma muito acentuada, não havendo tempo suficiente para a convergência. Após diversos testes, observou-se que $x = 5\%$ otimiza ambos os problemas, sendo adotado neste trabalho. Desse modo, ao longo das épocas do sistema Duplex, o AG de capacitores torna-se mais robusto e tem maiores chances de convergir globalmente, sem prejudicar a convergência do AG de reguladores.

5.5 MEMÓRIA GENÉTICA

Ao processo de evolução de cada AG individual do sistema Duplex, adicionou-se uma etapa intitulada de Memória Genética (BRAZ, 2010). A ideia é criar uma lista com n espaços para armazenar soluções já avaliadas, assim como suas respectivas aptidões, evitando a repetição de cálculos. Dessa forma, durante a etapa de avaliação da população, apenas os indivíduos que não estejam na lista terão sua aptidão calculada. Isso diminui o esforço computacional e acelera a convergência do processo iterativo. Para o escopo deste trabalho, definiu-se $n = 5$, já que uma memória muito grande pode aumentar o tempo de busca das soluções. Para assegurar o funcionamento efetivo da memória genética, garante-se que o primeiro indivíduo da lista seja aquele mais recentemente utilizado pelo algoritmo. Neste procedimento, à medida que as populações evoluem e tornam-se mais homogêneas, maior é a utilização da memória, reduzindo o tempo total de convergência do algoritmo.

5.6 SISTEMA SPEA2

No que tange a aplicação do método SPEA2 no problema volt/var, o algoritmo é implementado no seu formato original, conforme apresentado na seção 4.2.1. Os dois objetivos do algoritmo em questão são representados pelas funções f_{BC} e f_{RT} descritas nas equações (5.1) e (5.10), respectivamente, e a codificação referente aos objetivos também é idêntica à utilizada pelo AG Duplex, de modo que cada indivíduo seja composto por dois cromossomos, um referente à alocação de BCs e outro à alocação de RTs. A partir da decodificação dos cromossomos e do cálculo de f_{BC} e f_{RT} para cada indivíduo de uma população é possível avaliar critérios como dominância e densidade populacional, viabilizando a determinação da *fitness* F_i de cada solução.

5.7 AMBIENTE DE OTIMIZAÇÃO

Como comentado anteriormente, esta dissertação propõe a solução do problema da alocação integrada de BCs e RTs a partir de uma adaptação do sistema Duplex, conforme apresentado neste capítulo. De modo complementar, deseja-se comparar os resultados com àqueles obtidos a partir do AG multiobjetivo SPEA2.

Desta forma, desenvolveu-se um formulário no ambiente *Microsoft Visual Studio* que permite ao usuário selecionar o método de otimização a ser utilizado (AG Duplex ou SPEA2) na solução do problema, como mostra a Figura 5.7. Além disso, é possível indicar os parâmetros referentes aos BCs e RTs instalados na rede, escolher o tipo de codificação utilizada (binária ou inteira) e indicar o conjunto de barras candidatas à alocação de equipamentos (sistema completo, regra dos 2/3 ou seleção manual). Dois formulários auxiliares (Figura 5.8) permitem a escolha dos parâmetros de simulação dos algoritmos em questão, como: tamanho das populações, taxas de cruzamento e mutação, presença de elitismo e critério de parada (número máximo de épocas). Por fim, o gráfico intitulado “*Espaço Objetivo*” exibe a população externa no espaço objetivo ao longo da evolução do SPEA2, que corresponde à fronteira de Pareto após a convergência do método.

Caso seja selecionado o método AG Duplex, o algoritmo segue o fluxograma de simulação apresentado na Figura 5.9, segundo a metodologia apresentada neste capítulo. Caso o usuário opte pela aplicação do AG multiobjetivo SPEA2, a otimização segue conforme o fluxograma da Figura 5.10.

Figura 5.7 - Formulário de alocação dos equipamentos

Alocação de BCs e RTs

MODO DE OTIMIZAÇÃO

☐ AG Duplex ☐ SPEA2

Propriedades BCs

N° Barras: 4

Potência (kVar): 150

Preço (R\$/ano) - Fixo: 275

Preço (R\$/ano) - Chaveado: 1800

Barras Candidatas: 2/3

Propriedades RTs

Quantidade: 1

Preço (R\$) - Banco 3φ: 58100

Barras Candidatas: 2/3

Equipamentos **Codificação**

BCs + RTs Inteira

EXECUTA

Espaço Objetivo

Fonte: Da Autora

Figura 5.8 - Formulários de seleção dos parâmetros de otimização

The figure displays two side-by-side dialog boxes for selecting optimization parameters.

Propriedades AG Duplex

	AG-BCs	AG-RTs
População	50	50
Gerações	50	50
Cruzamento (%)	75	75
Mutação (%)	10	10
Elitismo	Sim	Sim
Épocas Duplex	250	

OK

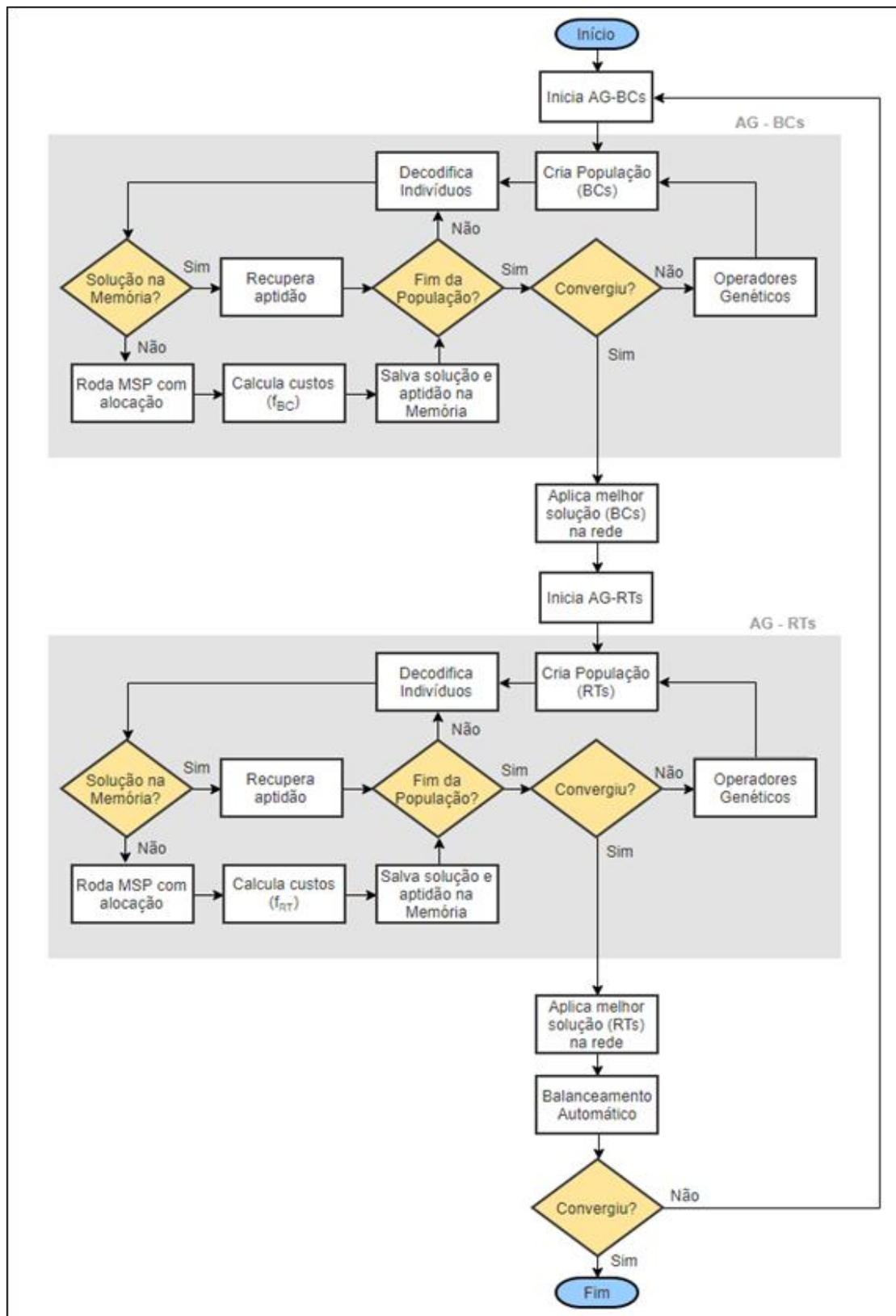
Propriedades SPEA2

População Normal	550
Arquivo	500
Cruzamento (%)	75
Mutação (%)	10
Épocas	50

OK

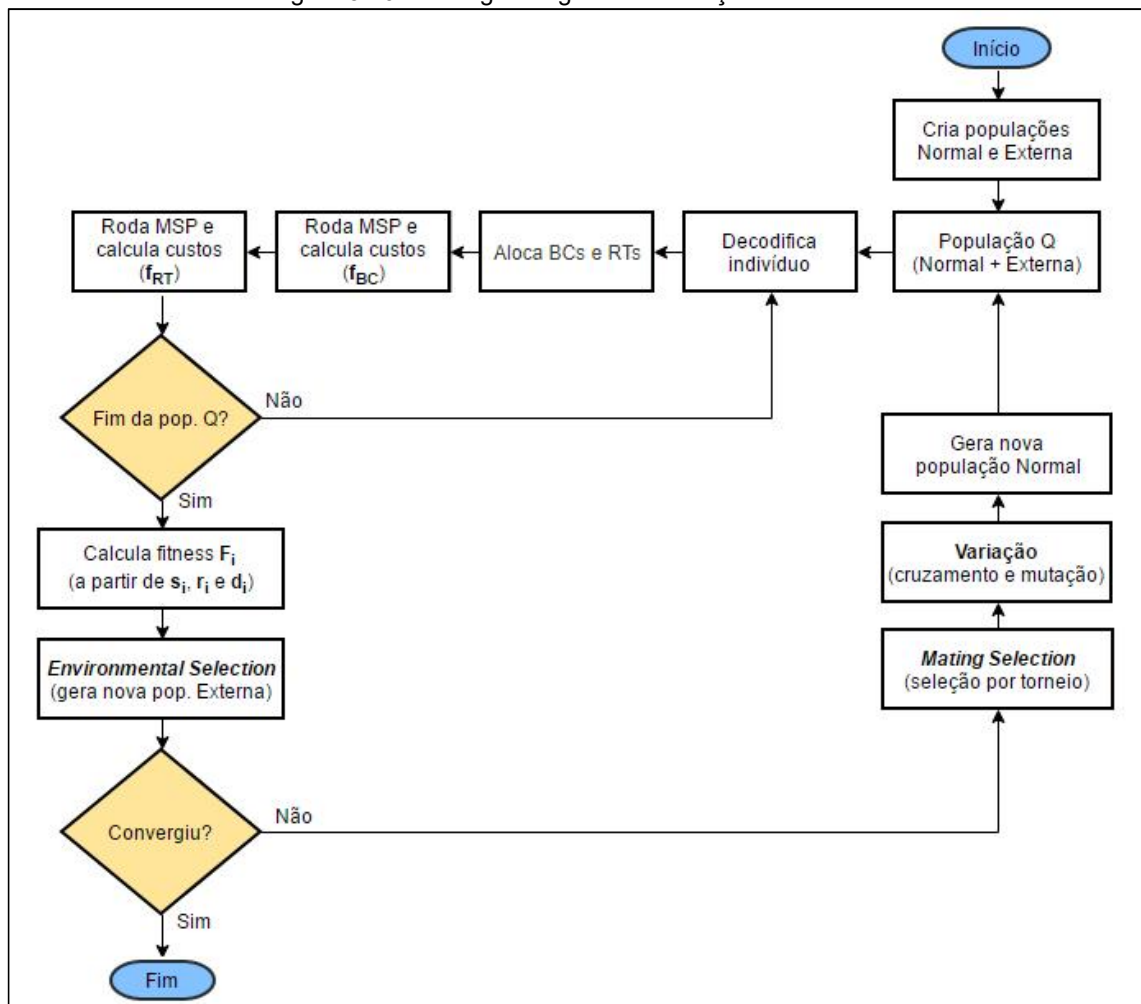
Fonte: Da Autora

Figura 5.9 - Fluxograma geral de alocação do sistema Duplex



Fonte: Da Autora

Figura 5.10 - Fluxograma geral de alocação no SPEA2



Fonte: Da Autora

6 ESTUDOS DE CASO E RESULTADOS

6 ESTUDOS DE CASO E RESULTADOS

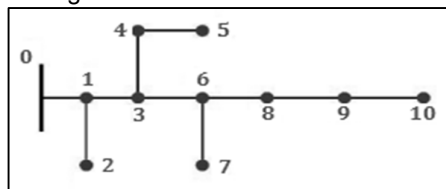
Os resultados obtidos a partir da aplicação da metodologia proposta em alimentadores primários de 10 e 63 barras são apresentados neste capítulo. De forma complementar, apresentam-se os resultados relativos à utilização do SPEA2 no sistema de 63 barras, possibilitando a realização de um estudo comparativo entre as duas metodologias em questão. Os parâmetros relativos às opções de simulação dos algoritmos são definidos nas seções a seguir. Ressalta-se que as simulações foram realizadas em um *Notebook* da *Dell* com processador *Intel Core i3* de 1.70 GHz, 4 GB de memória RAM e sistema operacional *Windows 10*. Além disso, utilizou-se o *Microsoft Visual Studio* como plataforma de desenvolvimento do programa e a biblioteca *AForge.Genetics* como base de implementação dos algoritmos genéticos.

6.1 SISTEMA DE 10 BARRAS: APLICAÇÃO DO AG DUPLEX

Este estudo de caso consiste em um alimentador primário de 10 barras, como mostrado na Figura 6.1. A SE é representada pela barra 0, na qual se fixou o nível de tensão em 0,98 pu. As cargas do sistema variam ao longo do dia conforme uma curva de carga dividida em três patamares (leve, intermediário e pesado). A curva de carga segmentada, os dados das potências ativas e reativas demandadas em cada barra, assim como as impedâncias dos trechos são apresentados no Apêndice D.

Por se tratar de um sistema teste com poucas barras, delimitou-se a instalação de BCs a apenas uma barra do sistema ($nBarras_{BC} = 1$), assim como definiu-se a instalação de apenas um RT ($n_{RT} = 1$). Na Tabela 6.1 são exibidos os parâmetros de simulação do AG Duplex para o sistema em questão. A escolha dos parâmetros e operadores utilizados baseou-se nos resultados de simulações prévias do algoritmo.

Figura 6.1 - Sistema de 10 barras



Fonte: Da Autora

Tabela 6.1 - Parâmetros de simulação do AG duplex

Parâmetros	AG-BCs	AG-RTs
Barras candidatas	Sistema completo	Sistema completo
População	50 indivíduos	50 indivíduos
Seleção	Roleta	Roleta
Elitismo	Não	Não
Cruzamento	Único Ponto (75%)	Aritmético (75%) ($\alpha = 0,25$)
Mutação	Uniforme (10%)	Uniforme (10%)
Critério de parada	Nº de gerações = 50	Nº de gerações = 50
Balanceamento automático	Não	Não
Critério de parada (total)	Nº de épocas = 10	

Fonte: Da Autora

Na simulação sem alocação de equipamentos (sistema original), o alimentador apresenta violação inferior de tensão e nível de perdas por patamar conforme mostrado na Tabela 6.2.

Tabela 6.2 - Perdas e violação de tensão – sistema de 10 barras

Patamar de carga	Perdas (kW)	Barras com violação
Leve	33,38	-
Intermediário	86,22	-
Pesado	238,58	8 a 10

Fonte: Da Autora

As Tabelas 6.3 e 6.4 indicam a solução encontrada pelo AG Duplex para alocação simultânea de BCs e RTs, com detalhamento da injeção de potência reativa e variação dos *taps* de operação para cada patamar de carga. O tempo de simulação médio para cada execução foi de 40 segundos.

Tabela 6.3 - Alocação de BCs a partir do AG Duplex – sistema de 10 barras

Barra	Injeção de potência reativa (kvar)		
	p ₁	p ₂	p ₃
9	450	750	1050

Fonte: Da Autora

Tabela 6.4 - Alocação de RTs a partir do AG Duplex – sistema de 10 barras

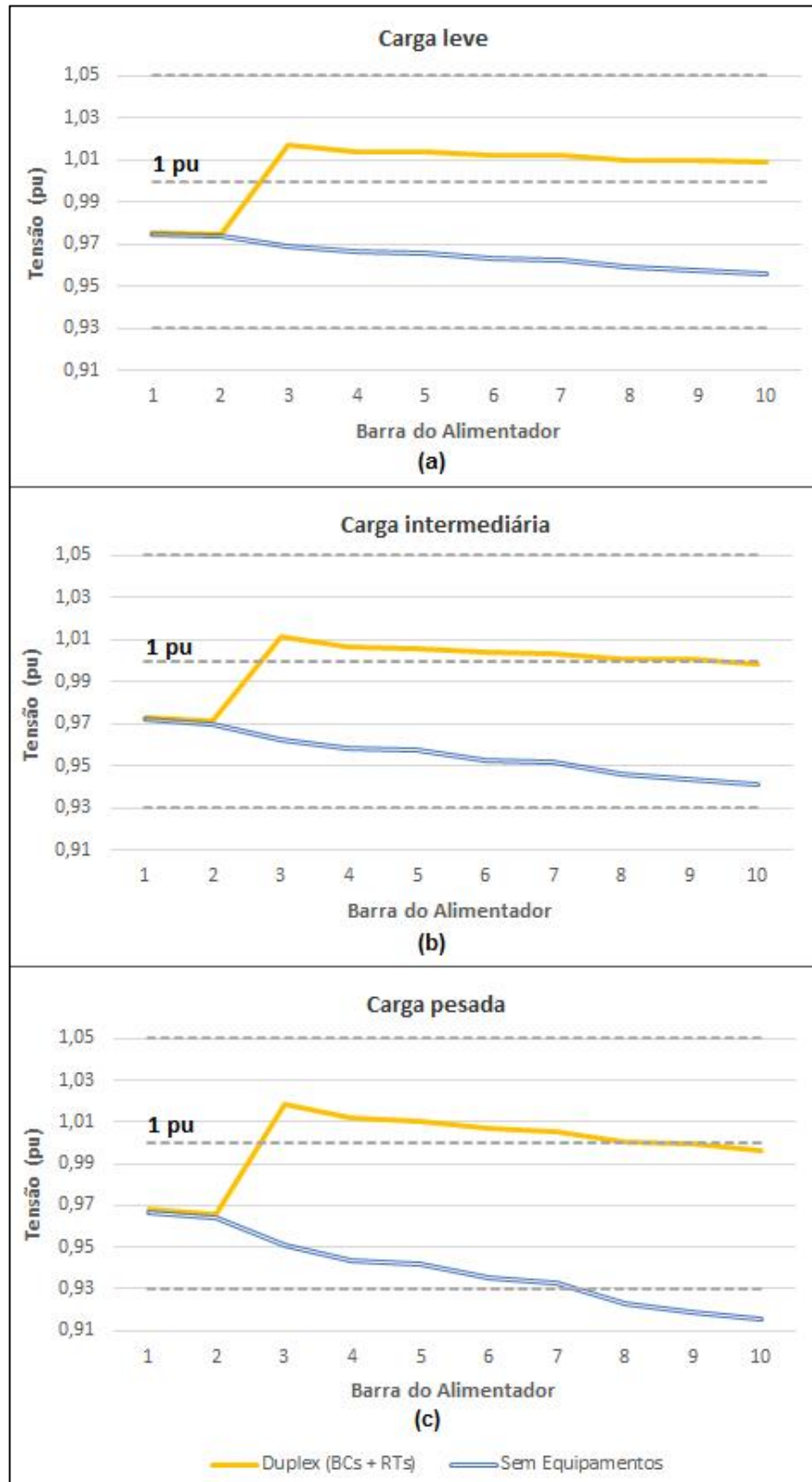
Barra	tap _m (tap)		
	p ₁	p ₂	p ₃
3	21 (+5)	21 (+5)	23 (+7)

Fonte: Da Autora

Com relação aos custos descritos nas equações (5.1) e (5.10), a solução encontrada permite redução de f_{BC} (custos totais das perdas e BCs) em **18,88%** e redução de f_{RT} (custos totais de regulação) em **28,86%** com relação ao sistema sem equipamentos. Após a instalação dos dispositivos conforme a solução, nota-se redução de 17,43% em perdas ativas totais e correção das violações de tensão em todas as barras que se apresentavam abaixo do limite adequado (barras 8 a 10) no patamar de maior carregamento, conforme exibe o gráfico **(c)** da Figura 6.2. O perfil de carga para os patamares leve e intermediário também é exibido nos gráficos **(a)** e **(b)**, respectivamente. Antes da alocação integrada, a tensão mais baixa do sistema ocorria na barra 10, com 0,9157 pu durante o patamar de maior carregamento. Após a alocação, esta tensão subiu para 0,9966 pu.

A instalação de um RT na rede causa uma variação significativa na tensão da barra onde foi instalado. É necessário garantir que não haja violação do limite superior de tensão na barra de instalação do RT quando se objetiva aumentar o nível de tensão nas barras à jusante do ponto de alocação. Segundo os gráficos da Figura 6.2, nota-se que não houve violação de tensão superior, como desejado.

Figura 6.2 - Perfil de tensão do alimentador – sistema de 10 barras



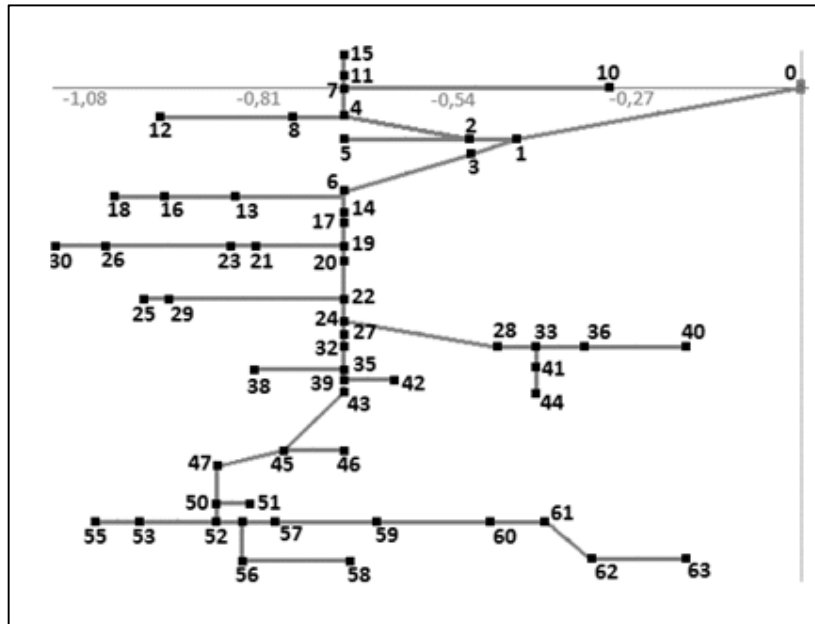
Fonte: Da autora

6.2 SISTEMA DE 63 BARRAS

O estudo de caso em questão consiste na alocação de capacitores (fixos e chaveados) em unidades de 150 kvar e reguladores de tensão de 32 degraus em um alimentador primário real composto por 63 trechos (BRAZ, 2003) que apresenta a configuração da Figura 6.3. Neste sistema, as cargas são segmentadas em quatro patamares ($n_{PAT} = 4$) e determina-se que a alocação de BCs seja feita em até 4 barras ($n_{Barras_{BC}} = 4$), de modo que o cromossomo referente à alocação de BCs assume o formato da Figura 5.4. Além disso, define-se $n_{RT} = 1$, o que limita a instalação de apenas um RT na rede. A descrição da curva de carga e as características dos condutores em cada trecho estão dispostas no Apêndice D.

As perdas por patamar para o sistema sem alocação de novos equipamentos podem ser observadas na Tabela 6.5. O alimentador não apresenta violação de tensão (superior ou inferior), mantendo-se dentro da faixa adequada ($0,93 < V_b < 1,05$). Apesar disso, devido ao tamanho do alimentador e às quedas de tensão, no patamar de maior carregamento as barras finais encontram-se em torno de 0,95 pu, com tensão mínima na barra 63 (0,9517 pu).

Figura 6.3 - Sistema de 63 barras



Fonte: Da Autora

Tabela 6.5 - Perdas e violação de tensão – sistema de 63 barras

Patamar de carga	Perdas (kW)	Barras com Violação
p1	55,75	-
p2	77,20	-
p3	157,40	-
p4	252,52	-

Fonte: Da Autora

6.2.1 Parâmetros de Simulação dos Algoritmos

Neste estudo de caso, o problema é analisado em quatro cenários distintos de simulação: (a) alocação exclusiva de BCs, (b) alocação exclusiva de RTs, (c) alocação simultânea via sistema Duplex e (d) alocação simultânea via SPEA2.

Nos cenários de alocação de um único equipamento, utilizam-se AGs simples, com os parâmetros especificados na Tabela 6.6. Para a alocação simultânea via AG Duplex e SPEA2, os parâmetros são exibidos nas Tabelas 6.7 e 6.8, respectivamente.

Tabela 6.6 - Parâmetros de simulação dos AGs com alocação exclusiva

Parâmetros	Somente BCs	Somente RTs
Barras candidatas	2/3	2/3
População	250 indivíduos	250 indivíduos
Seleção	<i>Rank</i>	<i>Rank</i>
Elitismo	Melhor indivíduo	Melhor indivíduo
Cruzamento	Único Ponto (75%)	Aritmético (75%) ($\alpha = 0,25$)
Mutação	Uniforme (10%)	Uniforme (10%)
Critério de parada	Nº de gerações = 250	Nº de gerações = 250

Fonte: Da Autora

Tabela 6.7 - Parâmetros de simulação do sistema Duplex

Parâmetros	AG-BCs	AG-RTs
Barras candidatas	2/3	2/3
População	50 indivíduos	50 indivíduos
Seleção	<i>Rank</i>	<i>Rank</i>
Elitismo	Melhor indivíduo	Melhor indivíduo
Cruzamento	Único Ponto (75%)	Aritmético (75%) ($\alpha = 0,25$)
Mutação	Uniforme (10%)	Uniforme (10%)

Parâmetros	AG-BCs	AG-RTs
Critério de parada	Nº de gerações = 50	Nº de gerações = 50
Balanceamento automático	5%	5%
Critério de parada (total)	Nº de épocas = 15	

Fonte: Da Autora

Tabela 6.8 - Parâmetros de simulação do SPEA2

Parâmetros	
Barras candidatas	2/3
População normal	550 indivíduos
População externa (arquivo)	500 indivíduos
Seleção	Torneio binário com reposição
Critério de parada	Nº de épocas = 50

Fonte: Da Autora

6.2.2 Alocação Exclusiva de BCs

Os custos totais referentes à equação (5.1) para o sistema original sem equipamentos equivalem a $f_{BC} = R\$ 294.971,34$. A melhor solução encontrada pelo AG tem a distribuição de potência reativa na rede conforme a Tabela 6.9, garantindo redução de custos de **7,8%** com relação ao sistema sem equipamentos e reduzindo as perdas totais de potência em 11,09%. A menor tensão da rede continua ocorrendo na barra 63 durante o carregamento de pico, mas o valor aumentou de 0,9517 pu para 0,9680 pu. O tempo médio de simulação foi de 1 minuto.

Tabela 6.9 - Solução encontrada para alocação exclusiva de BCs – sistema de 63 barras

Barra	Injeção de potência reativa (kvar)			
	p ₁	p ₂	p ₃	p ₄
62	450	450	750	900
44	450	450	450	750
24	600	600	900	900
34	150	300	600	750

Fonte: Da Autora

6.2.3 Alocação Exclusiva de RTs

O custo total de regulação associado ao sistema de 63 barras sem alocação equivale a $f_{RT} = R\$ 198.608,57$. A melhor solução encontrada reduz os custos totais em **34,47%** e segue a distribuição de *taps* segundo a Tabela 6.10, elevando o nível de tensão do sistema como um todo, levando a barra 63 para 0,9898 pu. De forma secundária, garante redução total de perdas de 2,76%. O tempo médio de simulação foi de 1 minuto.

Tabela 6.10 - Solução encontrada para alocação exclusiva de RTs – sistema de 63 barras

Barra	tap _m (tap)			
	p ₁	p ₂	p ₃	p ₄
6	18 (+2)	19 (+3)	19 (+3)	20 (+4)

Fonte: Da Autora

6.2.4 Alocação Simultânea – Sistema Duplex

Na alocação integrada dos equipamentos, o problema assume características multiobjetivo. O AG Duplex não trabalha com o intuito de encontrar um conjunto de soluções não dominadas, mas sim uma única solução, da qual esperam-se resultados satisfatórios. Algumas estratégias adotadas foram responsáveis pela melhoria da convergência do AG Duplex, dentre elas: adoção de elitismo para o melhor indivíduo ao longo das gerações de cada AG individual, geração de uma parcela dos indivíduos de uma nova população a partir de mutações do melhor indivíduo da população anterior e a aplicação do balanceamento automático, explicado na seção 5.4.

As soluções encontradas para 10 execuções do algoritmo Duplex são mostradas na Tabela 6.11. Para cada uma delas apresentam-se os cromossomos de alocação dos BCs e RTs, além de seus respectivos custos.

Tabela 6.11 - Resultados para alocação do AG Duplex – sistema de 63 barras

Execução	Cromossomo	Custos Totais (R\$)	Redução (R\$)	Redução (%)	Tempo (s)
1	2 40 27 12 4 2 2 3 0 1 0 1 2 0 2 1 1 2 0 1	266.834,51	28.136,83	9,54	2min29s
	1 17 0 1 0	106.201,53	92.407,04	46,53	
2	40 27 7 2 2 3 2 4 0 0 2 0 1 0 2 2 2 1 0 1	266.885,78	28.085,56	9,52	2min09s
	1 17 0 1 0	106.303,20	92.305,37	46,48	
3	39 12 2 29 1 3 4 3 0 1 1 0 2 1 1 1 1 0 2 1	266.958,71	28.012,63	9,50	2min33s
	1 17 0 1 0	107.134,90	91.473,67	46,06	
4	2 40 27 12 4 2 2 3 0 1 0 1 2 0 2 1 1 2 0 1	266.834,51	28.136,83	9,54	2min25s
	1 17 0 1 0	106.201,53	92.407,04	46,53	
5	40 2 29 12 1 4 3 3 1 1 0 0 2 2 0 2 0 0 2 1	266.848,47	28.122,87	9,53	2min29s
	1 17 0 1 0	106.554,29	92.054,28	46,35	
6	15 2 39 3 1 4 3 3 0 0 1 1 0 1 2 2 2 1 1 0	266.972,55	27.998,79	9,49	2min18s
	1 17 0 1 0	107.190,27	91.418,30	46,03	
7	40 2 7 29 1 3 3 3 1 2 0 0 1 2 0 2 1 0 2 0	266.937,26	28.034,08	9,50	2min37s
	1 17 0 1 0	107.200,61	91.407,96	46,02	
8	2 40 12 29 4 1 3 3 1 1 0 0 2 2 2 0 0 1 1 1	266.856,97	28.114,37	9,53	2min34s
	1 17 0 1 0	106.513,92	92.094,65	46,37	
9	12 1 39 2 3 3 3 2 0 0 1 1 1 1 1 2 1 1 2 1	266.977,88	27.993,46	9,49	2min41s
	1 17 0 1 0	106.852,10	91.756,47	46,20	
10	1 12 39 5 4 2 3 2 1 0 1 0 0 1 2 2 0 2 1 1	266.976,29	27.995,05	9,49	2min29s
	1 17 0 1 0	106.842,51	91.766,06	46,20	

Fonte: Da Autora

No que tange a alocação de RTs na rede, o algoritmo é capaz de encontrar a mesma solução ao longo de todas as execuções, enquanto que diferenças mínimas podem ser notadas nas soluções referentes à instalação de BCs, principalmente devido à dimensão do espaço de busca deste subproblema, que é bem maior que àquele relativo aos RTs. Apesar disso, é perceptível a repetição de barras selecionadas, além da aparição de uma mesma solução nas execuções de número 1 e 4, indicando uma tendência de instalação.

Dentre as soluções dispostas na Tabela 6.11, escolheu-se a de número 1, uma vez que apresenta os menores custos em ambos os objetivos. A decodificação das barras de instalação a partir da equação (5.8) e a distribuição de potência reativa e de *taps* na rede segundo a solução escolhida podem ser observadas nas Tabelas 6.12 e 6.13, respectivamente.

Tabela 6.12 - Solução de BCs via AG Duplex – sistema de 63 barras

Barra	Injeção de potência reativa (kvar)			
	p ₁	p ₂	p ₃	p ₄
24	600	600	900	1050
62	300	450	450	750
49	300	300	600	600
34	450	600	750	900

Fonte: Da Autora

Tabela 6.13 - Solução de RTs via AG Duplex – sistema de 63 barras

Barra	Tap _m (tap)			
	p ₁	p ₂	p ₃	p ₄
1	17 (+1)	17 (+1)	18 (+2)	18 (+2)

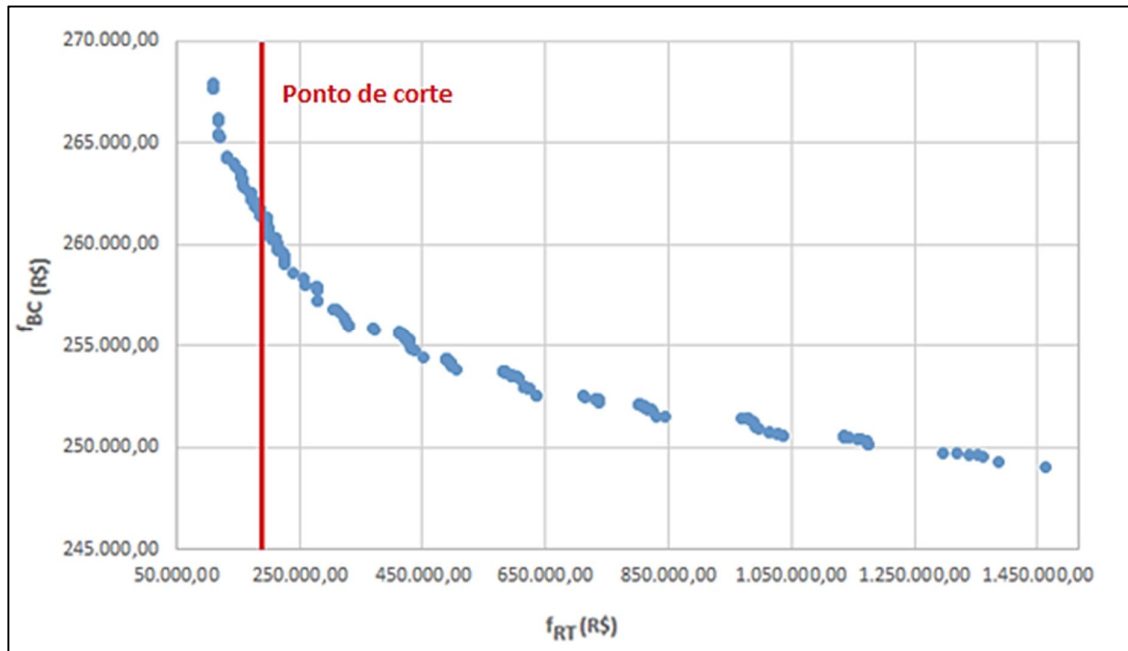
Fonte: Da Autora

Com relação aos custos, a solução adotada permite redução de f_{BC} em **9,54%** e redução de f_{RT} em **46,53%** com relação ao sistema sem alocação. Após a instalação dos dispositivos conforme a solução, nota-se redução de perdas ativas totais de 13,06%, além da melhoria do perfil de tensão como um todo, mantendo a barra 63 em 0,9896 pu no patamar de maior carregamento.

6.2.5 Alocação Simultânea - AG Multiobjetivo SPEA2

Conforme esperado, a aplicação do método SPEA2 no problema volt/var em questão possibilitou a obtenção de um conjunto de soluções não dominadas em sua população externa (arquivo). A disposição destas soluções no espaço objetivo f_{RT} versus f_{BC} são apresentadas na Figura 6.4. O tempo de simulação necessário para a convergência total do método foi de 19 minutos.

Figura 6.4 - Soluções encontradas a partir do SPEA2 – sistema de 63 barras

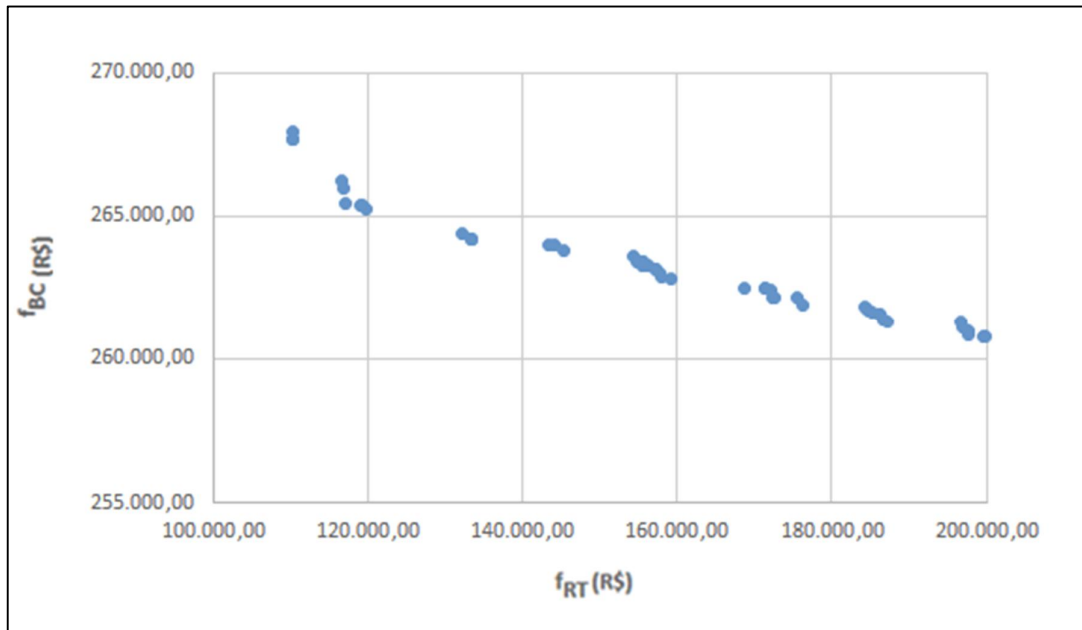


Fonte: Da Autora

Ao observar que o custo de f_{RT} para o sistema original sem alocação é igual a **R\$ 198.608,57**, é fácil perceber que a aproximação da fronteira de Pareto encontrada pelo SPEA2 contém muitas soluções com valor de f_{RT} superior ao sistema original (pontos à direita do ponto de corte). Essas soluções não são viáveis à alocação integrada, uma vez que representam situações com violação superior de tensão. É importante observar que quanto maiores os custos de f_{RT} , menores os custos de f_{BC} , justamente por conta da redução das perdas ocasionada pela elevação do perfil de tensão acima dos níveis adequados. Esta ligação entre os objetivos leva a um comportamento errôneo do SPEA2, que busca aumentar os taps dos RTs na tentativa de otimizar a função de BCs, mas acaba ocasionando violações de tensão no sistema, prejudicando de forma significativa a função f_{RT} .

Considerando, portanto, apenas as soluções viáveis de alocação ($f_{RT} < \text{R\$ } 198.608,57$), a fronteira de Pareto pode ser reaproximada, como mostrado na Figura 6.5.

Figura 6.5 - Fronteira de Pareto aproximada – sistema de 63 barras



Fonte: Da Autora

Com a definição dos pontos eficientes, determina-se a solução final a partir dos critérios que se queira adotar. É importante observar que as soluções centrais da fronteira de Pareto tendem a equilibrar ambos os objetivos, enquanto àquelas dispostas nas extremidades da curva otimizam um dos objetivos em detrimento do outro. De modo a não priorizar nenhum dos objetivos, procurou-se adotar uma solução que equilibre as duas funções. A distribuição de potência reativa e *taps* na rede segundo a solução escolhida pode ser observada nas Tabelas 6.14 e 6.15, respectivamente.

Tabela 6.14 - Solução de BCs escolhida (SPEA2) – sistema de 63 barras

Barra	Injeção de potência reativa (kvar)			
	p ₁	p ₂	p ₃	p ₄
61	450	450	750	1050
24	300	600	900	900
41	0	0	0	150
25	600	600	600	750

Fonte: Da Autora

Tabela 6.15 - Solução de RTs escolhida (SPEA2) – sistema de 63 barras

Barra	tap _m (tap)			
	p ₁	p ₂	p ₃	p ₄
1	17 (+1)	18 (+2)	18 (+2)	19 (+3)

Fonte: Da Autora

A solução escolhida garante redução de f_{BC} em **9,84%** e redução de f_{RT} em **41,18%** com relação ao sistema original. Após a instalação dos BCs e RTs, nota-se redução de perdas ativas totais de 13,17%, além da melhoria do perfil de tensão, elevando a barra 63 para 0,9965 pu no patamar de carga pesada.

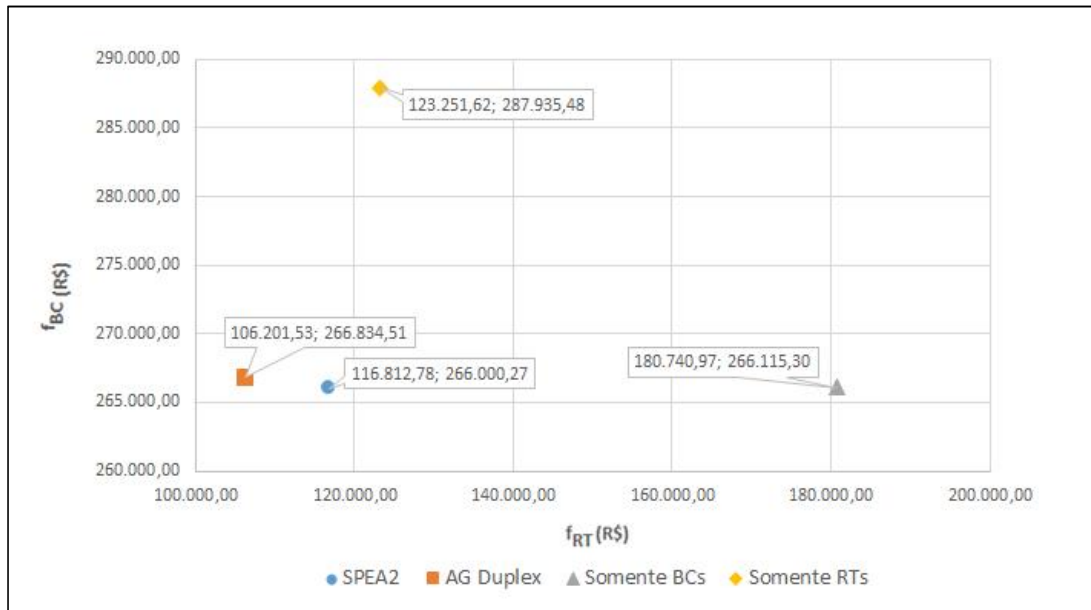
6.2.6 Comparação dos Resultados

A seguir são avaliados os resultados obtidos para os quatro cenários de simulação, principalmente no que se refere aos custos totais relativos à função objetivo de cada subproblema, à melhoria do perfil de tensão do sistema, à redução de perdas e ao tempo de execução de cada algoritmo.

As soluções encontradas por todas as topologias no espaço objetivo f_{RT} versus f_{BC} com especificação dos valores relativos aos objetivos em questão podem ser observadas na Figura 6.6. Para o SPEA2, apenas a solução escolhida para aplicação na rede é exibida.

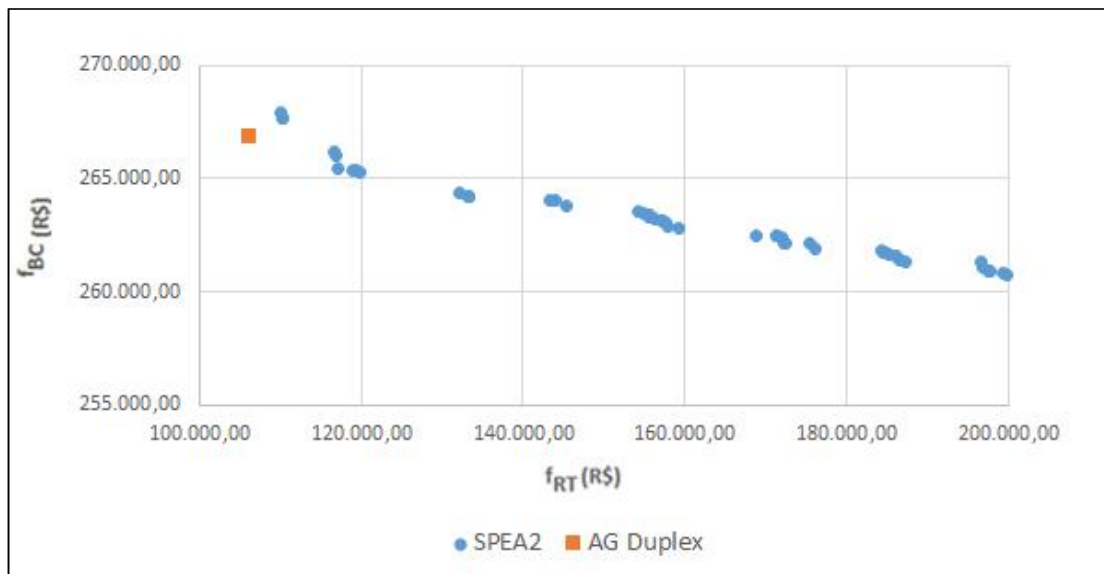
Na alocação exclusiva de BCs, minimizam-se os custos de f_{BC} , mas os custos correspondentes a f_{RT} se mantêm altos, visto que a alocação de BCs traz uma melhoria pouco significativa no nível de tensão das barras. O comportamento para a solução que aloca exclusivamente RTs é justamente a oposta: baixo valor para f_{RT} e alto para f_{BC} , já que a redução de perdas alcançada a partir da alocação de RTs é pouco perceptível. Além disso, nota-se que as soluções via sistema Duplex e SPEA2 são indiferentes do ponto de vista de dominância, uma vez que a solução Duplex é melhor em f_{RT} e a solução SPEA2 é ligeiramente melhor em f_{BC} . Ao ser comparada com a fronteira de Pareto obtida, a solução Duplex domina duas das soluções encontradas pelo AG multiobjetivo e é indiferente às demais, como exhibe a Figura 6.7.

Figura 6.6 - Comparação das soluções no espaço objetivo – sistema de 63 barras



Fonte: Da Autora

Figura 6.7 - Soluções SPEA2 e AG Duplex – sistema de 63 barras

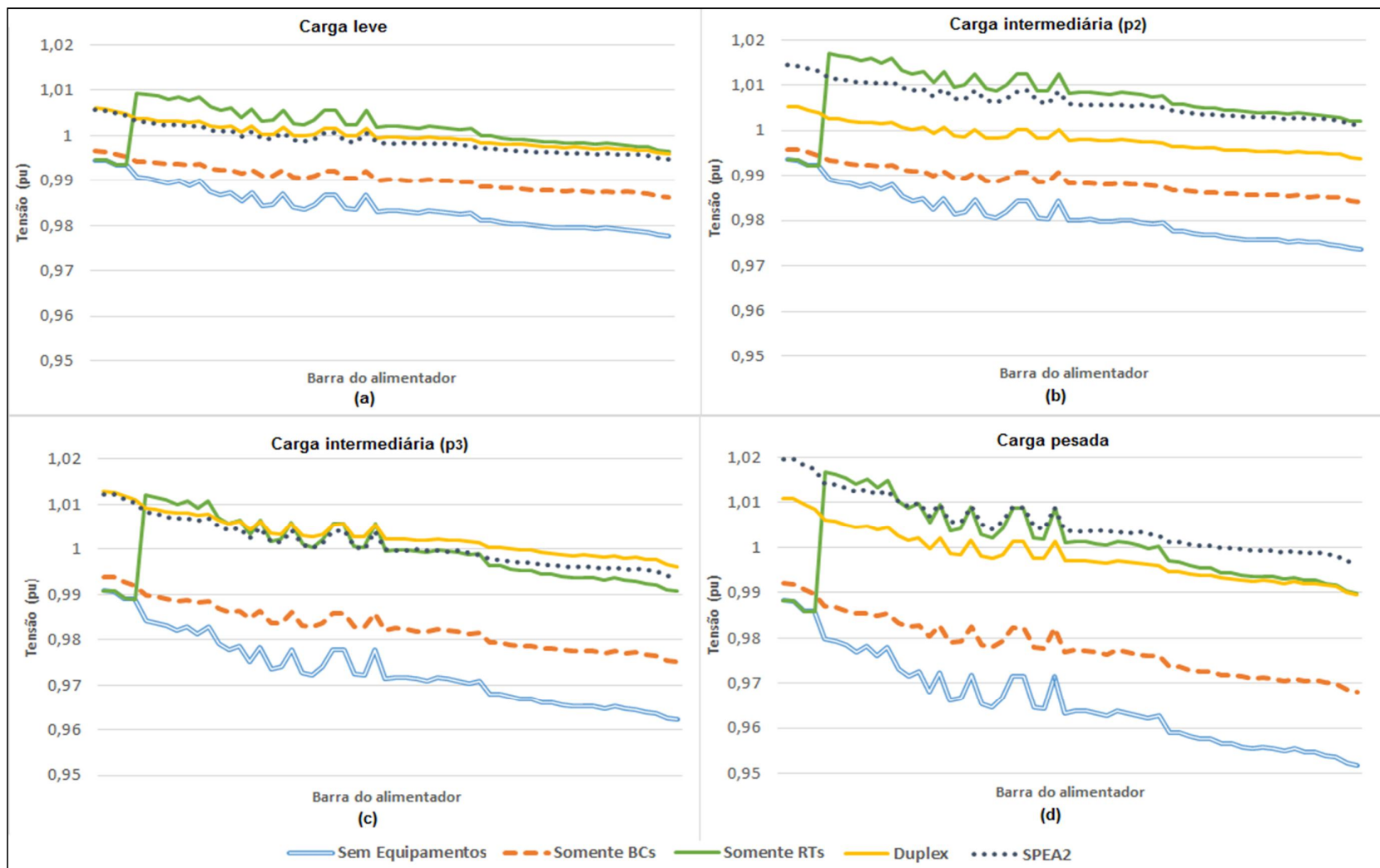


Fonte: Da Autora

Na Figura 6.8 exibem-se os perfis de tensão da rede para os quatro patamares de carga: **(a)** p_1 , **(b)** p_2 , **(c)** p_3 e **(d)** p_4 , em que p_1 corresponde ao patamar mais leve de carga e p_4 , ao patamar mais pesado. Como esperado, a alocação exclusiva de BCs é responsável por melhorias pouco significativas no perfil de tensão da rede, que

ocorrem principalmente devido à redução de perdas nos trechos do alimentador. O AG exclusivo de RTs encontra a solução que apresenta os maiores níveis de tensão em todos os patamares, contudo, é importante salientar que este não é o objetivo do problema de RTs, e sim manter as tensões o mais próximo possível de 1 pu. A solução que melhor atende esta demanda em todos os patamares de carga é àquela encontrada pelo sistema Duplex, que instala um RT na barra 1 do alimentador com *tap* de operação (+1) nas cargas leve e intermediária p_2 e *tap* (+2) nas cargas intermediária p_3 e pesada. A solução encontrada pelo SPEA2 também aloca um RT na barra 1 do sistema e apresenta perfis de tensão muito próximos aos da solução Duplex nos patamares p_1 e p_3 . Por fim, a solução Duplex apresenta os menores custos em torno de f_{RT} , sendo àquela que melhor atende aos objetivos de regulação de tensão.

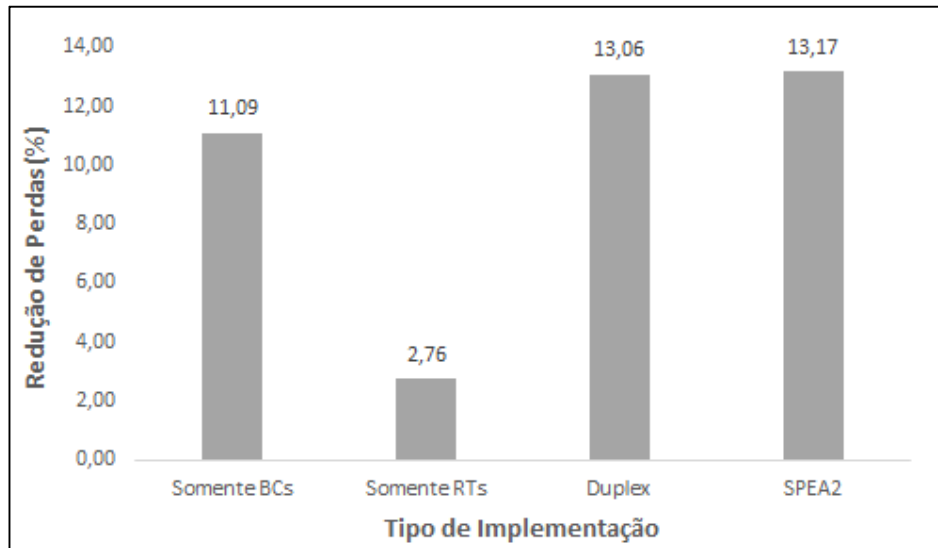
Figura 6.8 - Perfil de tensão das barras do alimentador – sistema de 63 barras



Fonte: Da Autora

Com relação à redução de perdas totais, a solução escolhida do SPEA2 mostrou-se ligeiramente mais eficiente, com redução percentual de 13,17%, como exibido na Figura 6.9, seguida da solução Duplex, com redução de 13,06%. Como esperado, a alocação de BCs é a principal responsável pela redução de perdas ativas, entretanto, a correção de tensão (via RT) também leva à redução de perdas, ainda que em menor escala.

Figura 6.9 - Redução de perdas no alimentador



Fonte: Da Autora

Por fim, no que diz respeito ao tempo de simulação das metodologias, observa-se a superioridade do sistema Duplex, que apresentou tempo médio de convergência de 2 minutos. Para a convergência total do SPEA2 foram necessários cerca de 19 minutos. É importante frisar que procurou-se equilibrar os parâmetros de simulação e a quantidade de execuções das funções f_{BC} e f_{RT} de modo a realizar uma análise justa acerca do esforço computacional dos algoritmos.

7 CONCLUSÕES

7 CONCLUSÕES

O problema do controle integrado de tensão e potência reativa (volt/var) foi resolvido neste trabalho a partir da utilização de dois algoritmos genéticos encadeados trabalhando de forma colaborativa. A metodologia desenvolvida trouxe contribuições importantes à formulação original do sistema Duplex. As funções objetivo foram modeladas de modo a otimizar a alocação e o dimensionamento de bancos de capacitores fixos e chaveados na rede, bem como a instalação e o ajuste do *tap* de operação de reguladores de tensão, supondo curvas de duração de carga com n patamares e visando redução de perdas, melhoria de índices de qualidade de energia e minimização de custos para as concessionárias. O algoritmo Duplex apresentado foi aplicado a sistemas de 10 e 63 barras.

De forma complementar, o algoritmo genético multiobjetivo SPEA2 foi também implementado e aplicado ao alimentador de 63 barras, de modo a comparar os resultados alcançados pelas duas metodologias nos aspectos de minimização dos objetivos e tempo de convergência.

Para o sistema de 10 barras, a alocação conjunta de capacitores e reguladores de tensão a partir do sistema Duplex possibilitou a correção das violações de tensão nas barras que se encontravam abaixo do limite inferior adequado de 0,93 pu durante o patamar de maior carregamento (barras 8 a 10), além de garantir significativa redução de perdas ativas com custos mínimos.

Com relação ao sistema de 63 barras, quatro cenários foram avaliados. Considerando inicialmente a alocação exclusiva de capacitores, obteve-se redução satisfatória de perdas (11,09%), entretanto, o perfil de tensão manteve-se baixo, principalmente nas barras finais do alimentador. No que diz respeito à alocação exclusiva de reguladores de tensão, a melhoria do perfil de tensão foi significativa, levando a tensão nas barras para valores acima de 1 pu, enquanto a redução de perdas observada foi pouco significativa (2,76%). Nos métodos de alocação integrada de equipamentos (sistema Duplex e SPEA2), os objetivos principais do problema foram atendidos de forma conjunta, garantindo alto nível de redução de perdas e controle efetivo de tensão. O AG multiobjetivo SPEA2 obteve soluções eficientes, contudo, apresentou muitas soluções inviáveis do ponto de vista da violação de tensão superior. Levando em conta apenas as soluções viáveis de alocação, observou-se

uma boa aproximação da fronteira de Pareto. Considerando a solução escolhida na etapa de análise, garantiu-se redução dos custos f_{BC} **(9,82%)** e f_{RT} **(42,18%)**, com excelente redução de perdas (13,17%) e bom ajuste do perfil de tensão. A nível de comparação, constatou-se que a solução encontrada pelo sistema Duplex dominava duas das soluções encontradas pelo SPEA2, sendo indiferente às demais, o que comprova a eficiência do método proposto na busca por soluções ótimas. Além disso, a solução Duplex apresentou redução dos custos f_{BC} **(9,54%)** e f_{RT} **(46,56%)**, com significativa redução de perdas (13,06%), além de compreender o perfil de tensão mais próximo de 1 pu para todos os patamares de carga.

Embora não se possa generalizar a aplicabilidade da metodologia desenvolvida na solução de outros problemas de otimização dos sistemas de potência, é possível concluir que para o problema volt/var apresentado, o sistema Duplex mostrou-se eficiente à medida que foi capaz de encontrar resultados tão bons quanto àqueles obtidos a partir de técnicas clássicas de otimização multiobjetivo, como o SPEA2, com tempo de simulação e complexidade de implementação significativamente menores.

Por fim, contribuições futuras podem ser acrescentadas a este trabalho, como:

1. Aplicação da metodologia desenvolvida em alimentadores mais longos e com maior carregamento, analisando a viabilidade de instalação de mais reguladores de tensão na rede e o comportamento do AG Duplex no equilíbrio dos objetivos em cenários mais críticos;
2. Alocação simultânea de bancos de capacitores e reguladores de tensão considerando a melhoria de outros indicadores de qualidade de energia segundo o PRODIST, tais como: fator de potência, desequilíbrios de tensão, harmônicos, entre outros;
3. Controle volt/var considerando a presença de geração distribuída na rede;
4. Aplicação da metodologia desenvolvida em outros problemas de otimização dos sistemas de potência com múltiplos objetivos de modo a verificar a sua eficácia.

REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, A. M. F. et al. Optimal localization of voltage regulator banks in distribution systems based on technical and economic criteria. In: Electricity Distribution, 2005. CIRED 2005. 18th International Conference and Exhibition on. **Anais...** Turin: 2005.
- ALMEIDA, A. M. F. et al. Planejamento integrado de bancos de capacitores e reguladores de tensão em redes de distribuição. In: VII CBQEE – CONFERÊNCIA BRASILEIRA SOBRE QUALIDADE DE ENERGIA ELÉTRICA. **Anais...** Santos: 2007a.
- ALMEIDA, A. M. F. et al. Volt/Var control in distribution systems as a multiobjective optimization problem. In: VIII SBAI–Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, **Anais...** Florianópolis: 2007b.
- 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.** Dissertação de Doutorado—Campina Grande: Universidade Federal de Campina Grande, 2009.
- ALVES, H. N.; SOUZA, B. A.; FERREIRA, H. A. Algoritmos microgenéticos e lógica fuzzy aplicados ao controle de bancos de capacitores em redes de distribuição. XIV CBA—Congresso Brasileiro de Automática. **Anais...**Natal: 2002
- ALVES, R. P. **Alocação ótima de reguladores de tensão em sistemas de distribuição de energia elétrica radiais usando uma formulação linear inteira mista.** Dissertação de Mestrado—Ilha Solteira, 2012.
- ANANTHAPADMANABHA, T. et al. Knowledge-based expert system for optimal reactive power control in distribution system. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 18, n. 1, p. 27–31, 1996.
- ANEEL. Agência Nacional de Energia Elétrica.** Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/>>. Acesso em: 19 dez. 2016.
- ARROYO, J. E. C. Heurísticas e metaheurísticas para otimização combinatória multiobjetivo. 2002.
- 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.
- 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.
- BISHOP, M. T.; FOSTER, J. D.; DOWN, D. A. Single-phase voltage regulators and three-phase systems. **IEEE Industry Applications Magazine**, v. 2, n. 4, p. 38–44, 1996.
- 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. Manual do programa de fluxo de carga, 2005.

- BRAZ, H. D. de M. **Configuração de Sistemas de Distribuição usando um Algoritmo Genético Sequencial**. [s.l.] Tese de Doutorado, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande-PB-Brasil, 2010.
- BRAZ, H. D. de M. **Algoritmos Genéticos para Configuração Ótima de Redes de Distribuição de Energia Elétrica**. [s.l.] Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande-PB-Brasil, 2003.
- BROADWATER, R. P. et al. Power flow analysis of unbalanced multiphase radial distribution systems. **Electric power systems research**, v. 14, n. 1, p. 23–33, 1988.
- BUENO, F. Métodos Heurísticos -Teoria e Implementações. IFSC. Araranguá, 2009.
- CANOAS, A. C. G. **Lógica nebulosa e técnica de otimização *particle swarm* aplicados ao controle de tensão e de potência reativa**. Dissertação de Mestrado—Campinas: Universidade Estadual de Campinas, 2008.
- CARPINELLI, G. et al. Voltage Regulators and Capacitor Placement in Three-phase Distribution Systems with Non-linear and Unbalanced Loads. **International Journal of Emerging Electric Power Systems**, 2007.
- CASTRO, L.; VON ZUBEN, F. Representação e Operadores Evolutivos. 2011.
- CHIS, M.; SALAMA, M. M. A.; JAYARAM, S. Capacitor placement in distribution systems using heuristic search strategies. **IEEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution**, v. 144, n. 3, p. 225–230, 1997.
- CIVANLAR, S.; GRAINGER, J. J. Volt/var control on distribution systems with lateral branches using shunt capacitors and voltage regulators Part III: The numerical results. **IEEE transactions on power apparatus and systems**, n. 11, p. 3291–3297, 1985.
- 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.
- COOK, R. F. 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.
- CUNHA, M. C. C. **Métodos Numéricos**. 1º ed. Campinas: Unicamp, 2000.
- DEB, K. et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. **IEEE transactions on evolutionary computation**, v. 6, n. 2, p. 182–197, 2002.
- DEB, K. **Multi-objective optimization using evolutionary algorithms**. [s.l.] Wiley, 2005.
- DIREITO, L. C. M. **Alocação Ótima de Bancos de Capacitores em Redes de Distribuição de Energia Elétrica**. [s.l.] Dissertação (Mestrado em Computação)—Universidade Federal Fluminense—UFF. Niterói, 2010.
- DWYER, A. **The use of shunt capacitors applied for line loss savings**. [s.l.] Canadian Electrical Association, Engineering and Operating Division, Distribution Section, 1992.

FELÍCIO, J. R. **Modelagem em reguladores de tensão monofásicos com 32 degraus para estudos em regime permanente e transitório**. Dissertação de Mestrado—Uberlândia: Universidade Federal de Uberlândia, 2006.

FERREIRA, H. A. **Sistemas de distribuição de energia elétrica: um algoritmo genético para alocação ótima de capacitores**. Dissertação de Mestrado—Campina Grande: Universidade Federal de Campina Grande, 2002.

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.

GNANASEKARAN, N. et al. Maximum Cost Saving Approach for Optimal Capacitor Placement in Radial Distribution Systems using Modified ABC Algorithm. **International Journal on Electrical Engineering and Informatics**, v. 7, n. 4, p. 665, 2015.

GOLBERG, D. E. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. **Addison wesley**, v. 1989, p. 102, 1989.

GONEN, T. **Electric Power Distribution Engineering**. 3ª ed. [s.l.] CRC Press, 2014.

GRAINGER, J. J.; CIVANLAR, S. Volt/Var Control on distribution Systems with lateral branches using shunt capacitors and voltage regulators Part I: The overall problem. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, n. 11, p. 3278–3283, 1985.

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.

HOLLAND, J. H. **Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence**. [s.l.] U Michigan Press, 1975.

HSU, Y.-Y.; HUANG, H.-M. Distribution system service restoration using the artificial neural network approach and pattern recognition method. **IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution**, v. 142, n. 3, p. 251–256, 1995.

HU, Z. et al. Volt/Var control in distribution systems using a time-interval based approach. **IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution**, v. 150, n. 5, p. 548–554, 2003.

IEEE Standard Requirements, Terminology, and Test Code for Step-Voltage Regulators - Redline. **IEEE Std C57.15-2009 (Revision of IEEE Std C57.15-1999) - Redline**, p. 1–121, dez. 2009.

KAGAN, N.; OLIVEIRA, C. C. B.; MÉFFE, A. **Alocação de Bancos de Capacitores e Reguladores de Tensão em Redes de Distribuição**. In: IEEE/PES T&D Latin America. **Anais...** São Paulo: 2004.

KAPLAN, M. Optimization of number, location, size, control type, and control setting of shunt capacitors on radial distribution feeders. **IEEE Transactions on power apparatus and systems**, n. 9, p. 2659–2665, 1984.

KARIMI, F.; LOTFI, S. Solving multi-objective problems using SPEA2 and Tabu search. In: 2014 Iranian Conference on Intelligent Systems (ICIS). **Anais....** fev. 2014

LEE, S. H.; GRAINGER, J. J. Optimum placement of fixed and switched capacitors on primary distribution feeders. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, n. 1, p. 345–352, 1981.

LEITE, P. T. **Aplicação de técnicas de inteligência artificial no planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos de potência**. Dissertação de Doutorado—[s.l.] Universidade de São Paulo, 2004.

LINDEN, R. **Algoritmos genéticos (2a edição)**. [s.l.] Brasport, 2008.

LIU, Y.; SHI, J.; JINAN, X. Q. Reactive power compensation and voltage control in Jinan power distribution system. In: ELECTRICITY DISTRIBUTION. CIRED 2005. 18TH INTERNATIONAL CONFERENCE AND EXHIBITION ON. **Anais...** Turin: 2005.

LOPEZ, J.; LANZARINI, L. C.; LEGUIZAMÓN, G. Optimización multiobjetivo: aplicaciones a problemas del mundo real. Buenos Aires, Argentina, Universidad Nacional de la Plata, p. 66–90, 2013.

MANTOVANI, J. R. S.; GARCIA, A. V. A heuristic method for reactive power planning. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 11, n. 1, p. 68–74, 1996.

MENDOZA, J. et al. Optimal location of voltage regulators in radial distribution networks using genetic algorithms. In: Computation Conference. **Anais...** Belgium: 2005.

MENDOZA, J. E. et al. Multiobjective location of automatic voltage regulators in a radial distribution network using a micro genetic algorithm. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 22, n. 1, p. 404–412, 2007.

MICHEL, A. B. **Alocação de bancos de capacitores e reguladores de tensão usando otimização por metas considerando geração distribuída**. Dissertação de Mestrado—Porto Alegre: Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2015.

Microsoft Visual Studio. Disponível em: <[https://msdn.microsoft.com/pt-br/library/52f3sw5c\(v=vs.90\).aspx](https://msdn.microsoft.com/pt-br/library/52f3sw5c(v=vs.90).aspx)>. Acesso em: 10 jul. 2016.

MIU, K. N.; CHIANG, H.-D.; DARLING, G. Capacitor placement, replacement and control in large-scale distribution systems by a GA-based two-stage algorithm. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 12, n. 3, p. 1160–1166, 1997.

MORADI, M. H. et al. An efficient hybrid method for solving the optimal sitting and sizing problem of DG and shunt capacitor banks simultaneously based on imperialist competitive algorithm and genetic algorithm. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 54, p. 101–111, jan. 2014.

NEAGLE, N. M.; SAMSON, D. R. Loss Reduction from Capacitors Installed on Primary Feeders. **Transactions of the American Institute of Electrical Engineers. Part III: Power Apparatus and Systems**, v. 75, n. 3, 1956.

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, 2000a.

NG, H. N.; SALAMA, M. M. A.; CHIKHANI, A. Y. Capacitor allocation by approximate reasoning: fuzzy capacitor placement. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 15, n. 1, p. 393–398, 2000b.

OLIVEIRA, C. C. B.; KAGAN, N. Modelagem Heurística para a Seleção e Locação de Bancos de Capacitores e de Reguladores de Tensão em Redes de Distribuição. III Congresso Latino Americano de Distribuição. **Anais...** 1998

ONAKA, J. H. D. et al. Comparing NSGA-II and SPEA2 metaheuristics in solving the problem of optimal capacitor banks placement and sizing in distribution grids considering harmonic distortion restrictions. In: 17th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP). **Anais...** out. 2016

PEREIRA, B. R. et al. Optimal Distributed Generation and Reactive Power Allocation in Electrical Distribution Systems. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, v. 7, n. 3, p. 975–984, jul. 2016.

PEREIRA, B. R.; COSSI, A. M.; MANTOVANI, J. R. S. Alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando algoritmo evolutivo multi-objetivo. In: XVI Congresso Brasileiro de Automática. **Anais...** 2006

PEREIRA, C. A. N. **Alocação ótima de reguladores de tensão em redes de distribuição de energia elétrica**. Dissertação de Mestrado—Campinas: Universidade Estadual de Campinas, 2009.

PEREIRA, G. M. DOS S. **Alocação de bancos de capacitores e reguladores de tensão em redes elétricas inteligentes desbalanceadas**. Dissertação de Mestrado—Curitiba: Universidade Federal do Paraná, 2015.

PRODIST. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/modulo-8>>. Acesso em: 20 jan. 2017.

RAIDL, G. R.; JULSTROM, B. A. Edge sets: an effective evolutionary coding of spanning trees. **IEEE Transactions on evolutionary computation**, v. 7, n. 3, p. 225–239, 2003.

REZENDE, S. O. **Sistemas inteligentes: fundamentos e aplicações**. [s.l.] Editora Manole Ltda, 2003.

SAFIGIANNI, A. S.; SALIS, G. J. Optimum voltage regulator placement in a radial power distribution network. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 15, n. 2, p. 879–886, 2000.

SCHAFFER, J. D. **Some experiments in machine learning using vector evaluated genetic algorithms**. [s.l.] Vanderbilt Univ., Nashville, TN (USA), 1985. Disponível em: <<http://www.osti.gov/scitech/biblio/5673304>>. Acesso em: 11 maio. 2017.

SINGH, S. P.; RAO, A. R. Optimal allocation of capacitors in distribution systems using particle swarm optimization. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 43, n. 1, p. 1267–1275, 2012.

SOUZA, B. A. Distribuição de Energia Elétrica. Campina Grande: CCT/UFPBRENGE/PAPE, 1997.

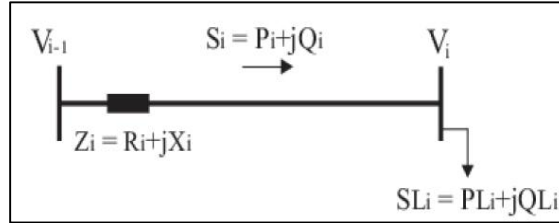
- SOUZA, B. A. et al. Segmentação ótima da curva de duração de carga anual. In: Congresso Internacional de Distribuição Elétrica. **Anais...**2002
- SOUZA, B. A.; ALMEIDA, A. M. F. Multiobjective Optimization and Fuzzy Logic Applied to Planning of the Volt/Var Problem in Distributions Systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 25, n. 3, p. 1274–1281, ago. 2010.
- SOUZA, B. A.; ALVES, H. N.; FERREIRA, H. A. Microgenetic algorithms and fuzzy logic applied to the optimal placement of capacitor banks in distribution networks. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 19, n. 2, p. 942–947, 2004.
- SRINIVAS, M. S. Distribution load flows: a brief review. In: Power Engineering Society Winter Meeting, 2000. IEEE. **Anais...**IEEE, 2000.
- SRINIVAS, N.; DEB, K. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms. **Evolutionary computation**, v. 2, n. 3, p. 221–248, 1994.
- SU, C.-T.; TSAI, C.-C. A new fuzzy-reasoning approach to optimum capacitor allocation for primary distribution systems. In: Industrial Technology, 1996.(ICIT'96), Proceedings of The IEEE International Conference on. **Anais...**IEEE, 1996
- SUNDHARARAJAN, S.; PAHWA, A. Optimal selection of capacitors for radial distribution systems using a genetic algorithm. **IEEE transactions on Power Systems**, v. 9, n. 3, p. 1499–1507, 1994.
- SZUVOVIVSKI, I. **Alocação simultânea de bancos de capacitores e reguladores de tensão em sistemas de distribuição usando algoritmos genéticos e fluxo de potência ótimo**. Dissertação de Mestrado—Curitiba: Universidade Federal do Paraná, 2008.
- YU, X.; XIONG, X.; WU, Y. A PSO-based approach to optimal capacitor placement with harmonic distortion consideration. **Electric Power Systems Research**, v. 71, n. 1, p. 27–33, 2004.
- ZIARI, I.; LEDWICH, G.; GHOSH, A. A new technique for optimal allocation and sizing of capacitors and setting of LTC. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 46, p. 250–257, 2013.
- ZITZLER, E. et al. SPEA2: Improving the strength Pareto evolutionary algorithm. **Evolutionary Methods for Design, Optimisation, and Control**, p. 19–26, 2001.
- ZITZLER, E.; THIELE, L. An evolutionary algorithm for multiobjective optimization: The strength pareto approach. 1998.

APÊNDICE A

APÊNDICE A - MÉTODO DA SOMA DE POTÊNCIA

O esquema da Figura A.1 representa duas barras pertencentes a um sistema radial de distribuição.

Figura A.1 - Alimentador radial com duas barras



Fonte: Da Autora

A formulação matemática do MSP é descrita a seguir:

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{i-1} = |V_{i-1}| \angle \delta_{i-1}, \text{ tensão na barra } i-1; \\ V_i = |V_i| \angle \delta_i, \text{ tensão na barra } i; \\ Z_i = R_i + jX_i, \text{ impedância da linha;} \\ S_{Li} = P_{Li} + jQ_{Li}, \text{ potência demandada da barra } i; \\ S_i = P_i + jQ_i, \text{ fluxo total de potência que chega à barra } i. \end{array} \right.$$

A potência na barra \$i\$ pode ser representada a partir de:

$$S_i = \sqrt{3} V_i I_{(i-1) \rightarrow (i)}^* \quad (\text{A. 1})$$

E a corrente entre as barras \$(i-1)\$ e \$(i)\$:

$$I_{(i-1) \rightarrow (i)} = \frac{|V_{i-1}| \angle \delta_{i-1} - |V_i| \angle \delta_i}{\sqrt{3} Z_i} \quad (\text{A. 2})$$

Combinando (A.1) e (A.2):

$$|V_{i-1}| |V_i| \angle (\delta_{i-1} - \delta_i) - |V_i|^2 = Z_i (P_i + jQ_i) \quad (\text{A. 3})$$

Separando parte real e imaginária:

$$|V_{i-1}||V_i| \cos((\delta_{i-1} - \delta_i)) = |V_i|^2 + P_i R_i + Q_i X_i \quad (\text{A. 4})$$

$$|V_{i-1}||V_i| \sin((\delta_{i-1} - \delta_i)) = P_i X_i - Q_i R_i \quad (\text{A. 5})$$

Sabendo que para um ângulo α qualquer, $\sin^2 \alpha + \cos^2 \alpha = 1$:

$$V_i^4 + 2A_i V_i^2 + C_i = 0 \quad (\text{A. 6})$$

em que:

$$A_i = P_i R_i + Q_i X_i - \frac{|V_{i-1}|^2}{2} \quad (\text{A. 7})$$

$$C_i = |Z_i|^2 |S_i|^2 \quad (\text{A. 8})$$

$$B_i = \sqrt{A_i^2 - C_i} \quad (\text{A. 9})$$

A magnitude da tensão na barra i pode ser calculada a partir de:

$$|V_i| = \sqrt{B_i - A_i} \quad (\text{A. 10})$$

Por fim, as perdas podem ser calculadas:

$$\text{Perdas Ativas} = R_i \frac{|S_i|^2}{|V_i|^2} \quad (\text{A. 11})$$

$$\text{Perdas Reativas} = X_i \frac{|S_i|^2}{|V_i|^2} \quad (\text{A. 12})$$

APÊNDICE B

APÊNDICE B - VALIDAÇÃO DE UM AG A PARTIR DO MICROSOFT VISUAL STUDIO

B.1 Funções de *De Jong*

As funções de *De Jong* são conhecidas por apresentarem características que dificultam sua solução através de métodos de otimização analíticos. Desta forma, são bastante utilizadas como base de estudo para solução via algoritmos genéticos. A primeira função de *De Jong* é definida por:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (B.1)$$

$$-5.12 \leq x_i \leq 5.12$$

Com mínimo global em $f(0, \dots, 0) = 0$

Na Figura B.1 a seguir exibe-se o formulário implementado na plataforma para solução do problema em questão. A partir dele o usuário pode escolher a função objetivo (*De Jong* 1 ou 2). A Figura B.2 mostra a criação de uma nova instância do tipo *Population.cs*, com os parâmetros de simulação conforme a Tabela B.1.

Na Figura B.3 observa-se a classe *DeJong1.cs*. O método *OptimizationFunction (int[] vetor)* implementa a função de aptidão e tem como entrada um vetor com as variáveis decodificadas, além de retornar o valor da função definida na equação (B.1).

Figura B.1 - Formulário desenvolvido

```

15 namespace AG_DeJong1
16 {
17     3 references
18     public partial class Form1 : Form
19     {
20         DeJong1 fcn1 = null;
21         DeJong2 fcn2 = null;
22
23         1 reference
24         public Form1(...)
25
26         1 reference
27         private void deJong1ToolStripMenuItem_Click(object sender, EventArgs e) //Evento DeJong1...
28
29         1 reference
30         private void deJong2ToolStripMenuItem_Click(object sender, EventArgs e) //Evento DeJong2...
31
32         2 references
33         void SearchSolution_DeJong(OptimizationFunctionNdr fcn) ...
34
35         1 reference
36         void AtualizaChart(OptimizationFunctionNdr fcn , Population population) ...
37     }
38 }

```

Fonte: Da Autora

Tabela B.1 - Parâmetros de simulação para função de *De Jong*

Parâmetros	
População	200 indivíduos
Seleção	Roleta
Cruzamento	Único Ponto (75%)
Mutação	Uniforme (10%)
Critério de parada	Nº de gerações = 100

Fonte: Da Autora

Figura B.2 - População

```

void SearchSolution_DeJong(OptimizationFunctionNDR fcn)
{
    int iterations = 100;
    int populationSize = 200;
    int chromosomeSize = 20*fcn.NroDim; //Tamanho do cromossomo (Cada gene é formado por 20 bytes)

    Population population = new Population(populationSize, new LongBinaryChromosome(chromosomeSize), fcn, new RouletteWheelSelection());

    int i = 1;
    double[,] dado = new double[populationSize, fcn.NroDim + 1];

    while (i++ < iterations)
    {
        population.RunEpoch();
    }
}

```

Fonte: Da Autora

Figura B.3 - Classe *DeJong1.cs* desenvolvida

```

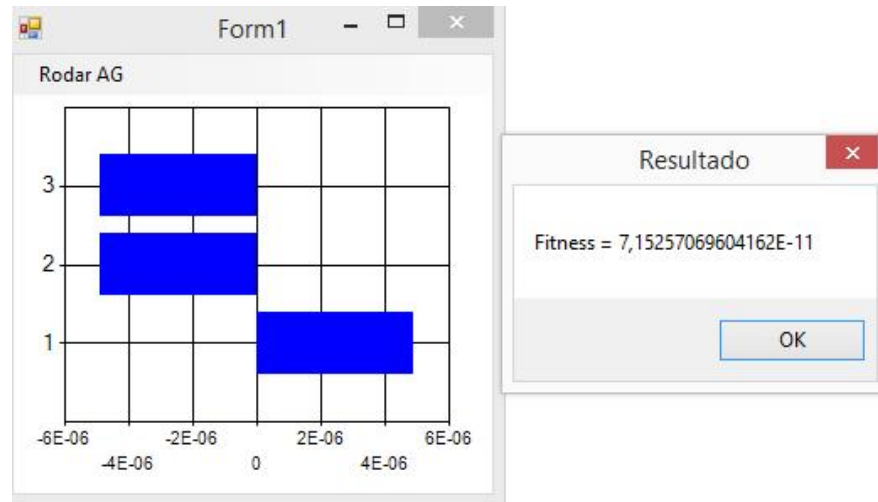
1  using AForge;
2  using AForge.Genetic;
3  using System;
4  using System.Collections.Generic;
5  using System.Linq;
6  using System.Text;
7  using System.Threading.Tasks;
8
9  namespace AG_DeJong1
10 {
11     3 references
12     public class DeJong1 : OptimizationFunctionNDR
13     {
14         1 reference
15         public DeJong1(Modes mds, int n, Range[] r) : base(n, r)
16         {
17             this.Mode = mds;
18         }
19
20         5 references
21         public override double OptimizationFunction(double[] vetor)
22         {
23             double valor = 0;
24             for (int i = 0; i < NroDim; i++)
25             {
26                 valor += Math.Pow(vetor[i], 2);
27             }
28             return valor;
29         }
30     }
31 }

```

Fonte: Da Autora

Ao executar os *scripts* para três variáveis com seleção da função de *De Jong* número 1 como objetivo, os seguintes resultados foram encontrados (Figura B.4):

$$\left\{ \begin{array}{l} x_1 = 5e^{-6} \\ x_2 = -5e^{-6} \\ x_3 = -5e^{-6} \\ \text{Aptidão} = 7,12e^{-11} \end{array} \right.$$

Figura B.4 - Resultados para função de *De Jong 1*

Fonte: Da Autora

Os resultados encontrados coincidem com os valores desejados para as três variáveis, que devem ser nulas, com mínimo global (aptidão) no ponto zero.

APÊNDICE C

APÊNDICE C - INTERPOLAÇÃO POLINOMIAL DE LAGRANGE

Na matemática, denomina-se como interpolação o método de aproximação que permite a estimação de um novo conjunto de dados a partir de um conjunto de dados previamente conhecido. Quando a função interpoladora se trata de um polinômio, esse processo de aproximação é intitulado de interpolação polinomial.

De modo prático, a interpolação polinomial permite a estimação de dados por ser capaz de fornecer um polinômio $p(x)$ de grau n que passe por $n + 1$ pontos conhecidos, denotados por: $(x_0, f(x_0)), (x_1, f(x_1)), \dots, (x_n, f(x_n))$, com $x_0 \neq x_1 \neq \dots \neq x_n$.

O polinômio $p(x)$ é chamado de *polinômio interpolador* de $f(x)$. Uma vez que seja respeitada a relação entre o número de pontos fornecidos e o grau do polinômio interpolador, o teorema a seguir demonstra a unicidade de $p(x)$, além de indicar uma forma de construí-lo (CUNHA, 2000):

Teorema C.1. *Seja $f(x)$ uma função conhecida nos $n + 1$ pontos distintos $\{x_i, f(x_i)\}$, com $0 < i < n$. Existe um único polinômio $p(x)$, de grau menor ou igual a n , tal que:*

$$p(x_i) = f(x_i) \quad (C.1)$$

Demonstração:

Seja $p(x)$ que satisfaça (C.1):

$$p(x) = L_0^n(x)f(x_0) + L_1^n(x)f(x_1) + \dots + L_n^n(x)f(x_n) \quad (C.2)$$

$$p(x) = \sum_{k=0}^n L_k^n(x)f(x_k) \quad (C.3)$$

Onde $L_k^n(x)$ são os polinômios de Lagrange definidos por:

$$L_k^n(x) = \frac{(x - x_0)(x - x_1) \dots (x - x_{k-1})(x - x_{k+1})(x - x_n)}{(x_k - x_0)(x_k - x_1) \dots (x_k - x_{k-1})(x_k - x_{k+1})(x_k - x_n)} \quad (C.4)$$

$$L_k^n(x) = \prod_{i=0, i \neq k}^n \frac{(x - x_i)}{(x_k - x_i)} \quad (C.5)$$

A verificação de que $p(x)$ é o polinômio interpolador segue diretamente da substituição dos pontos de interpolação, observando que:

$$L_k^n(x_k) = 1 \text{ e } L_k^n(x_i) = 0, \text{ para } i \neq k$$

A unicidade de $p(x)$ é consequência de ser $p(x) \equiv 0$ o único polinômio de grau n que se anula em $n + 1$ pontos distintos. Supondo que existem dois polinômios interpoladores, $p_1(x)$ e $p_2(x)$, a partir da equação (C.3), é possível encontrar $p(x) = p_1(x) - p_2(x)$ para mostrar que $p(x) \equiv 0$ e portanto, $p_1(x) \equiv p_2(x)$.

APÊNDICE D

APÊNDICE D - DADOS DOS SISTEMAS

D.1 Sistema 10 Barras

Tabela D.1 - Valores medidos na saída da subestação do sistema de 10 barras

Horário (h)		Medições	
Início	Final	P (MW)	Q (MVar)
0,00	3,33	7,8	3,8753
3,33	5,50	4,8	2,3848
5,50	13,92	3	1,4905

Tabela D.2 - Dados do sistema de 10 barras

Barra Inicial	Barra Final	R (Ω)	X (Ω)	PI (MW)	QI (Mvar)
-	0	-	-	-	-
0	1	0,1730	0,2913	0,5	0,218
1	2	0,4350	0,1783	0,8	0,349
1	3	0,2595	0,4370	0,6	0,262
3	4	1,7400	0,7132	0,1	0,044
4	5	0,4350	0,1783	0,4	0,174
3	6	0,3460	0,5826	1	0,436
6	7	0,4350	0,1783	0,5	0,218
6	8	0,4350	0,7283	1,2	0,523
8	9	0,3460	0,5826	0,6	0,262
9	10	1,3050	0,5349	0,3	0,131

D.2 Sistema 63 Barras

Tabela D.3 - Valores medidos na saída da subestação do sistema de 63 barras

Horário (h)		Medições	
Início	Final	P (MW)	Q (MVar)
0,00	6	8,8181	2,8465
6	18	7,0478	2,2750
18	24	4,9665	1,6032

Tabela D.4 - Dados do sistema de 63 barras

Barra Inicial	Barra Final	R (Ω)	X (Ω)	PI (MW)	QI (Mvar)
-	0	-	-	-	-
0	1	0,1153	0,2281	0,230875	0,068250
1	2	0,0250	0,0311	0,145125	0,042875
1	3	0,0269	0,0532	0,145125	0,042875
2	4	0,4121	0,1265	0,087000	0,025750
2	5	0,2789	0,0856	0,145125	0,042875
3	6	0,0697	0,1379	0,000000	0,000000
4	7	0,3769	0,1157	0,145125	0,042875
4	8	0,1103	0,0338	0,144500	0,042750
6	9	0,0079	0,0158	0,230875	0,068250
7	10	0,5884	0,1806	0,087000	0,025750
7	11	0,1226	0,0376	0,145125	0,042875
8	12	0,2973	0,0912	0,230875	0,068250
9	13	0,2360	0,0724	0,145125	0,042875
9	14	0,0281	0,0557	0,145125	0,042875
11	15	0,2727	0,0837	0,058125	0,017125
13	16	0,1624	0,0498	0,145125	0,042875
14	17	0,0118	0,0233	0,087000	0,025750
16	18	0,1103	0,0338	0,230875	0,068250
17	19	0,0373	0,0738	0,000000	0,000000
19	20	0,0274	0,0542	0,087000	0,025750
19	21	0,0471	0,0585	0,508000	0,150125
20	22	0,0590	0,1167	0,116125	0,034375
21	23	0,0125	0,0155	0,145125	0,042875
22	24	0,0361	0,0715	0,087000	0,025750
22	25	0,4413	0,1355	0,435250	0,128625
23	26	0,0671	0,0832	0,217625	0,064375
24	27	0,0243	0,0482	0,000000	0,000000
24	28	0,1162	0,1442	0,290250	0,085750
25	29	0,0521	0,0159	0,029000	0,008500
26	30	0,1103	0,0338	0,419875	0,124125
26	31	0,0613	0,0188	0,145125	0,042875
27	32	0,0178	0,0354	0,000000	0,000000
28	33	0,0199	0,0247	0,000000	0,000000
31	34	0,0306	0,0094	0,435500	0,128750
32	35	0,0354	0,0700	0,029000	0,008500

Barra Inicial	Barra Final	R (Ω)	X (Ω)	PI (MW)	QI (Mvar)
33	36	0,1072	0,0329	0,725750	0,214500
33	37	0,1042	0,0319	0,290250	0,085750
35	38	0,1992	0,0611	0,087000	0,025750
35	39	0,0144	0,0286	0,058125	0,017125
36	40	0,2268	0,0696	0,029000	0,008500
37	41	0,1655	0,0508	0,087000	0,025750
39	42	0,1134	0,0348	0,029000	0,008500
39	43	0,0201	0,0399	0,261125	0,077125
41	44	0,3218	0,0988	0,363750	0,107500
43	45	0,0962	0,1903	0,087000	0,025750
45	46	0,1317	0,0404	0,087000	0,025750
45	47	0,0303	0,0601	0,217625	0,064375
47	48	0,0201	0,0399	0,116000	0,034250
48	49	0,1624	0,0498	0,087000	0,025750
48	50	0,0392	0,0775	0,087000	0,025750
50	51	0,0735	0,0225	0,290375	0,085875
50	52	0,0300	0,0595	0,000000	0,000000
52	53	0,1685	0,0517	0,217625	0,064375
52	54	0,0140	0,0173	0,000000	0,000000
53	55	0,0980	0,0301	0,087000	0,025750
54	56	0,4934	0,1515	0,145125	0,042875
54	57	0,0176	0,0219	0,145125	0,042875
56	58	0,2390	0,0733	0,087000	0,025750
57	59	0,0538	0,0667	0,145125	0,042875
59	60	0,0604	0,0750	0,145125	0,042875
60	61	0,0294	0,0365	1,030250	0,304500
62	63	0,2145	0,0658	0,087000	0,025750