

Hermom Leal Moreira

**Otimização da operação de sistemas de distribuição
radiais usando um algoritmo genético especializado**

Ilha Solteira
2015





UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
"JÚLIO DE MESQUITA FILHO"
CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA

Otimização da operação de sistemas de distribuição radiais usando um algoritmo genético especializado

Hermom Leal Moreira

Dr. Rubén Augusto Romero Lázaro
Orientador

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia do Campus de Ilha Solteira - UNESP, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de Conhecimento: Automação.

Ilha Solteira
2015



FICHA CATALOGRÁFICA

Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

Moreira, Hermom Leal Moreira.

M838o Otimização da operação de sistemas de distribuição radiais usando um algoritmo genético especializado / Hermom Leal Moreira Moreira. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2015
89 f. : il.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira. Área de conhecimento: Automação, 2015

Orientador: Rubén Augusto Romero Lázaro

Inclui bibliografia

1. Otimização de sistemas elétricos de distribuição. 2. Reconfiguração de sistemas elétricos de distribuição. 3. Alocação ótima de banco de capacitores. 4. Algoritmo genético especializado. 5. Programação não-linear inteira mista. 6. Programação inteira mista.

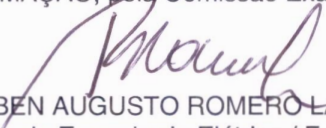
CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO: Otimização da operação de sistemas de distribuição radiais usando um algoritmo genético especializado

AUTOR: HERMOM LEAL MOREIRA

ORIENTADOR: Prof. Dr. RUBEN AUGUSTO ROMERO LAZARO

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica ,
Área: AUTOMAÇÃO, pela Comissão Examinadora:


Prof. Dr. RUBEN AUGUSTO ROMERO LAZARO
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira


Prof. Dr. SERGIO AZEVEDO DE OLIVEIRA
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira


Prof. Dr. CARLOS ROBERTO MENDONÇA DA ROCHA
Centro de Engenharias e Ciências Exatas / Universidade Estadual do Oeste do Paraná

Data da realização: 13 de abril de 2015.

À Betania, esposa e amor da minha vida e filhos(as) Sophia, Maressa e Theodoro.

Agradecimentos

A Deus Pai e Criador, a Cristo Senhor e Salvador e ao Espírito Santo. A este Deus que entregou Seu Filho por nós para que, crendo Nele, pudéssemos por seus desígnios em nossas vidas (que muitas vezes não entendemos) cumprir a nossa missão. A Ele toda honra e a glória para sempre!

À meus pais Olavo Sales Moreira (*in memoriam*) e Edith Leal Moreira: mãe te amo!

À minha família.

Ao Prof. Dr. Rúben, meu orientador, pela oportunidade e também a quem admiro e me inspiro por sua sensibilidade humana e social e pelo modelo de dedicação, vigor, esforço e eficiência na vida profissional, acadêmica e administrativa.

Ao Prof. Esp. Arlindo José Bergamim, ex-coordenador, sistematizador e criador dos cursos de engenharia da Universidade de Cuiabá - UNIC, meu orientador de especialização, pela oportunidade de me inserir na carreira acadêmica como docente.

Ao Prof. Msc. Vitalino Pires, ex-diretor da FAEC - Faculdade de Engenharia e Computação da UNIC, pela amizade, pelos conselhos, pelo incentivo e pela missão a mim designada de ter coordenado o curso de Pós Graduação em Engenharia de Segurança do Trabalho e de Engenharia Elétrica da UNIC.

Aos colegas do LAPSEE (Laboratório de Planejamento de Sistemas Elétricos de Energia), em especial Simone Souza e Leonardo Possagnolo, que contribuíram em pontos importantes no desenvolvimento deste trabalho.

**“Disse-lhe Jesus: Eu sou a ressurreição e a vida; quem crê em mim, ainda que esteja morto, viverá; E todo aquele que vive, e crê em mim, nunca morrerá. Crês tu isto?
(Bíblia Sagrada, João 11.25,26)**

Resumo

O aumento consistente e constante do consumo de energia elétrica, o crescimento irregular e desordenado de edificações residenciais, comerciais e industriais, dentro e fora dos centros urbanos, as irregularidades nas características do fator de potência das cargas instaladas, podem colocar em xeque o bom desempenho dos sistemas elétricos de distribuição sendo necessário e urgente, a aplicação de ferramentas computacionais eficientes que atuem na otimização da operação. A investigação, análise e projeto destes sistemas são o foco da automação da distribuição, que visa redução das perdas técnicas que pode ser feita através da reconfiguração e alocação de bancos de capacitores que contribuirão para o melhoramento nos perfis de tensão e a minimização de perda de potência ativa nas linhas. Este trabalho visa propor a melhoria no desempenho econômico da operação de sistemas de distribuição através da minimização de determinados custos da operação, propondo investimentos que garantam lucros em seu retorno, através da solução simultânea dos problemas de reconfiguração de sistemas de distribuição radiais para alguns tipos de carregamento e do problema da alocação dos bancos de capacitores que será feita através de uma metaheurística especializada para avaliar a qualidade de cada proposta de solução fornecida pela meta-heurística sendo implementado um módulo de fluxo de carga em sistemas de distribuição radial com uso de um algoritmo de varredura.

Palavras-chaves: Algoritmo genético especializado. Alocação ótima de banco de capacitores. Otimização de sistemas de distribuição. Programação não-linear inteira mista. Programação linear inteira mista. Reconfiguração de sistemas de distribuição.

Abstract

The consistent and steady increase in electricity consumption, the irregular and uncontrolled growth of residential, commercial and industrial buildings, inside and outside urban centers, the irregularities in the characteristics of the power factor of the loads installed, can risk the good performance electrical distribution systems is necessary and urgent, the application of efficient computational tools that work on optimizing the operation. The research, analysis and design of these systems is the focus of distribution automation, which aims to reduce technical losses can be done by reconfiguring and allocation of capacitors which contribute to the improvement in the voltage profile and minimizing loss active power lines. This work aims to propose improvements in the economic performance of the distribution system operation by minimizing certain costs of the operation, proposing investments to ensure profits on their return, by the simultaneous solution of the reconfiguration of radial distribution systems problems for some types of loading and allocation problem of capacitor banks to be made by a specialized metaheurist to assess the quality of each proposed solution provided by meta-heuristics are implemented a load module radial flow distribution system using an algorithm scan.

Keywords: Genetic algorithm specialized. Capacitor bank great allocation. Distribution systems optimization. Programming nonlinear mixed integer. Mixed integer linear programming. Reconfiguration of distribution systems.

Lista de Ilustrações

Figura 1 – Algoritmo Construtivo Guloso	28
Figura 2 – Algoritmo de Busca Através de Vizinhança	30
Figura 3 – Algoritmo de Busca Tabu	32
Figura 4 – Algoritmo Simulated Annealing	33
Figura 5 – Algoritmo GRASP - Greedy Randomized Adaptive Search Procedure	34
Figura 6 – Diagrama de Blocos do AGCB Básico	41
Figura 7 – Diagrama de Blocos do AGCBEsp	44
Figura 8 – Representação do Indivíduo	45
Figura 9 – Exemplo de alocação de bancos na barra i	46
Figura 10 – Heurística para gerar a população inicial.	50
Figura 11 – Exemplo de SD	52
Figura 12 – Algoritmo de Fluxo de Carga por Varredura	55
Figura 13 – Laços fundamentais de um sistema de 14 barras	57
Figura 14 – Proposta de solução um sistema de 14 barras	59
Figura 15 – Sistema de 33 barras	62
Figura 16 – Estado da rede de 33 barras após reconfiguração	62
Figura 17 – Estado da rede de 33 barras após reconfiguração - Gráfico de Linhas	63
Figura 18 – Convergência do AGCBEsp 33 barras - Gráfico de Linhas	63
Figura 19 – Reconfiguração e Alocação de BC's para Sistema 33 barras - Gráfico de Linhas	64
Figura 20 – Convergência AGCBEsp - Reconfiguração e Alocação de BC's para Sistema 33 barras	65
Figura 21 – Sistema de 69 barras	66
Figura 22 – Estado da rede de 69 barras após reconfiguração	67
Figura 23 – Estado da rede de 69 barras após reconfiguração - Gráfico de Linhas	68
Figura 24 – Convergência do AGCBEsp 69 barras - Gráfico de Linhas	68
Figura 25 – Reconfiguração e Alocação de BC's para Sistema 69 barras - Gráfico de Linhas	69
Figura 26 – Convergência AGCBEsp - Reconfiguração e Alocação de BC's para Sistema 69 barras	70
Figura 27 – Sistema de 135 barras	72
Figura 28 – Estado da rede de 135 barras após reconfiguração	73
Figura 29 – Estado da rede de 135 barras após reconfiguração - Gráfico de Linhas	73
Figura 30 – Convergência do AGCBEsp 135 barras - Gráfico de Linhas	74
Figura 31 – Reconfiguração e Alocação de BC's para Sistema 135 barras - Gráfico de Linhas	75

Figura 32 – Convergência AGCBEsp - Reconfiguração e Alocação de BC's para Sistema 135 barras	75
--	----

Lista de Tabelas

Tabela 1 – Resultados de reconfiguração para sistema de 33 barras	61
Tabela 2 – Resultados de reconfiguração para sistema de 69 barras	66
Tabela 3 – Resultados de reconfiguração para sistema de 135 barras	71
Tabela 4 – Dados da rede de distribuição de 33 barras	84
Tabela 5 – Dados da rede de distribuição de 69 barras	85
Tabela 6 – Dados da rede de distribuição de 136 barras	87

Lista de Abreviaturas e Siglas

AG	Algoritmo Genético
AGCB	Algoritmo Genético de Chu-Beasley
AGCBEsp	Algoritmo Genético de Chu-Beasley Especializado
AHC	Algoritmo Heurístico Construtivo
BC	Banco de Capacitor
BFS	<i>Backward Forward Sweep</i>
DNA	<i>Deoxyribonucleic Acid</i>
GA	<i>Genetic Algorithm</i>
GD	Gerador Distribuído
GRASP	<i>Greedy Randomized Adaptive Search Procedure</i>
MT	Média Tensão
PAOBC	Problema de Alocação Ótima de Banco de Capacitores
PFCR	Problema do Fluxo de Carga Radial
PLIM	Programação Linear Inteira Mista
PROSD	Problema da Reconfiguração Ótima de Sistemas de Distribuição
SA	<i>Simulated Annealing</i>
SDEE	Sistema de Distribuição de Energia Elétrica
SDH	<i>Steepest Descent Heuristic</i>
SEP	Sistema Elétrico de Potência
TAP	Valor ou posição de tensão em circuito primário ou secundário de Transformador
TS	<i>Tabu Search</i>
TSP	<i>Traveling Salesman Problem</i>

Lista de Símbolos

- Ω_l Conjunto de circuitos;
- Ω_b Conjunto de barras;
- Ω_{b_i} Conjunto de barras conectadas na barra i ($\Omega_{b_i} \subset \Omega_b$);
- Ω_d Conjunto de níveis de demanda;
- \underline{V} Magnitude de tensão mínima;
- \overline{V} Magnitude de tensão máxima;
- \overline{I}_{ij} Magnitude de corrente máxima no circuito $i - j$;
- n_b Número de barras ($n_b = |\Omega_b|$);
- P_{D_i} Demanda de potência ativa na barra i ;
- Q_{D_i} Demanda de potência reativa na barra i ;
- g_{ij} Condutância do circuito $i - j$;
- b_{ij} Susceptância do circuito $i - j$;
- P_{ij} Fluxo de potência ativa que deixa a barra i para a barra j ;
- Q_{ij} Fluxo de potência reativa que deixa a barra i para a barra j ;
- $I_{r_{ij}}$ Fluxo de corrente real no circuito $i - j$;
- $I_{m_{ij}}$ Fluxo de corrente imaginária no circuito $i - j$;
- v Perda total de energia;
- x_{ij} Variável binária que determina se o circuito entre a barra i e a barra j está ligado;
- V_i Magnitude de tensão na barra i ;
- θ_{ij} Diferença de ângulo de fase entre as barras i e j ;
- P_{S_i} Potência ativa fornecida pela subestação na barra i ;
- Q_{S_i} Potência reativa fornecida pela subestação na barra i ;
- c_d^{ls} Custos das perdas no nível de demanda d ;
- α_d Número de horas no nível de demanda d ;
- k_{bc} Taxa de recuperação do capital da instalação e manutenção do BC's;
- c^{bc} Custo de instalação e manutenção de um BC fixo;
- c^{sw} Custo de instalação e manutenção de um BC chaveado;
- c^{un} Custo unitário de um BC padrão;
- b^{bc} Susceptância de um módulo de capacitores;
- n^{bc} Número máximo de módulos de capacitores que podem ser instalados em um nó do sistema;
- m^{bc} Número máximo de módulos de BC's que podem ser instalados no sistema;
- $P_{i,d}^D$ Demanda de potência ativa na barra i , no nível de demanda d ;
- $Q_{i,d}^D$ Demanda de potência reativa na barra i , no nível de demanda d ;
- q_i^{bc} Variável binária de decisão associada a alocação de um BC fixo no nó i ;

q_i^{sw} Variável binária de decisão associada a alocação de um BC chaveado no nó i ;
 $n_{i,d}^{bc}$ Número de módulos de capacitores instalados no nó i , no nível de demanda d ;
 $m_{i,d}^{bc}$ Número de BC's fixos ou chaveados instalados no sistema.

Sumário

I	INTRODUÇÃO	15
1.1	O PROBLEMA DA RECONFIGURAÇÃO ÓTIMA DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO	16
1.1.1	Formulação do problema da reconfiguração	17
1.2	O PROBLEMA DA ALOCAÇÃO ÓTIMA DE BANCOS DE CAPACITORES EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO	19
1.3	O PROBLEMA INTEGRADO DA RECONFIGURAÇÃO E ALOCAÇÃO DE BANCOS DE CAPACITORES EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO	22
1.4	REVISÃO DE LITERATURA ESPECIALIZADA	24
1.5	MOTIVAÇÃO E ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	25
2	INTRODUÇÃO A METAHEURÍSTICAS	27
2.1	INTRODUÇÃO	27
2.2	ALGORITMOS HEURÍSTICOS	27
2.2.1	O algoritmo heurístico construtivo	27
2.2.2	O algoritmo de busca através de vizinhança	29
2.3	METAHEURÍSTICAS	31
2.3.1	Tabu Search (TS)	31
2.3.2	Simulated Annealing (SA)	32
2.3.3	O GRASP	34
2.3.4	Algoritmo Genético	35
3	O ALGORITMO GENÉTICO DE CHU-BEASLEY ESPECIALIZADO	40
3.1	INTRODUÇÃO	40
3.2	ALGORITMO BÁSICO DE CHU-BEASLEY	40
3.3	ALGORITMO DE CHU-BEASLEY ESPECIALIZADO	42
3.4	MONTAGEM DA POPULAÇÃO INICIAL	49
4	ALGORITMO DE CHU-BEASLEY ESPECIALIZADO APLICADO AO PROBLEMA INTEGRADO DA RECONFIGURAÇÃO E DA ALOCAÇÃO DE BANCOS DE CAPACITORES	51
4.1	O PROBLEMA DO FLUXO DE CARGA RADIAL	51
4.2	A RESTRIÇÃO DE RADIALIDADE	55
4.3	A REPRESENTAÇÃO DE UMA PROPOSTA DE SOLUÇÃO RADIAL	57
5	TESTES COM O ALGORITMO DE CHU-BEASLEY ESPECIALIZADO	60
5.1	SISTEMA DE 33 BARRAS - RESULTADOS DE RECONFIGURAÇÃO	61

5.1.1	Sistema de 33 barras - Resultados de Reconfiguração e Alocação de BC's	64
5.2	SISTEMA DE 69 BARRAS	
5.2 5.1	Sistema de 69 Barras - Resultados de Reconfiguração e Alocação de BC' s	69
5.3	SISTEMA DE 135 BARRAS	70
5.3.1	Sistema de 135 Barras - Resultados de Reconfiguração e Alocação de BC' s	74
6	CONCLUSÕES.	77
	Referências	79

1 INTRODUÇÃO

A automação de sistemas elétricos de potência vêm de encontro às necessidades do atual cenário do setor de energia elétrica, sendo imprescindível que sejam realizadas intervenções vigorosas e esforços concentrados na redução de perdas e aumento da confiabilidade observando-se a relação custo-benefício nas ações que devem ser implementadas.

No sistema elétrico de potência (SEP), os alvos e objetivos das organizações responsáveis pelo setor devem ser a minimização de custos, oferta acessível do serviço em termos de faturamento para o consumidor final, devendo assegurar ainda altos padrões de qualidade e eficiência, uma vez que, com a abertura competitiva deste tipo de mercado, a gestão técnica, econômica e financeira deve pautar suas ações na previsibilidade de aumento e incrementação constante da demanda necessitando assim que a gestão seja capaz de investir e retroalimentar o planejamento, operação e expansão do sistema, partindo de pesquisas como esta, e baseado em seus resultados, aplicar efetivamente em campo as ações (GÓMES-EXPÓSITO; CONEJO; CANIZARES, 2011).

Em razão do crescimento e desenvolvimento da sociedade em seus mais diversos setores, é necessário que haja disponibilidade e oferta de energia de forma eficiente atendendo parâmetros que garantam um bom desempenho das redes de distribuição quando da ocorrência do aumento do consumo, do crescimento desigual e desordenado de cargas e do próprio fator de potência irregular que podem gerar estas cargas (GUIMARAES; CASTRO; ROMERO, 2007).

Através da análise, investigação e implementação das técnicas de automação de sistemas elétricos de distribuição (SDEE's), estas redes podem ter seu desempenho melhorado através do controle dos perfis adequados de tensão, do fator de potência não previsto, da minimização de perda de potência ativa nas linhas, que pela otimização pode ter reduzida as perdas que venham incidir no custo e faturamento dos serviços.

Para atuar de forma relevante, as empresas distribuidoras de energia devem fornecer energia com qualidade devido às pressões econômicas bem como de regulação do setor, destacando ainda que estas distribuidoras devem operar dentro dos limites especificados pelas agências reguladoras (GUIMARÃES, 2009).

As técnicas aplicadas e utilizadas atualmente na distribuição consistem em: 1) reconfiguração de alimentadores para reduzir perdas e também ajustar o perfil de tensão e balanceamento de carga; 2) instalação de banco de capacitores, que diminui a perda e/ou corrige o fator de potência, ajustando também o perfil de tensão e o 3) ajuste de tap de transformador, que regula o perfil de tensão conforme o carregamento (GUIMARÃES; CASTRO; ROMERO, 2007).

Especificamente, a proposta deste trabalho consiste em otimizar o desempenho econômico através do planejamento da operação de sistemas de distribuição com: a. minimização de perdas ativas, b. minimização de perdas reativas, c. melhoria ou manutenção do perfil de tensão, tornando possível o aumento da produtividade e confiabilidade, o controle de indicadores de desempenho atendendo aos itens contratuais e regulamentares do setor elétrico.

A aplicação da metaheurística do tipo algoritmo genético modificado de Chu-Beasley (AGCB) atua no problema da reconfiguração simultânea de alimentadores de SDEE's, e também na alocação de banco de capacitores, fornecendo suporte reativo, atuando no alívio do carregamento da linha, na correção do fator de potência, no perfil de tensão, bem como redução das perdas.

A vantagem desta proposta para empresas distribuidoras de energia elétrica está em oferecer uma alternativa robusta e de baixo custo financeiro e operacional para tomada de decisão para investimentos a serem realizados.

Para fornecedores que mantêm seus indicadores dentro dos limites ou padrões, não violando as restrições regulatórias, a proposta permanece interessante pois para um determinado custo de operação, o investimento a ser realizado seguramente se reverte em lucro para um determinado horizonte de tempo.

Já para distribuidoras que violam parâmetros ou tendem a operar de forma precária, as vantagens são as mesmas, destacando que, caso o sistema esteja estressado, há adicionalmente a necessidade da alocação de reguladores de tensão, uma vez que estratégias de reconfiguração e bancos de capacitores podem não ser suficientes.

1.1 O PROBLEMA DA RECONFIGURAÇÃO ÓTIMA DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

A operação do SDEE é uma atividade que exige um planejamento que combine diversos conceitos e técnicas com o objetivo de garantir a continuidade e confiabilidade do fornecimento de energia em função de situações adversas ou vulnerabilidades que são caracterizadas, por exemplo, pelas solicitações de interrupções em um ou mais pontos do sistema para manutenção ou reparos que requerem o isolamento de determinados ramos, barras ou elementos do sistema (transformadores, chaves, disjuntores, linhas, tor-res, postes, etc.), bastante comum nas técnicas de proteção e coordenação de sistemas elétricos.

Além disso, podem ocorrer sinistros na rede causados por intempéries da natureza ou por colisões sofridas por veículos que ultrapassam a área de proteção das estruturas nas instalações elétricas de distribuição, sendo que estas possíveis solicitações devem ser

previstas e inseridas como fatores a serem gerenciados, para que as partes ou ramos defeituosos sejam isolados dentro da topologia para não afetar totalmente o sistema. Para isto, os projetistas devem fazer uso da otimização para reconfigurar a topologia de rede do sistema de fornecimento elétrico em nível de distribuição através de abertura e fechamento de chaves, utilizando combinações e recombinações modeladas através de variáveis (modelos matemáticos) do tipo programação não linear inteira mista (PNLIM).

1.1.1 Formulação do problema da reconfiguração

A condição de operação radial na reconfiguração de SDEE's é dada por:

$$M = n_b - 1 \quad (1)$$

onde M representa o número circuitos envolvidos e n_b representa o número de barras.

Nas SDEE's pode-se modelar as perdas elétricas através do circuito i-j vinculado à rede conforme as equações abaixo:

$$\text{Perdas} = P_{ij} + P_{ji} \quad (2)$$

em que

$$P_{ij} = V_i^2 g_{ij} - V_i V_j (g_{ij} \cos \theta_{ij} + b_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (3)$$

$$P_{ji} = V_j^2 g_{ij} - V_i V_j (g_{ij} \cos \theta_{ij} - b_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (4)$$

Após somatório a equação acima pode ser reescrita como a seguir:

$$\text{Perdas} = V_i^2 g_{ij} + V_j^2 g_{ij} - 2V_i V_j g_{ij} \cos \theta_{ij} \quad (5)$$

a qual, depois de algumas operações, reescrevemos a seguir:

$$\text{Perdas} = g_{ij} (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \theta_{ij}) \quad (6)$$

A perda total no sistema no cálculo do fluxo de carga é dado por:

$$\text{Perdas no sistema} = \sum_{(ij) \in \Omega_t} (g_{ij} (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \theta_{ij})) \quad (7)$$

Para circuitos ligados e desligados tem-se as variáveis binária x_{ij} com valor lógico 1 para ligado e 0 para desligado.

$$\min v = \sum_{(ij) \in \Omega_t} (g_{ij} x_{ij} (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \theta_{ij})) \quad (8)$$

O problema da reconfiguração ótima de sistemas de distribuição (PROSD), considerando uma subestação é modelado como segue:

$$\min v = \sum_{(ij) \in \Omega_l} (g_{ij} x_{ij} (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \theta_{ij})) \quad (9)$$

s. a.

$$P_{S_i} - P_{D_i} - \sum_{j \in \Omega_{b_i}} (x_{ij} (V_i g_{ij} - V_i V_j (g_{ij} \cos \theta_{ij} + b_{ij} \sin \theta_{ij}))) = 0, \quad \forall i \in \Omega_b \quad (10)$$

$$Q_{S_i} - Q_{D_i} - \sum_{j \in \Omega_{b_i}} (x_{ij} (-V_i b_{ij} - V_i V_j (g_{ij} \sin \theta_{ij} + b_{ij} \cos \theta_{ij}))) = 0, \quad \forall i \in \Omega_b \quad (11)$$

$$\underline{V} \leq V_i \leq \bar{V}, \quad \forall i \in \Omega_b \quad (12)$$

$$I_{r_{ij}}^2 + I_{m_{ij}}^2 \leq x_{ij} \bar{I}_{ij}^2, \in \{0, 1\}, \quad \forall (i, j) \in \Omega_l \quad (13)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, \quad \forall (i, j) \in \Omega_l \quad (14)$$

$$\sum_{(ij) \in \Omega_l} x_{ij} = n_b - 1 \quad (15)$$

Para o PROSD temos as restrições físicas, relacionadas aos limites e capacidades dos componentes da rede, como por exemplo, o fluxo de potência aparente nos circuitos, e restrições operacionais, relacionadas à operação do tipo radial, leis de Kirchhoff, tensão nas barras e etc.

Em (9) tem-se a função objetivo do problema que minimiza as perdas ativas do SDEE.

Em (10) e (11) temos as restrições relativas às Leis de Kirchhoff.

Em (12) tem-se a restrição de magnitude de tensão para cada barra, sendo vinculada aos limites padronizados por normas de regulação do setor elétrico, que geralmente assumem valores entre 0,93 pu e 1,03 pu.

Em (13) é apresentada a restrição do limite do fluxo de potência para o circuito ij , apresentada nas equações (21) e (22) que estão incrementadas adicionalmente com o subíndice (d) para cada nível de carga ou demanda.

Em (14) tem-se a restrição que caracteriza a variável de decisão como binária, sendo variáveis binária x_{ij} com valor lógico 1 para ligado e 0 para desligado.

A equação (15) juntamente com a (10) garante que qualquer solução factível deve ser radial.

Este assunto, bem como os modelos matemáticos que envolvem o PROSD, voltarão posteriormente a ser tratados neste trabalho, sendo vinculados à primeira parcela da codificação do algoritmo genético especializado de Chu-Beasley (AGCBEsp). O tópico desta seção também envolve a busca por topologias alternativas ótimas, pela aplicação de um algoritmo que deverá garantir uma proposta de solução radial para o SDEE.

1.2 O PROBLEMA DA ALOCAÇÃO ÓTIMA DE BANCOS DE CAPACITORES EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

Os bancos de capacitores (BC's) instalados em SDEE's, têm por objetivo reduzir as perdas e corrigindo o fator de potência do sistema quando alocados em pontos ótimos observando-se as restrições de operação bem como as de fluxo de carga. A alocação destes bancos deverá ser implementada através de uma função objetivo que minimize os custos da instalação e operação no sistema em análise.

Devido à variação de carga em função das demandas de potência do SDEE, é necessário escolher corretamente o tipo de controle, a capacidade e os pontos de operação, sendo que estes capacitores podem ser fixos, chaveados ou mistos para que com estas condições o problema possa ser representado matematicamente através de uma função objetivo utilizando variáveis discretas na otimização.

Para a alocação dos BC's deve ser definido o tipo de instalação (fixo, chaveado, misto), a capacidade de potência reativa em kVAr, o(s) ponto(s) de localização deste(s) banco(s) e o esquema de controle para diferentes níveis de operação, o nível de carga e o horizonte de tempo de operação.

Os BC's fixos atuam na correção de cargas constantes, tais como transformadores, já os bancos de capacitores chaveados automáticos, compensam automaticamente as cargas por meio de sinais de tensão e corrente através dos módulos capacitivos (MONTICELLI, 1983).

Os custos de investimentos, conhecidos, são:

1) custo de instalação dos BC's; 2) custos fixos; 3) custos variáveis correspondentes aos custos das perdas de energia nos alimentadores.

A operacionalidade dos bancos de capacitores deverá considerar:

1) tipo chaveado, fixo ou misto; 2) os módulos dos capacitores nos BC's devem

conter a mesma capacidade; 3) o número de módulos de acordo com os níveis de demanda fica restrito ao um número igual ao máximo que pode ser alocado por barra.

A modelagem matemática para o problema da alocação ótima dos bancos de capacitores - (PAOBC) para este trabalho aborda (GONÇALVES, 2013), conforme é apresentado a seguir.

$$\begin{aligned} \min v = & \sum_{d \in \Omega_d} c_d^{ls} \alpha_d \sum_{(ij) \in \Omega_i} (g_{ij} x_{ij} (V_{i,d}^2 + V_{j,d}^2 - 2V_{i,d} V_{j,d} \cos \theta_{ij,d})) \\ & + k_{bc} \sum_{i \in \Omega_b} (c^{bc} q_i^{bc} + c^{sw} q_i^{sw} + c^{un} m_i^{bc}) \end{aligned} \quad (16)$$

s. a.

$$P_{S_i,d} - P_{D_i,d} - \sum_{j \in \Omega_{b_i}} x_{ij} P_{ij,d} = 0, \quad \forall i \in \Omega_b; \forall d \in \Omega_d; \quad (17)$$

$$Q_{S_i,d} - Q_{D_i,d} - \sum_{j \in \Omega_{b_i}} x_{ij} Q_{ij,d} + n_{i,d}^{bc} V_{i,d}^2 b^{bc} = 0, \quad \forall i \in \Omega_b; \forall d \in \Omega_d; \quad (18)$$

$$P_{ij,d} = V_{i,d}^2 g_{ij} - V_{i,d} V_{j,d} (g_{ij} \cos \theta_{ij,d} + b_{ij} \sin \theta_{ij,d}), \quad \forall i \in \Omega_b; \forall d \in \Omega_d; \quad (19)$$

$$Q_{ij,d} = -V_{i,d}^2 b_{ij} - V_{i,d} V_{j,d} (g_{ij} \sin \theta_{ij,d} + b_{ij} \cos \theta_{ij,d}), \quad \forall i \in \Omega_b; \forall d \in \Omega_d; \quad (20)$$

$$\begin{aligned} I r_{ij,d} = & g_{ij} (V_{i,d} \cos \theta_{i,d} - V_{j,d} \cos \theta_{j,d}) \\ & - b_{ij} (V_{i,d} \sin \theta_{i,d} - V_{j,d} \sin \theta_{j,d}), \quad \forall i \in \Omega_b; \forall d \in \Omega_d; \end{aligned} \quad (21)$$

$$\begin{aligned} I m_{ij,d} = & g_{ij} (V_{i,d} \sin \theta_{i,d} - V_{j,d} \sin \theta_{j,d}) \\ & - b_{ij} (V_{i,d} \cos \theta_{i,d} - V_{j,d} \cos \theta_{j,d}), \quad \forall i \in \Omega_b; \forall d \in \Omega_d; \end{aligned} \quad (22)$$

$$\underline{V} \leq V_{i,d} \leq \overline{V}, \quad \forall i \in \Omega_b; \forall d \in \Omega_d; \quad (23)$$

$$(I_{r_{ij,d}}^2 + I_{m_{ij,d}}^2) \leq \overline{I}_{ij}^2, \quad \forall i \in \Omega_b; \forall d \in \Omega_d; \quad (24)$$

$$0 \leq m_{i,d-1}^{bc} \leq n_{i,d-1}^{bc} q_i^{sw}, \quad \forall i \in \Omega_b; \forall d \in \Omega_d; \quad (25)$$

$$|n_{i,d}^{bc} - n_{i,d-1}^{bc}| \leq n^{bc} q_i^{sw}, \quad \forall i \in \Omega_b; \forall \in \Omega_d |d > 1; \quad (26)$$

$$\sum_{j \in \Omega_{b_i}} q_i^{bc} \leq n^{bc} \quad (27)$$

$$q_i^{bc} \in [0, 1] \quad \forall i \in \Omega_b; \quad (28)$$

$$q_i^{sw} \in [0, 1] \quad \forall i \in \Omega_b; \quad (29)$$

$$\sum x_{ij} = n_{b-1} \quad (30)$$

$$x_{ij} \in [0, 1] \quad (31)$$

$$n_{i,d}^{bc} \text{ inteiro} \quad \forall i \in \Omega_b; \forall \in \Omega_d \quad (32)$$

Neste modelo para o PAOBC, tem-se:

Em (16) a função objetivo, sendo que a primeira parcela é referente aos custos das perdas de potência ativa para três níveis de demanda definidos neste trabalho, sendo a segunda parcela os custos de instalação e manutenção dos BC's (fixos e/ou chaveados).

Em (17) é representado o balanço de potência ativa do sistema e (18) o balanço de potência reativa do sistema.

Em (19) e (20) aparecem as relações de potência ativa e reativa decorrentes da aplicação da lei das tensões de Kirchhoff.

Em (21) representa a parte real do fluxo de corrente ativa no ramo ij .

Em (22) tem-se a parte imaginária do fluxo de corrente no ramo ij .

A restrição (23) representa os limites do módulo de tensão inferior e superior nas barras do sistema elétrico.

A restrição (24) representa os limite dos fluxos de corrente nos ramos.

A restrição (25) indica que o número de BC's instalados em uma barra tem que ser maior que zero e menor que o valor máximo multiplicado pela variável binária de decisão.

A restrição (26) indica que o número de BC's ligados à uma barra entre níveis de demanda consecutivos tem que ser menor ou igual ao máximo permitido, multiplicado pela variável de decisão que indica a presença de bancos de capacitores chaveados na barra.

A restrição (27) indica que o número de BC's instalados no sistema tem que ser menor ou igual à um número máximo de BCs previamente especificado.

A restrição (28) representa a natureza binária da variável de decisão associada a instalação de um BC na barra ij , e vale 1 se o BC for adicionado, e 0 se não for adicionado.

A equação (29) representa a natureza binária da variável de decisão associada à instalação de um BC chaveado na barra i , e vale 1 se o BC chaveado for adicionado e 0 se não for adicionado.

Em (30) temos a natureza inteira do número de módulos de capacitores instalados na barra i .

As equações (18)-(22) e (24) são não lineares e no modelo existem variáveis inteiras e binárias tornando o modelo um problema de PNLIM.

Este assunto, bem como os modelos matemáticos que envolvem o PAOBC, voltam posteriormente a ser tratados neste trabalho, sendo vinculados à segunda parcela da codificação do AGCBEsp.

1.3 O PROBLEMA INTEGRADO DA RECONFIGURAÇÃO E ALOCAÇÃO DE BANCOS DE CAPACITORES EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

Os processos de otimização de sistemas de distribuição (SD's) clássicos buscam resolver quatro problemas básicos: reconfiguração, alocação de BC's, alocação de reguladores de tensão e ajuste de tap's de transformador, de forma separada e independente e podem ser aplicados no planejamento de curto prazo.

Quando estes problemas são resolvidos separadamente são obtidos ótimos locais para cada um dos problemas, sendo que devido principalmente às restrições de hardware como espaço de memória e tempo de processamento e ausência de ferramentas computacionais que não existiam no passado, resolver estes problemas simultaneamente tornava-se inviável e oneroso pela complexidade de programação e alto custo do tempo computacional.

Um dos destaques desta pesquisa é explorar a busca por uma solução simultânea de dois destes problemas que eram resolvidos no passado de forma individual, pois ao serem resolvidos ao mesmo tempo, a possibilidade de obtenção de um ótimo melhor é muito

maior e podem ser aplicados na prática no planejamento de curto prazo da operação com menor custo.

Na literatura especializada sobre o assunto são apresentados vários *solvers* que utilizam a modelagem matemática para solução de problemas deste tipo. No entanto, optou-se por explorar o tema aplicando aos problemas a serem resolvidos, uma metaheurística evolutiva especializada, semelhante às que tem apresentado bons resultados, como destacado na Seção 1.4. Busca-se a diminuição da complexidade na programação com a simplificação ou eliminação de modelos matemáticos, robustez nos resultados, integração de problemas anteriormente analisados separadamente, ao resolver o PROSD e PAOBC conjuntamente.

Os resultados práticos oferecem ao planejamento da operação de SD's informações e resultados sobre uma nova topologia de rede que evitaria a construção de novos alimentadores pelo aumento ou descaracterização das cargas já existentes ou inserção de novas cargas, que mudam o desempenho da rede que em seu projeto inicial possuía topologia ótima, mas que ao longo do tempo foi descaracterizada. Oferecendo ainda o suporte reativo com a alocação de BC's em barras locais para a nova topologia, evitando que o suprimento reativo parta da subestação.

Usualmente se diz na análise de SD's que o BC compensa a potência reativa da carga indutiva, o que gera uma diminuição no módulo da corrente nos circuitos, ou seja, ocorre uma mudança no módulo da corrente que circula no circuito através do uso de técnicas de redução de perdas em SD's.

Ao analisarmos a corrente relativa à $I^2 R_{ij}$, costuma-se crer que as perdas ativas diminuem e isto de fato é uma abordagem de destaque bastante importante neste trabalho.

A diminuição do que seria a perda de energia reativa $I_{ij}^2 X_{ij}$ não aparece como sendo um objetivo, no entanto, por ser uma parcela que está em função da potência fornecida pela subestação, das características dos circuitos e da carga, ela irá diminuir em função da redução do módulo da corrente no condutor relativa ao componente $R_{ij} X_{ij}$, por causa da própria redistribuição dos fluxos de carga quando realizada a reconfiguração.

A alocação do(s) BC(s), feita conjuntamente com a reconfiguração e redistribuição dos fluxos de carga, suprirá localmente a necessidade de reativo vindo da subestação. Diminui-se assim a corrente no(s) alimentador(es) e ocorre um alívio da corrente nestes alimentadores, pois isto acontece de forma conjunta e complementar, impactando diretamente e ao mesmo tempo na redução das perdas no sistema em análise.

Ainda dentro desta análise, percebe-se na prática, que nos SD's, quando há aumento de carga e o condutor possui pequena seção, as perdas são altíssimas devido ao aumento da corrente, e com o processo de abertura e fechamento dos circuitos da rede com cabos de seções diferentes, haverá a possibilidade desta corrente passar por um circuito

de menor resistência, diminuindo assim as perdas, devido à redistribuição dos fluxos e aproveitamento das características dos condutores. A nova topologia irá mudar o módulo da corrente nos alimentadores.

1.4 REVISÃO DE LITERATURA ESPECIALIZADA

Na literatura especializada, as técnicas de otimização utilizadas para resolver esse tipo de problema podem ser classificadas em dois grupos principais: a) técnicas de otimização exata; b) algoritmos heurísticos e meta-heurísticas.

A formulação do problema de reconfiguração e alocação ótima de bancos de capacitores é apresentada no trabalho de (GUIMARÃES; CASTRO; ROMERO, 2010) visando a redução de custos com a compra de novos bancos de capacitores, onde é realizada a implementação de uma versão modificada do AGCB, onde bons resultados foram obtidos nos testes de redes de distribuição de 69 e 135 barras.

O trabalho de (FARAHANI; VAHIDI; ABYANEH, 2012) é implementado com o objetivo de reduzir perdas e manter os perfis de tensão dentro de limites admissíveis nos SDEE's radiais. Este trabalho apresenta um método melhorado que combina a reconfiguração do sistema e alocação de capacitores através de um algoritmo de otimização integrado através de um algoritmo genético (AG) para otimizar a localização, o tamanho dos capacitores, a sequência de seleção de laços. Junta-se a isto o algoritmo *simulated annealing* (SA) que compara o desempenho de convergência e testa um SDEE real de 77 barras com quatro diferentes tipos de carga. À semelhança desta pesquisa, considera-se a sequência de seleção de laços da reconfiguração.

O trabalho de (DELBEM; CARVALHO; BRETAS, 2005) apresenta um algoritmo evolutivo para reconfiguração de redes de distribuição representando soluções geradas pela metaheurística evitando infactibilidades na topologia, ou seja, soluções não radiais através de algoritmos de árvore mínima, restrição de radialidade e grafos.

Em Prado e Garces (2013) é desenvolvida uma metodologia para alocação de unidades de geradores distribuídos que identifica pontos de conexão ideais na busca pela redução de perdas ativas e utiliza um algoritmo genético especializado.

Em Castilho Neto e Cossi (2012) é proposta uma metodologia para a alocação de cabos em redes de distribuição de energia elétrica de média tensão utilizando o AGCB, com esquema de codificação, operadores genéticos e parâmetros de controle, utilizando um algoritmo para o cálculo do fluxo de potência para calcular a função de adaptação do AGCB.

Em Camargo, Lavorato e Romero (2013) o AGCB é implementado através de estratégias especializada de exploração do espaço de busca, gerando propostas de soluções radiais e melhoria local para o problema do planejamento e expansão do SD para cons-

trução de circuitos considerando diferentes tipos de condutores havendo ainda a previsão da construção de subestações.

1.5 MOTIVAÇÃO E ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Neste trabalho busca-se analisar e obter uma estratégia para redução dos custos de operação formulado, implementado e integrado através:

1) do problema da reconfiguração Ótima de sistemas de distribuição (PROSD), que deverá minimizar as perdas ativas, aumentar o potencial de carregamento, melhorar os níveis de tensão da rede e balancear ou distribuir melhor as cargas para minimizar perdas; e

2) do problema da alocação Ótima de bancos de capacitores (PAOBC) que deverão injetar potência reativa em pontos específicos do sistema.

De forma mais ampla e geral, este trabalho propõe a melhoria da gestão econômica e financeira da operação de SD's através de investimentos a serem previstos, implementados e executados, com base nesta metodologia para empresas distribuidoras com perfis de baixo e alto desempenho de operação com vistas a um retorno lucrativo das ações de otimização do sistema.

A proposta consiste em minimizar os custos operacionais do SD e, portanto, na função objetivo aparecem os custos de perdas de energia para um horizonte de operação e os custos da compra e instalação dos bancos de capacitores.

Isto será implementado através da elaboração de uma função objetivo bem como suas restrições para as parcelas do PROSD e do PAOBC, a serem resolvidos através da implementação do AGCBEsp, sendo feitos testes e simulações de sistemas padronizados de SDEE's.

No Capítulo 1 é apresentado o PROSD, onde indica-se a importância e as vantagens da otimização e apresenta-se os modelos matemáticos que envolvem o problema, para que, posteriormente possam ser geradas topologias alternativas ótimas mantendo a radialidade do sistema, que são garantidas pela aplicação de um algoritmo que gera um sistema radial. Também é apresentada uma proposta para alocação de BC's com foco nos ganhos para o sistema através da instalação em pontos ótimos da rede através do modelo matemático onde estão englobados os custos desta alocação. Ainda é demonstrado como estes dois problemas anteriores podem ser integrados, modelados e resolvidos através de uma metaheurística que será implementada através da programação evolutiva. Finalmente é feita uma revisão de literatura relevante sobre o assunto desde pesquisas anteriores até as mais recentes e; e exposta a motivação da pesquisa e estrutura deste trabalho.

No Capítulo 2 são destacadas as heurísticas e metaheurísticas implementadas através de algoritmos já utilizados e úteis na pesquisa deste assunto, abordando-se os conceitos dos algoritmos heurísticos com os tipos de programação correlatos e que podem ser implementados. Na sequência é dado enfoque especial ao algoritmo heurístico construtivo (AHC) e ao AHC guloso, do inglês *greedy*. É apresentado o algoritmo de busca através de vizinhança denominado pela sigla SDH do inglês *steepest descent heuristic*. E finalmente são apresentadas quatro heurísticas de interesse sobre o assunto: *tabu search*, *simulated annealing*, GRASP e o algoritmo genético, baseado nos conceitos da teoria da evolução.

No Capítulo 3 é justificada a escolha do AGCBESP como metaheurística a ser aplicada à este trabalho e destaca-se as características do AGCB com sua implementação realizada nas etapas de codificação do AG básico, especialmente no que tange a geração da população inicial, como fator de vantagens e comparado a outras metaheurísticas. Finalmente destaca-se que a proposta de busca de solução se mostra interessante e de boa aderência ao problema da reconfiguração e alocação de bancos de capacitores através do AGCBEsp, que visa alocar informações em um determinado indivíduo da população através do processo evolutivo.

No Capítulo 4 são desenvolvidas as etapas do AGCBEsp, aplicado ao PROSD e ao PAOBC. São apresentados e analisados problemas correlatos à implementação de metaheu-

rísticas para este tipo de problema através de literatura especializada. É discutido e apresentado o desenvolvimento de uma proposta de solução através de um algoritmo para o

problema do fluxo de carga radial (PFCR), que atualizará e gerará os dados de regime permanente do sistema que serão utilizados como subrotina no algoritmo integrado a ser implementado. Na sequência discute-se a restrição de radialidade, sendo que esta proposta é representada através da modelagem matemática do problema de forma estratégica para evitar soluções que apresentam infactibilidades. Finalmente é demonstrado como estas soluções devem escapar de um espaço de busca demasiadamente grande e não radial devendo ser reconduzidas a um espaço de busca reduzido fornecendo soluções factíveis melhorando o processo de otimização.

O Capítulo é dedicado a apresentar através de provas experimentais, via simulações computacionais por meio do programa desenvolvido e implementado através dos modelos matemáticos que serão integrados, os resultados para os sistemas testes conhecidos, de 33, 69 e 135 barras, através da linguagem de programação.

2 INTRODUÇÃO A METAHEURÍSTICAS

2.1 INTRODUÇÃO

Uma heurística pode ser definida como uma rotina ou um conjunto de diversas rotinas que busca soluções de qualidade através de um custo computacional aceitável, através de soluções que gerem, ou não, com pouco esforço, a busca da otimalidade. Cada heurística possui sua estratégia que são as ações, metodologia e instruções que decidirão qual o melhor caminho ou caminhos para alcançar seu objetivo, devendo intrinsecamente ter capacidade de analisar boas e más escolhas, (STUTZLE, 2010). Nas heurísticas estão inseridos os modelos matemáticos que se codificam em forma de algoritmos manipulando e buscando soluções para os problemas de otimização estocástica com variáveis aleatórias e otimização combinatória que manipulam dados discretos para torná-los uma solução factível.

As metaheurísticas podem ser definidas como técnicas e métodos de buscas estocásticas, ou baseadas na parametrização de variáveis aleatórias, através de uma pesquisa em determinado espaço de solução, com determinado grau de aleatoriedade, melhorando localmente as soluções encontradas e devendo eliminar ou escapar dos chamados ótimos locais (GLOVER, 2003), sendo que a forma de busca é o que diferencia as diversas metaheurísticas entre si.

Os algoritmos relacionados a estas metaheurísticas são basicamente de programação matemática que escolhem através de determinada função objetivo de maximização ou minimização o melhor indivíduo de um conjunto de combinações possíveis (LUKE, 2013).

2.2 ALGORITMOS HEURÍSTICOS

2.2.1 O algoritmo heurístico construtivo

As heurísticas construtivas são compostas de soluções geradas a partir de uma solução parcial vazia ou inicial em que adiciona-se iterativamente componentes à solução até obter uma solução completa. Em seguida adicionam-se componentes da solução, buscando escolher de forma consistente o componente melhor avaliado, ou probabilisticamente influenciado pelas informações heurísticas, sendo que nas heurísticas construtivas as soluções parciais são sempre ampliadas e nunca reduzidas (GLOVER, 2003). No entanto, a heurística construtiva pode ser facilmente transformada em algoritmos de busca em formato de árvores (STUTZLE, 2010).

Em (GLOVER, 2003), é apresentado o Algoritmo Heurístico Construtivo - AHC Guloso da seguinte forma:

O algoritmo heurístico construtivo guloso, mostrado na Figura 1, funciona genericamente da seguinte forma:

- 1) Através do operador, de sensibilidade (identificado na literatura também como critério/indicador de sensibilidade/desempenho) adiciona o componente e às soluções parciais S_p , e enquanto a solução não está completa.
- 2) Busca gerar passo a passo uma decisão de qualidade, armazenando os dados, sendo que caso encontre a solução factível ocorre a parada;
- 3) Caso não seja estabelecido o passo anterior adiciona componentes não incorporados na solução através do operador de sensibilidade;
- 4) Obtendo os dados do passo anterior, o algoritmo os incorpora construtivamente à solução e volta ao passo 2.

Figura 1 – Algoritmo Construtivo Guloso

Algoritmo AHC Guloso

procedure Algoritmo Heurístico Guloso

$S_p = \text{Solução inicial}$

while S_p solução_não_completa do

| $e = \text{ComponenteGuloso}(S_p)$

| $S_p = S_p \otimes e$

end

return S_p

end Algoritmo Heurístico Guloso

Fonte: (GLOVER, 2003).

Conforme (LOPES; RODRIGUES; STEINER, 2013), o procedimento construtivo é desenvolvido a cada passo com um subconjunto conhecido de candidatos e amostrado recebendo uma contribuição incremental para ser adicionado à solução parcial, como pode ser observado no algoritmo da Figura 1.

Este tipo de algoritmo é aplicado, por exemplo, à solução de problemas, como no caso do caixeiro viajante, buscando o menor custo entre as várias soluções candidatas buscando-se uma ótima, sendo que a cada passo o algoritmo escolhe a melhor solução local,

independentemente da global, uma vez que a solução final é encontrada construtivamente até o final.

Os algoritmos heurísticos construtivos do tipo guloso resumidamente podem ser definidos segundo (ROMERO; LAVORATO, 2012) como:

1. Um processo iterativo onde a cada passo é escolhida uma componente da solução em construção, sendo que o indicador de sensibilidade pode ser muito simples, como por exemplo, a menor distância, como no exemplo do caixeiro viajante, informação esta detalhada na matriz de distâncias, ou no caso muito sofisticado, com a resolução de um problema de PL no caso do caixeiro viajante.
2. A solução factível se encontra apenas no último passo, sendo que antes disso não existe informação útil disponível em relação com o problema a ser resolvido

2.2.2 O algoritmo de busca através de vizinhança

O objetivo deste algoritmo é realizar a melhoria local do AHC Guloso das soluções construídas que não forem ótimas através de sucessivas substituições na vizinhança local terminando quando a melhor solução for encontrada.

O algoritmo heurístico de busca através de vizinhança, pode ser chamado como de algoritmo SDH, do inglês *steepest descent heuristic* sendo utilizado em problemas de minimização. O processo inicia-se geralmente com uma solução factível e são encontradas novas soluções factíveis analisando o espaço de busca buscando obter a melhor solução vizinha.

Basicamente o SDH identifica um elemento do espaço de busca, permitindo encontrar o valor da função objetivo ou equivalente e permite verificar se a proposta de solução é factível ou infactível, ou seja, pesquisa o espaço de busca realizando mudanças nas vizinhanças para encontrar soluções ótimas locais.

O algoritmo SDH foi aplicado com relativo sucesso ao TSP – *traveling salesman problem*, do inglês, problema do caixeiro viajante onde busca-se minimizar os custos para percorrer as cidades ou pontos, através dos menores caminhos, ou seja, através de uma combinação que reduz a distância a ser percorrida entre os locais que o caixeiro deve percorrer. Isto é realizado através de um processo de codificação que codifica ou representa uma solução de um determinado elemento em um espaço de busca usando estratégias de vizinhança.

No problema da reconfiguração de SDEE's radiais o cenário poderia ser apresentado como uma rede composta de barras e ramos onde busca-se uma configuração ótima de topologia radial. Isso poderia ser obtido modelando matematicamente os parâmetros do sistema através de uma função objetivo e suas restrições. Nesse caso o SDH buscaria

analisar dentro de um sistema que circuitos, podem ser conectados ou desconectados realizando buscas locais nestes circuitos, e que poderiam ser adicionados ou retirados da topologia, mantendo a condição de radialidade (GONCALVES, 2013).

O SDH pode ser representado através do pseudocódigo mostrado na Figura 2.

Figura 2 – Algoritmo de busca através de vizinhança

Algoritmo de Busca através de Vizinhança

Procedure Busca Local (Solução)

```

While Solução não é localmente ótima do
    Procure  $s' \in N(\text{Solução})$  com  $f(s') < f(\text{Solução})$ 
    Solução  $\leftarrow s'$ 
end

    return Solução

```

end Busca Local

Fonte: (GLOVER, 2003).

A heurística SDH pode ser resumida conforme (ROMERO; LAVORATO, 2012) da seguinte forma:

1. Inicia-se o processo de otimização através de uma solução inicial (factível ou infactível) identificada a seguir como solução corrente;
2. É definida uma estrutura de vizinhança, buscando uma forma de identificar as soluções que são consideradas vizinhas da solução corrente podendo ser factíveis ou infactíveis;
3. O SDH passa da solução corrente para a melhor solução vizinha;
4. Termina-se o processo quando todas as soluções vizinhas são de pior qualidade que a solução corrente.

Um aspecto crucial do SDH é a escolha de uma proposta de codificação eficiente, que substitui as variáveis de decisão no problema de otimização clássica, em que o vetor de codificação de uma proposta assume formas e tamanhos iguais (por exemplo, no problema da mochila) a diferentes (ROMERO; LAVORATO, 2012).

2.3 METAHEURÍSTICAS

As metaheurísticas *tabu search* - TS, *simulated annealing* (SA), GRASP, *genetic algorithm* - GA, são descritas nesta seção baseando-se na literatura corrente. Alguns trabalhos comparativos entre as metaheurísticas estudadas nesta pesquisa foram realizados e isto serve de base para obter-se a melhor caracterização da técnica a ser utilizada e aplicada ao problema da reconfiguração e alocação ótima de bancos de capacitores. Os conceitos básicos destas metaheurísticas e os resultados obtidos da aplicação destas técnicas a trabalhos correlatos, são apresentados a seguir, destacando as principais características destas metaheurísticas como fundamentação teórica sobre as mesmas.

2.3.1 Tabu Search (TS)

Os estudos de otimização matemática de Glover (1989) possibilitaram o desenvolvimento da metaheurística chamada de busca tabu. A estratégia desta técnica consiste em percorrer determinado espaço de busca selecionando eficientemente e integrando o processo pela intensificação (aumentar o tamanho da vizinhança ou melhorar a qualidade) e de diversificação (buscar novas regiões do espaço de busca), ou escapar de mínimos locais.

O TS é atrativo pela sua capacidade de escapar de ótimos locais e por ser um processo de adaptação, que pode fazer uso de outros métodos, como a integração de algoritmos de programação linear gerais e especiais e heurísticas especializadas, sendo que o TS começa com uma solução viável e escolhe o "melhor movimento" de acordo com uma função de avaliação que toma medidas para garantir que o método não revisite uma solução previamente gerada, através da introdução de restrições tabu sobre os próximos movimentos e, em alguns casos, a repetição de movimentos selecionados, segundo (ICMELI; ERENGUC, 1994). A lista tabu que contém esses atributos de movimento proibido contém a função para memória de curto prazo, existindo ainda funções a médio e longo prazo que também podem ser incorporados para intensificar e diversificar a pesquisa.

A metaheurística TS, pode ser descrita conforme (ROMERO; LAVORATO, 2012) pelos seguintes passos:

1. Passo inicial: a. montagem dos dados do problema; b. escolha do formato de codificação para uma proposta de solução p ; c. identificação de forma de avaliar a qualidade da função objetivo ou equivalente e denominada $f(p)$; d. definição da estrutura de vizinhança a ser usada caracterizando o espaço de busca; e. identificação dos atributos a serem proibidos e o critério de aspiração; f. escolha dos parâmetros do algoritmo tais como a duração da lista tabu; e. escolha do critério de parada;
2. Localiza-se uma solução inicial p_o que se transforma na solução corrente p_c .

3. Identificam-se e avaliam-se todas as soluções vizinhas da solução corrente p_c , ordenam-se essas soluções vizinhas por qualidade sendo que o primeiro elemento da lista é a melhor solução vizinha p^{best} .
4. Realiza-se a transição para a solução vizinha melhor classificada que não tem o atributo proibido ou se tem o atributo proibido, então satisfaz o critério de aspiração, sendo P_e a melhor solução vizinha escolhida, então faz-se $P_c = P_e$.
5. Atualiza-se a incumbente e a lista de atributos proibidos. Se o critério de parada for satisfeito então é feita a parada. Em caso contrário volta-se ao passo 3.

O pseudocódigo do TS, é descrito na Figura 3:

Figura 3 – Algoritmo de busca tabu

Algoritmo TS – Tabu Search

procedure P inicial;

while o critério de parada da Diversificação não é atingido **do**

 Gerar uma solução inicial (P_0)

$P_c = P_0$;

while o critério de parada da Intensificação não é encontrado **do**

 Gerar a vizinhança de s e selecione a melhor solução vizinha (P^{best})

$P_e = P_c$

if P_e é melhor que P_c **then**

$P_c = P_e$

if P_e é melhor que P^{best} **then**

$P^{best} = P_e$

return

Fonte: do autor.

O algoritmo TS básico possui memória de curto prazo, a lista tabu de atributos proibidos e o critério de aspiração como estratégia de otimização por intensificação.

2.3.2 Simulated annealing (SA)

Esta técnica busca escapar de mínimos locais usando aleatoriedade na seleção do movimento. Este movimento é semelhante a técnica de *annealing* utilizada para fabricação de cristais que consiste em aquecer um material a temperaturas elevadas e resfriá-lo de forma controlada reorganizando os átomos. Assim em cada iteração de um algoritmo SA, um movimento é selecionado aleatoriamente e a mudança no custo é calculado para o movimento, sendo que o movimento de seleção aleatório está no cerne que fixa a média do tempo necessário para que um SA encontre uma solução ótima (WOODRUFF, 1994).

Os parâmetros do algoritmo SA podem ser obtidos em (GUIMARAES, 2009), que apresenta seu pseudocódigo que é mostrado na Figura 4.

Figura 4 – Algoritmo Simulated Annealing

Algoritmo – Simulated Annealing

```

procedure Simulated_Annealing
  initialization ( $T_o, N_o$ ):
     $k = 0$ 
    initial configuration  $P_0$ 
  repeat the procedure
  do  $L = 1$  to  $N_k$ 
    generate ( $P_v$  de  $P_c$ );
    if  $f(p_v) \leq f(p_c)$  do  $p_c = p_v$ ;
    otherwise
    if  $\exp\{f(p_v) - f(p_c) / T_k\} > \text{random}[0,1]$  do  $p_c = p_v$ ;
    end do
   $k = k + 1$ 
  calculate the length of ( $N_k$ )
  determine the parameter control ( $T_k$ )
  stopping criterion
end

```

Fonte: (GUIMARAES, 2009).

O SA pode ser definido para um problema de minimização, conforme (ROMERO; LAVORATO, 2012), da seguinte forma:

1. Passo inicial: a. Montagem dos dados do problema; b. Escolha do formato de codificação para uma proposta de solução p ; c. Identificação da forma de avaliar a qualidade da função objetivo ou equivalente e denominada $f(p)$; d. Definição da estrutura de vizi-nhança a ser usada caracterizando o espaço de busca; e. Escolha dos parâmetros de SA tais como o parâmetro chamado de temperatura inicial T_o , a temperatura final T_f ou um critério de parada, o número de tentativas de transição no primeiro nível de temperatura N o parâmetro ρ que controla o número de tentativas de transição em cada nível de σ , temperatura e o parâmetro β que controla a diminuição do parâmetro temperatura.
2. Encontrar uma solução inicial p_o que se transforma na solução corrente p_c e fazer $N_k = N_o$. $s = 0$.
3. Identificação e avaliação de uma solução vizinha p_v escolhida aleatoriamente.
4. Se $f(p_v) < f(p_c)$ então a solução vizinha é melhor que a solução corrente e, deve-se realizar a transição, isto é, $p_c = p_v$ e ir ao passo 5. Caso contrário gere um número aleatório

entre 0 e 1, $P(0,1) = \text{random}[0,1]$, e seja $\Delta f(p) = f(p_v) - f(p_c)$. Se $\exp\left[\frac{-\Delta f(p)}{T_k}\right] > P(0,1)$ então, deve-se realizar a transição e $p_c = p_v$ e, caso contrário, a solução corrente é preservada. Ir ao passo 5.

5. $s = s + 1$. Se $s < N_k$ então ir ao passo 3. Em caso contrário ir ao passo 6.

6. Se o critério de parada foi cumprido então pare. Em caso contrário, fazer $T_{k+1} = \beta T_k$ e $N_{k+1} = \rho N_k$. $k = k + 1$. Voltar ao passo 3.

2.3.3 O GRASP

A palavra GRASP é originada do inglês *greedy randomized adaptive search Procedure*, ou processo de busca adaptativa aleatória gulosa, podendo ser descrito como um híbrido desenvolvido pela fusão e generalização do AHC guloso e do SDH já descritos na subseção 2.2.1 e 2.2.2 deste capítulo. Esta técnica começou a ser desenvolvida a partir de 1989 por Thomas Feo e Mauricio Resende (FEO; RESENDE, 1989) no seu artigo intitulado: *"A probabilistic heuristic for a computationally difficult set covering problem"*.

O GRASP, conforme (FEO; RESENDE, 1989), é uma metaheurística de duas fases, conforme apresentado na Figura 5, sendo que na primeira, são construídas soluções utilizando um processo guloso aleatório e na segunda, as soluções obtidas da primeira fase são melhoradas por algum método de busca local.

Figura 5 – Algoritmo GRASP - *Greedy randomized adaptive search procedure*

Algoritmo GRASP – *Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*

procedure Algoritmo GRASP (Max_Iterations, Seed)

 Read_Input();

for k=1, ..., Max_Iterations **do**

 Solution \leftarrow Greedy_Randomized_Construction(Seed);

 Solution \leftarrow Local_Search(Solution);

 Update_Solution(Solution,Best_Solution);

end

return Best_Solution;

end GRASP

Fonte: (GLOVER, 2003).

Uma análise aprofundada do GRASP demonstra que este algoritmo representa uma junção e uma generalização do AHC tipo guloso e do SDH, sendo que o GRASP, para um problema genérico, assume a seguinte forma, conforme (ROMERO; LAVORATO, 2012):

1. Passo inicial: a. Montagem dos dados do problema; b. Escolha do formato de codificação para uma proposta de solução p ; c. Identificação de forma de avaliar a qualidade da função objetivo ou equivalente e denominada $f(p)$; d. Escolha de uma estratégia heurística construtiva (um algoritmo heurístico de tipo guloso a ser usado na fase construtiva) e uma estratégia de busca local para ser usada na fase de busca local (implica escolher uma heurística tipo SDH ou mesmo outra metaheurística, juntamente com as estruturas de vizinhança e os correspondentes parâmetros).
2. Implementação da fase de pré-processamento.
3. Realiza-se a etapa de busca construtiva.
4. Realiza-se a etapa de pós-processamento de busca local, atualizando a incumbente caso seja possível.
5. Caso o critério de parada não seja satisfeito, volta-se ao passo 2, senão, pare e a resposta do algoritmo é a incumbente armazenada.

Na definição de (LUKE, 2013), este algoritmo incorpora a noção básica de construção de soluções combinatórias a partir de componentes prossegue ajustando-as.

A implementação básica do GRASP é sem memória, porque não faz uso de informações coletadas em iterações anteriores, sendo que cada mínimo local produzido pelo GRASP é combinado com uma solução de elite selecionada aleatoriamente (GEN-DREAU; POTVIN, 2010; YANG, 2010).

2.3.4 Algoritmo genético

Em sua *A Origem das espécies*, (DARWIN, 1859) define a seleção natural como a luta de indivíduos pela existência no âmbito de sua espécie independentemente de outras raças ou grupos, sendo que na genética moderna o sentido de raça pode ser substituído por *indivíduos de um determinado alelo*, sendo que nessa luta os que se reproduzem e sobrevivem, é que transmitem os seus genes. No entanto, Charles Darwin pensava inicialmente em 1838 que a evolução e a seleção natural era uma hipótese que poderia dar certo ou errado, que precisava ser testada, sendo que Alfred Russel Wallace descobriu que os descendentes podem se afastar de sua forma ancestral original pela seleção natural (DAWKINS, 2010).

A teoria darwiniana infere que este processo de seleção rejeita o que é mau e preserva o que é bom no sentido de aprimorar o indivíduo (DARWIN, 1859) sendo que posteriormente Wallace sugere a Darwin que utilize o termo *sobrevivência dos mais aptos*, para o mesmo efeito, sendo que em uma população, cada indivíduo está ligado ao outro por uma cadeia de intermediários, com semelhanças entre os elos vizinhos da cadeia que produzirão novos indivíduos subsequentemente, como constatado por Gregor Mendel em seus experimentos com plantas, insetos e pequenos mamíferos, no mosteiro de Brno, atual República Tcheca (DAWKINS, 2010).

Para Mendel, um monge agostiniano, posterior a Darwin, na formação do ser humano é necessário o cruzamento das substâncias de outros dois indivíduos para a geração de um terceiro. O gene paterno e o gene materno se combinam e formam um filho através da reprodução sexuada ou assexuada ou, como por exemplo, a clonagem artificial, realizada de forma experimental mais recentemente. Em 1909 definiu-se o conceito de gene, através a lei de Mendel, ou de hereditariedade, como um agrupamento independente de partículas hereditárias, que formam o reservatório gênico, em inglês *gene pool* (DAWKINS, 2006).

Os genes são formados por segmentos de DNA (*deoxyribonucleic acid*), que por sua vez são compostos orgânicos formados por moléculas de proteínas que são cadeias menores identificadas como aminoácidos, sendo que as moléculas de proteínas são cadeias formadas pela combinação de vinte tipos destes aminoácidos em um conjunto maior de outros possíveis aminoácidos, sendo que a sequência de aminoácidos é determinada pela sequência de letras do código genético, em que são armazenadas instruções genéticas fornecidas à célula que em âmbito local irá programar a ordem, organização e estrutura do desenvolvimento de novas células que seguirão a rotina localmente agrupando-se em forma de cromossomos, que são sequências de DNA formados por diversos genes, que carregam as informações do indivíduo (DAWKINS, 2010).

Diversas pesquisas em biologia, embriologia e genética, demonstram que podem se gerar mutações por meio de mudanças aleatórias nos genes, que na natureza podem, às vezes, ser prejudiciais aos seres vivos, pois podem haver perdas no material genético do novo indivíduo quando ocorre a cópia do material genético, ou como em mutações genéticas que ocorrem em vírus e bactérias, ocorrendo assim a temível variação genética (DAWKINS, 2010).

O exemplo das gazelas que mais velozes que seus oponentes a fim de escapar de seus predadores, é um exemplo do ganho de aptidão devido a ter o incremento ósseo e muscular que alongam suas pernas, sendo que vários testes experimentais como os realizados pela engenharia genética testaram as hipóteses do melhoramento reprodutivo pela seleção artificial, buscando, por exemplo, a maximização ou minimização do teor de óleo de determinada linhagem de milho, o aumento ou a diminuição da resistência à carie

dentária de determinadas linhagens de rato (DAWKINS, 2010).

Na reprodução seletiva, pode haver manipulação, direcionamento ou remanejamento da população, criando as chamadas classes de elite através de diversas explorações de variação artificial nos genes.

O algoritmo genético, desenvolvido por Holland baseia-se nos conceitos da teoria da evolução e seleção natural de Charles Darwin. Sua vantagem é que estes algoritmos começaram a ser aplicados a diversos problemas de otimização combinatorial com funções objetivo linear, não-linear, contínua e descontínua logo após sua criação na década de 70, com bom desempenho (RENDÓN; ZULUAGA; ROMERO, 2006). No entanto a literatura corrente (GENDREAU; POTVIN, 2010; YANG, 2010) apresenta aplicações que demons-tram algumas desvantagens relativas ao tamanho da população, parametrização da taxa de *crossover* e *mutation* e critério de seleção da nova população.

Holland na década de 70 desenvolveu um algoritmo conhecido por Algoritmo Genético (AG) inspirado na teoria da evolução e da seleção natural, sendo que o algoritmo genético é baseado nesta ideia e também suas etapas são baseadas nas diferentes possibilidades da seleção natural (RENDÓN; ZULUAGA; ROMERO, 2006).

O AG é um processo de busca para determinado conjunto de soluções candidatas (YANG, 2010), que através de variáveis codificadas de acordo com o problema, que são analisadas por uma função que classifica as soluções e procura a melhor solução (*fit-ness*), e caso não encontre segue aos próximos passos, seleção das soluções, implementa a recombinação e a mutação e avalia as soluções novamente buscando a solução ótima.

Em (ROMERO; LAVORATO, 2012) são destacados os itens do AG que imitam parcelas componentes da teoria de Darwin e da seleção natural, sendo destacado neste trabalho as características básicas do AG, e os passos básicos deste algoritmo abaixo relacionados:

1. Passo inicial: a. Montagem dos dados do problema; b. Escolha do formato de codificação para uma proposta de solução p ; c. Identificação de forma de avaliar a qualidade da função objetivo ou equivalente e denominada $f(p)$; d. Escolha dos parâmetros do algoritmo tais como o tamanho da população n_p , a taxa de recombinação ρ_r , a taxa de mutação ρ_m e o tipo de seleção. e. Escolha do critério de parada.
2. Geração da população inicial, ou seja, geração de um conjunto de n_p propostas de solução que se transforma na população corrente.
3. Avaliação da qualidade $f(p)$ de todos os elementos da população e atualização da incumbente, se possível.
4. Caso o critério de parada seja satisfeito, pare. Caso contrário, ir ao passo 5.

5. Implementação do operador de seleção.
6. Implementação do operador de recombinação.
7. Implementação do operador de mutação, atualização da população corrente e retorno ao passo 3.

O propósito do AG, conforme (RENDÓN; ZULUAGA; ROMERO, 2006; YANG, 2010) é na verdade otimizar uma função codificada como um vetor com números correspondentes a cromossomos, em que as manipulações ou operações destas funções que formam a população analisada passarão pelo processo de seleção natural .

A codificação de uma proposta de solução, depende da natureza das variáveis de decisão do problema ou da representação de uma configuração, onde, as variáveis podem ser binárias, $x \in \{0, 1\}$ ou inteiras, $x \in \mathbb{Z}$, ou pode levar em conta as características do problema (RENDÓN; ZULUAGA; ROMERO, 2006).

O valor da função objetivo determina a qualidade de uma solução candidata, utilizando-se o equivalente da função objetivo para gerar seletividade, sendo que os valores da função objetivo estão vinculados ao operador de seleção, devendo haver grande diversidade entre estes valores para garantir a seletividade e identificar funções objetivos de alta e baixa qualidade (GENDREAU; POTVIN, 2010; YANG, 2010).

O critério de seleção pode ser implementado de várias formas. Duas propostas são apresentadas a seguir:

1. Seleção proporcional, em que cada solução candidata gera um número de descendentes proporcional a função de adaptação:

$$Nd_i = \frac{z_i(x)}{z_m(x)} \quad (33)$$

sendo

$$z_m(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_i(x), \quad (34)$$

onde:

$$Nd_i = n \frac{z_i}{\sum_{i=1}^n z_i(x)} \quad (35)$$

Aqui, Nd_i é o número de descendentes, $z_i(x)$ o valor da função de adaptação, $z_m(x)$ a média da função objetivo, e n é número de indivíduos da população.

Os valores de Nd_i em (33) são integralizados usando a roleta que resolve problemas com número de descendentes não inteiros representando um dos componentes aleatórios, onde cada solução candidata é representada por uma proporção na roleta equivalente ao grau de aptidão que gera descendentes da seguinte forma:

$$2\pi\left(\frac{1}{n}\right)Nd_i \iff 360\left(\frac{1}{n}\right)Nd_i. \quad (36)$$

2. Seleção por torneio, rápido no esforço computacional, onde as configurações são selecionadas realizando um torneio com n jogos ou torneios, sendo n o número de indivíduos da população, onde cada jogo é realizado para cada conjunto k - em geral é um número pequeno de configurações, onde $k \in 2, 3, 4, 5$ - de configurações aleatórias, em que a melhor função de adaptação vence, terminando quando completar n jogos (RENDÓN; ZULUAGA; ROMERO, 2006).

Após o critério de seleção, as soluções candidatas são submetidas à recombinação, que deverá realizar a troca de parcelas dos vetores gerando novos vetores com certa diversidade (YANG, 2010), a partir de duas soluções originais identificadas por pais, que após trocarem parcelas de informações geram novas soluções chamados filhos, onde as trocas das parcelas de informações podem ocorrer em apenas um ponto ou múltiplos pontos.

A mutação é definida como uma pequena perturbação do cromossomo corrente e acontece com uma taxa ρ_m que representa a probabilidade que cada alelo da população pode mudar seu valor por um valor gerado aleatoriamente, onde para cada elemento da população, a quantidade de genes será mutado aleatoriamente ou por um operador de melhora de indivíduos.

3 O ALGORITMO GENÉTICO DE CHU-BEASLEY ESPECIALIZADO

3.1 INTRODUÇÃO

Após apresentação e abordagem pormenorizada das metaheurísticas aplicadas na otimização de SDEE's feitas no Capítulo 2, este capítulo visa explorar as características do Algoritmo genético de Chu-Beasley (AGCB). Nas seções 3.2 e 3.3 é apresentada uma proposta básica AGCB e outra especializada AGCBEsp, respectivamente. No capítulo seguinte busca-se demonstrar como é codificada a integração dos problemas de reconfiguração e alocação de banco de capacitores em topologias de SDEE's radiais.

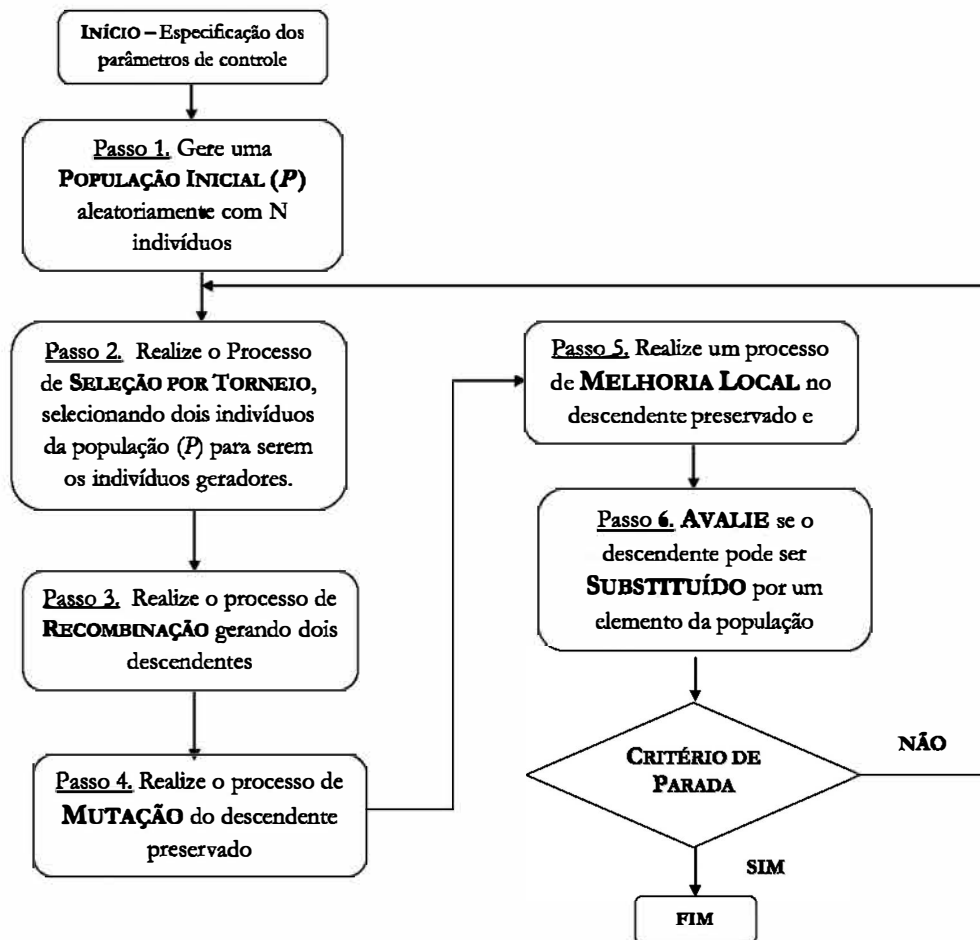
3.2 ALGORITMO BÁSICO DE CHU-BEASLEY

O Algoritmo básico implementado por Chu e Beasley (1997) apresentou-se como um algoritmo genético modificado para o problema generalizado de atribuição e mostrou-se vantajoso em diversos sentidos como corroborado a seguir por (ROMERO; SILVA; RIDER, 2012), nos seguintes pontos:

1. Introduz uma proposta inovadora na manipulação de infeasibilidades, com armazenagem da função objetivo e das infeasibilidades de forma separada e usada com propósitos diferentes, eliminando a necessidade de escolher o parâmetro de penalização quando as duas informações são juntadas em um único *fitness*.
2. Substitui, em cada passo, apenas um elemento da população corrente.
3. Quanto ao seu desempenho, (a) produz descendentes melhorados usando um processo de otimização local do descendente gerado e, (b) permite um controle absoluto da diversidade dos elementos da população corrente.
4. Implementa uma fase de melhoria local do descendente gerado, que pode ser uma busca local muito simples ou pode ser uma estratégia sofisticada que leva em conta as características específicas do problema.
5. Substitui um elemento da população corrente pelo descendente gerado preservando a diversidade completa, não havendo repetições.

Na Figura abaixo está ilustrado os passos do AGCB básico.

Figura 6 – Diagrama de Blocos do AGCB Básico



Fonte: do autor.

No trabalho de Prado e Garces (2013), é destacado que a codificação é o

Castilho Neto e Cossi (2012). Ainda para Prado e Garces (2013), a população inicial é definida primeiramente pelo número de indivíduos da população inicial do AGCB, que depende da dimensão do SDEE e o processo de seleção adotado baseia-se no método da roleta. O processo de recombinação utiliza a técnica de escolha

onde uma descendência é criada, diferentemente do AG tradicional, eliminando um descendente e escolhendo aquele que possui a melhor função objetivo. Cada filho tem um pedaço da topologia de cada pai que foi recombinado. Através de escolha aleatória uma posição da configuração gerada na

recombinação é trocada gerando-se o mutante. Na melhoria local é garantida a melhoria de otimalidade da solução corrente, após a fase de mutação, em que o novo indivíduo é analisado, sendo que esta melhoria local de um indivíduo é de grande relevância no AGCB, em comparação como o AG tradicional. Após a análise de aptidão de cada indivíduo presente na população, o menos apto é substituído pelo novo indivíduo, que deve ter obrigatoriamente melhor aptidão, sendo descartado caso tenha menor aptidão ou caso esteja presente na população. Por último é estabelecido o critério de parada em que, se o melhor indivíduo da população permanece inalterado após o estabelecimento de um determinado número de iterações o processo converge.

Os operadores seleção, recombinação e mutação para o algoritmo de reconfiguração são tratados a *posteriori*, bem como as técnicas de seleção por torneio. O operador recombinação desenvolvido, na maioria dos problemas deste tipo, consideram a estrutura de representação do cromossomo que mapeia os ramos de ligação e a exigência de radialidade do sistema, e uma outra estrutura que considera a topologia e a factibilidade de operação da rede para efetuar a troca do material genético, conforme (AMASIFEN, 2003).

3.3 ALGORITMO DE CHU-BEASLEY ESPECIALIZADO

A metaheurística desenvolvida neste trabalho é uma modificação da proposta apresentada por Chu-Beasley, identificada por AGCBEsp, como mencionado anteriormente. A população inicial como normalmente é especificada nos AG's, será tratada mais adiante, de forma específica.

O procedimento do AGCB pode ser descrito conforme, Romero, Silva e Rider (2012) da seguinte forma:

1. Implementação dos parâmetros de controle (tamanho da população, taxa de recombinação, taxa de mutação, etc).
2. Implementação das características genéricas do algoritmo tais como tipo de codificação, montagem da população inicial, manipulação de inactibilidades, tipo de seleção, etc.
3. Identificação da população inicial de forma aleatória que se transforma na população corrente, bem como o o *fitness* e *unfitness* da população corrente.
4. Implementação da seleção para escolha de apenas duas soluções geradoras.
5. Implementação da recombinação e preservação de apenas um descendente.
6. Implementação da mutação do descendente preservado.
7. Implementação da fase de melhoria local.

8. Decisão da entrada do descendente melhorado na população substituindo um elemento da população.

9. Caso o critério de parada não for satisfeito voltar ao passo 4. Caso contrário terminar o processo.

O passos do AGCBEsp são compostos dos seguintes itens:

Passo 1. Gere uma População Inicial (P) aleatoriamente com N indivíduos

Passo 2. Avalie o Fitness (função Objetivo) de cada indivíduo da população (P)

Passo 3. Realize o Processo de Seleção por Torneio, selecionando dois indivíduos da população (P) para serem os indivíduos geradores.

Passo 4. Realize o processo de recombinação gerando dois descendentes

Passo 5. Avalie o *Fitness* dos descendentes (através do fluxo de carga radial) e descarte o de pior qualidade, ficando o de melhor qualidade.

Passo 6. Realize o processo de mutação do descendente preservado

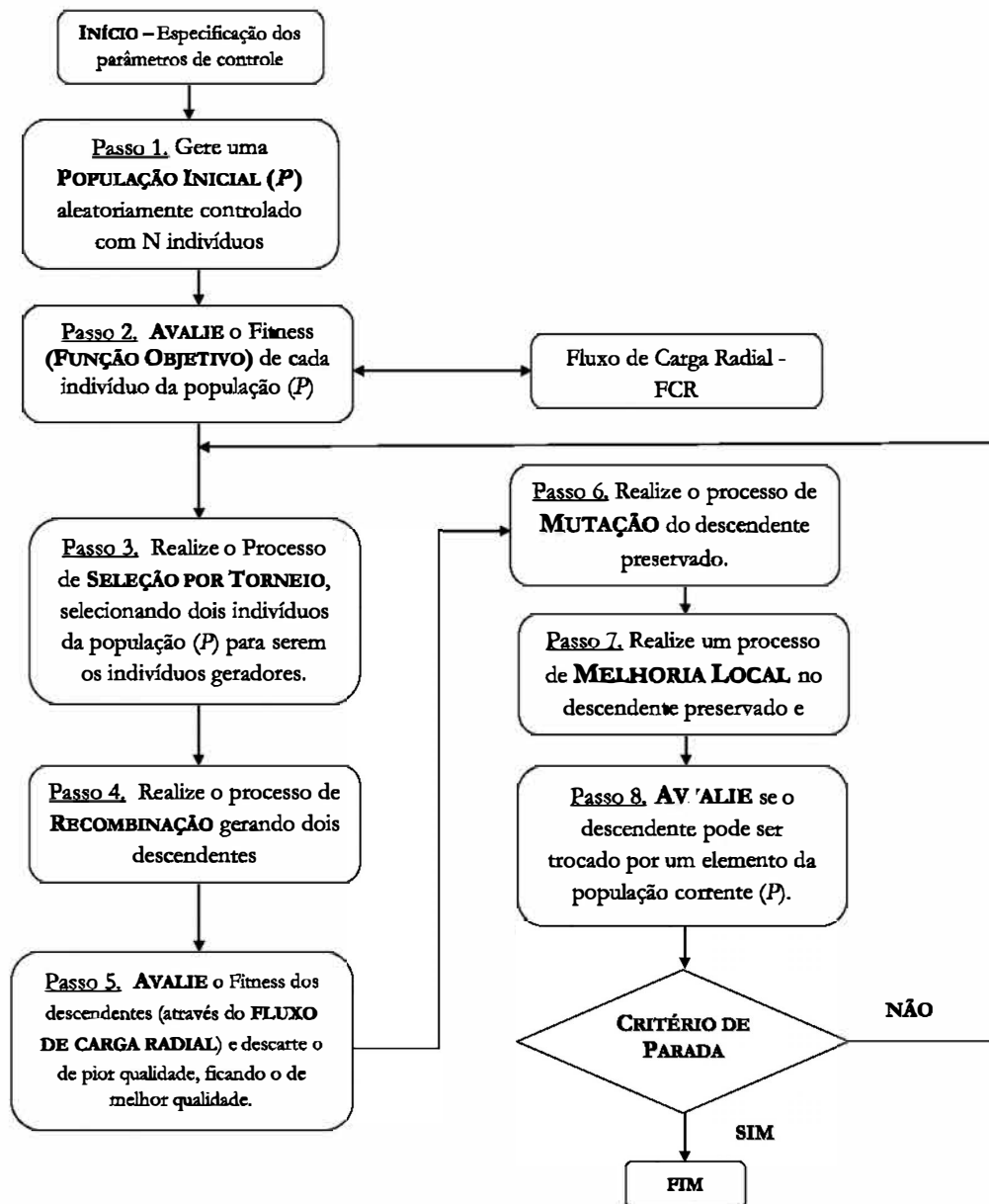
Passo 7. Realize um processo de melhoria local no descendente preservado e mutado.

Passo 8. Avalie se o descendente pode ser trocado por um elemento da população corrente (P).

Passo 9. Repita os passos de 2 a 8 até que o critério de parada seja satisfeito.

Estes passos são representados no diagrama de blocos da Figura 7:

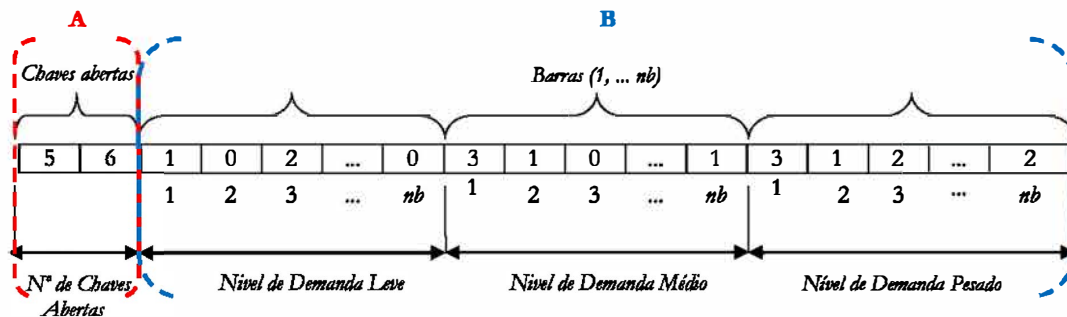
Figura 7 – Diagrama de Blocos do AGCBEsp



Fonte: do autor.

Na proposta integrada do AGCBEsp, haverá duas parcelas a serem codificadas: a parcela do PROSD e a do PAOBC respectivamente, conforme a ilustração da Figura 8, para as parcelas A do PROSD e B do PAOBC, que deverão ser executadas ao mesmo tempo pelo algoritmo:

Figura 8 – Representação do indivíduo



Fonte:(GUIMARAES, 2009).

A seguir são descritas detalhadamente as etapas do AGCBEsp, representado ilustrativamente na Figura 7, fundamentando e justificando suas etapas, bem como, relacionado à literatura especializada.

1. *População Inicial* - No Passo 1, é aplicada a implementação realizada em Souza e Romero (2014a), que oferece restritamente uma topologia sempre radial. *A priori* é gerada aleatoriamente de forma controlada uma matriz, possíveis soluções do problema, de dimensão $M \times N$, em que N é a quantidade de indivíduos da população inicial e M assume valores das possíveis soluções do problema.

Para este tipo de alocação, visto em (GUIMARÃES, 2009), onde o indivíduo é uma possível solução para o problema, é representado os números das barras que são melhores para a alocação dos BC's, havendo a utilização de valores inteiros dentro do cromossomo. Cabe destacar que o vetor ou cromossomo de codificação é basicamente uma estrutura de dados que deverá carregar estes dados ou genes, sendo que os diferentes valores que estes dados assumem na estrutura formam o alelo.

Neste processo, é realizada a escolha aleatória controlada de um ramo de cada laço independente, buscando gerar topologias radiais para a parcela do vetor de codificação que está relacionado ao PROSD. Esta geração é descrita com mais detalhes na seção 3.4 deste capítulo.

Com a identificação dos laços fundamentais, suas respectivas chaves e barra, os valores numéricos em base decimal que aparecem em cada barra indicam o número de bancos de capacitores instalados em cada barra.

As combinações para o tipo (módulo em kVar) do capacitor, assume os valores de

(1) 300 kVAr, (2) 600 kVAr, (3) 900 kVAr, onde o primeiro módulo possui o valor de referência, sendo os outros multiplicados por 2 e 3 vezes, representados numericamente por numerais decimais inteiros, para os níveis de demanda leve, médio e alto conforme a Figura 9.

Vide metodologia de Prado e Garces(2013), que de forma parecida aloca geradores distribuídos -(GD's) e Castilho Neto e Cossi (2012), que aloca cabos de média tensão (MT).

Figura 9 – Exemplo de alocação de bancos na barra i

<i>leve</i>	<i>medio</i>	<i>alto</i>
2	2	3
i	i	i

Fonte: do autor.

2. Avaliação da Função *Fitness* - Para avaliação da Função *Fitness*, do Passo 2, função esta que quantifica a qualidade relativa de um indivíduo ou seu nível de adaptação (GUI-MARAES, 2009), executa-se o algoritmo de fluxo de carga radial para cada proposta de solução da população corrente e encontra o valor da função objetivo.

Nesta etapa, se houver violação de tensão, essa proposta de solução se torna infactível e o módulo de desvios de tensão, isto é, a soma de todos os desvios que seria a medida da infactibilidade, é armazenada no vetor *unfitness*. Esta etapa envolve o Problema de Fluxo de Carga Radial, que é amplamente discutida na seção 2 do Capítulo 4, uma vez que cada indivíduo é alocado proporcionalmente à sua aptidão, quanto ao critério da redução de perdas vinculadas também ao PFCR.

Além disso, são escolhidas as soluções de melhor valor de função objetivo para o conjunto de soluções iniciais, e que apresentam diversidade ou melhor qualidade.

3. Seleção por Torneio - Na seleção por torneio do passo 3, o algoritmo executa a fase que aplica a técnica de torneio em que são feitos do i s jogos.

O torneio para as parcelas do PROSD e do PAOBC fornece uma configuração de melhor valor de função *fitness*. Mais especificamente, no caso do PAOBC, a partir de duas configurações de alocação de BC's diferentes da população corrente, para posteriormente passar pelo processo de recombinação.

Para aprofundamentos Castilho Neto e Cossi (2012) para alocação de cabos de MT e em Prado e Garces (2013) para alocação de GD's.

4. *Recombinação* - Esse processo é executado a partir da escolha de um único ponto chamado de corte, que divide o cromossomo em partes e são gerados dois descendentes, onde cada descendente carrega as informações de seus pais separadas pelo ponto de recombinação, sendo que um destes descendentes será descartado no processo em função daquele que apresente melhor *fitness*, ou função objetivo de melhor qualidade (PRADO; GARCES, 2013).

Cada descendente deve representar uma topologia radial, ou seja, possuir apenas um ramo de cada laço independente, como destacado em (MENDOZA et al., 2006).

Ao mesmo tempo são fixados os BC's e são realizadas $n(n - 1)/2$ combinações (duas a duas), possíveis de todas soluções gerando-se um subconjunto de soluções distintas.

5. *Avaliação da Função Fitness* - A avaliação do *fitness* dos descendentes do passo 5 ocorre após resolver três problemas de FCR para cada descendente, para carga leve, média e pesada descartando o descendente de pior qualidade.

6. *Mutação* - O processo de mutação do passo 6, consiste no tratamento do descendente preservado e ocorre através do reposicionamento aleatório dos genes dentro do locus do cromossomo (GUIMARAES, 2009), ou seja, ocorre uma mudança aleatória dos dados em uma determinada posição em que ocupa na estrutura de dados.

Ocorre nesta etapa a troca de um ramo de ligação de um laço independente por outro ramo desse laço independente, preservando a radialidade, conforme a implementação realizada em (MENDOZA et al., 2006). Em Souza e Romero(2014a), é realizada a troca um ramo de ligação de um laço independente por outro ramo desse laço independente, preservando a radialidade na implementação do algoritmo Copt-aiNet.

7. *Melhoria Local* - Aqui são fixados os BC's nas barras e feita a reconfiguração, ou seja, a partir de uma solução fixa de BC's do melhor descendente gerado, realiza-se a melhoria com a reconfiguração (abertura e fechamento de chaves) armazenando o valor da função objetivo (A).

Obtendo-se uma nova topologia e mantendo as chaves fixas é feita a melhoria local dos Bc's, armazenando o valor da função objetivo (A').

Enquanto a função objetivo (A) for maior que função objetivo (A') a melhoria local irá se repetir até o menor valor final da função objetivo.

Seguindo o roteiro de Souza e Romero (2014a), para cada laço independente, é fechado o ramo de ligação e aberto o ramo desse laço independente. Doravante o

processo termina para cada lado do laço quando a nova solução vizinha é de pior qualidade que a corrente.

A melhoria local é realizada através da busca nas barras vizinhas, de uma melhor aptidão das possíveis soluções e passa a diante a melhor solução.

O processo de melhoria local do passo 7, busca realizar a melhoria da otimalidade da solução corrente, dada a característica de viabilidade de todos os indivíduos, corroborando (PRADO; GARCES, 2013).

Vide Cast ilho Neto e Cossi (2012) para aprofundamentos, onde o mesmo processo é aplicado na alocação de cabos de média tensão, em SD's, de forma aproximada à alocação dos BC's, em que os autores denominam a etapa de avaliação das soluções, função de adaptação (1) da função *fitness* - função objetivo (f_{a_1}) de cada indivíduo e seus descendentes, para as configurações que passarão pela recombinação, e posteriormente, é realizado o cálculo da função de adaptação (2) da função *unfitness* - penalização das restrições violadas (f_{a_2}) de cada configuração que será substituída por outra população corrente. De forma semelhante, o autor, ainda explica que as funções (f_{a_1}) e (f_{a_2}) são calculadas com base nos dados fornecidos pelo algoritmo de fluxo de carga radial.

8. *Substituição do descendente* - De uma forma geral, após a melhoria local, o processo verifica, se o descendente diferente da população corrente é candidato à substituição do indivíduo dessa população com valor de função *fitness* inferior, (CASTILHO NETO; COSSI, 2012).

O indivíduo descendente pode ser trocado por um elemento da população (P) da seguinte forma:

Primeiramente é verificado se o descendente já se encontra na população, e caso seja identificado, o mesmo é descartado, através da análise dos valores de perdas que venham coincidir. Caso coincidam devem ser verificados, elemento por elemento, os ramos de ligação para verificar se a solução encontra-se instalada na população.

Caso contrário:

- a. Sendo infactível e violando algum limite de tensão, haverá a substituição de apenas um elemento da população que também seja infactível e mais infactível que o descendente gerado, caso contrario o indivíduo descendente é descartado;
- b. Sendo factível e existindo soluções infactíveis na população corrente é feita a troca com a mais infactível da população corrente. Sendo factível e não existindo soluções infactíveis na população corrente, então é feita a troca com a pior das factíveis desde que o descendente seja melhor que a pior das factíveis, caso contrario o descendente é descartado.

9. *Critério de Parada* - Nesta etapa são repetidos os passos de 2 a 8 até que o critério de parada seja satisfeito, após um determinado número de iterações, sendo que o critério de parada analisará a população durante um número especificado de gerações, na busca pela diversidade da população até o fim do processo, (PRADO; GARCES, 2013).

De forma prática ao final do processamento do algoritmo, buscar-se-á a melhor topologia radial e os melhores pontos (barras) para alocação dos BC's que será expressada através do valor obtido pela função de minimização de custos.

3.4 MONTAGEM DA POPULAÇÃO INICIAL

A forma mais conhecida de gerar uma população inicial formado por n_{pop} propostas de solução no algoritmo é através de uma forma aleatória. Assim, cada elemento da matriz A_{pop} é gerada de forma aleatória. A geração aleatória da população inicial faz parte da estratégia fundamental dos algoritmos genéticos tradicionais. No entanto, existem algoritmos genéticos especializados onde alguma parcela da população é gerada usando algoritmos heurísticos. Neste trabalho a população inicial é gerada de forma aleatória controlada usando estratégias heurísticas que levem em conta as características específicas do problema.

Inicialmente utiliza-se o conceito dos laços, que é típico dos sistemas malhados, e que devem ser eliminados para que o tratamento do SD seja realizado com condições radiais, conforme preestabelecido na equação (10) e (15) tratadas posteriormente no item 4.3 do capítulo 4.

Com base nisto, a estratégia considera que o vetor de codificação deve conter circuitos pertencentes ao (laço fundamental) descrito *a posteriori* no item 4.4 do próximo capítulo, correspondente à sua posição no cromossomo.

Para esta dissertação, utilizaremos a metodologia desenvolvida em (SOUZA; ROMERO, 2014b), para gerar a população inicial do Algoritmo denominado CLONALG, dedicado ao PROSD, sendo os passos para geração desta população inicial são:

Passo 1: Repetir os passos de $i=1$ até N , onde N , é o número de laços ;

Passo 2: Repetir de $j=1$ até LF , onde LF é o número de laços fundamentais; a: Para $j=1$ faça, escolha aleatoriamente um circuito pertencente ao laço fundamental j e armazene na posição j do indivíduo; b: Para $j \neq 1$, faça a escolha aleatoriamente de um circuito pertencente ao laço fundamental j . Avalie se o circuito escolhido já faz parte da proposta de solução, caso faça parte, escolha um novo circuito aleatoriamente que não faça parte da proposta de solução e armazene na posição j do indivíduo;

Passo 3: Após criar N indivíduos (propostas de soluções) o processo finaliza;

Com isto uma população (P) de N genes é gerada sendo codificada de forma reduzida com propostas de soluções factíveis (radiais), conforme Souza e Romero (2014b).

Esta mesma estratégia é utilizada como rotina para geração de população inicial do algoritmo Copt-aiNet de Souza e Romero (2014b), apresentado da seguinte forma:

Figura 10 – Heurística para gerar a população inicial

Pseudocódigo de heurística para gerar população inicial

Faça a leitura dos laços fundamentais armazenados (L) e obtenha LF (quantidade de laços);
Defina o tamanho da população (N);
Para $i=1$ até N **faça**
 Para $j=1$ até LF **faça**
 Escolha aleatoriamente um circuito pertencente ao laço fundamental j (L_j), de modo que o circuito ainda não tenha sido escolhido para fazer parte da proposta de solução i em outro laço fundamental do sistema;
 Fim Para
Fim Para

Fonte: (SOUZA; ROMERO, 2014b).

4 ALGORITMO DE CHU-BEASLEY ESPECIALIZADO APLICADO AO PROBLEMA INTEGRADO DA RECONFIGURAÇÃO E DA ALOCAÇÃO DE BANCOS DE CAPACITORES

Este capítulo visa apresentar detalhadamente a forma em que o Algoritmo genético especializado de Chu-Beasley (AGCBEsp) é implementado para resolver o problema da reconfiguração e alocação de banco de capacitores em sistemas de distribuição radiais.

4.1 O PROBLEMA DE FLUXO DE CARGA RADIAL

Nesta seção é apresentado o tratamento do fluxo de carga em sistemas radiais para o PROSD e PAOBC apresentada no Capítulo 1. Para isto será destacada aqui a implementação do algoritmo de fluxo de carga de varredura, visando garantir bom desempenho de velocidade em tempo real para aplicações de grande porte e sistema real, baixo armazenamento de dados, simplicidade para alterações ou ampliação do algoritmo, apresentar informações de configuração de forma inteligível e confiável para problemas mal condicionados.

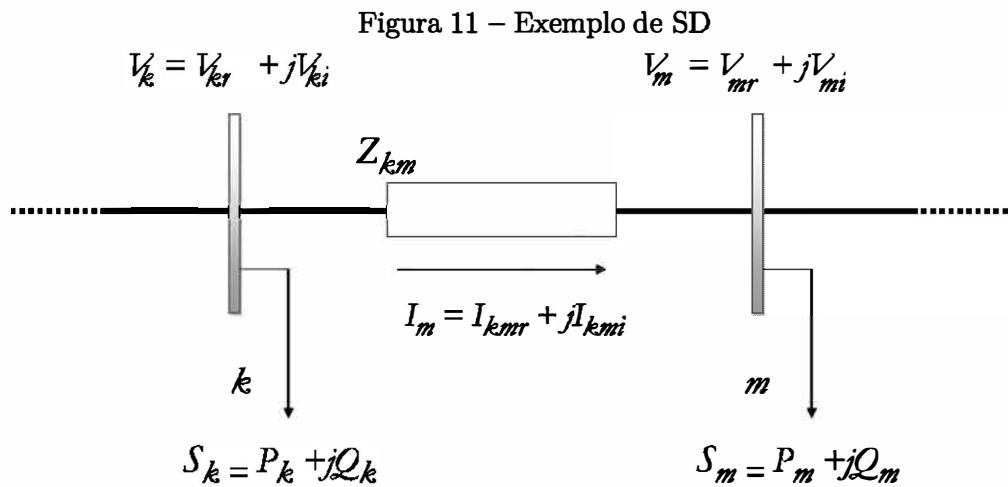
A análise do fluxo de carga é aplicada ao planejamento, operação e expansão do SDEE, fundamentando-se nas leis de Kirchhoff, nas restrições operacionais e componentes do sistema, para que sejam realizadas análises do perfil da tensão, das sobrecargas e das perdas, buscando-se um ponto de operação, e adicionalmente encontrar outras informações tais como as perdas de potência ativa. Existem diversos métodos de cálculo de fluxo de carga, publicados na literatura especializada sendo utilizados e constantemente implementados por métodos computacionais para o cálculo das equações e inequações através da modelagem estática deste tipo de rede (MONTICELLI, 1983).

Em análises comparativas entre os algoritmos de cálculo de fluxo de carga de algumas pesquisas anteriores (BRANDINI, 2000; BARBOSA, 2012), observaram a importância da busca pela diminuição do esforço computacional e o aumento da rapidez na resolução do problema, sendo que a escolha e aplicação deve ser robusta e adequada ao tipo de problema, uma vez que podem haver vantagens e desvantagens entre os métodos e suas modificações (BRANDINI, 2000).

O método de Newton para o cálculo do fluxo de carga perde sua robustez, devido

a necessidade de grande esforço computacional na criação e inversão da matriz jacobiana (GUIMARAES, 2009), e conforme a análise de (BRANDINI, 2000). Os algoritmos de Gauss, Gauss-Seidel e Newton e suas versões modificadas (desacopladas) possuem desempenho inferior no quesito tempo de processamento se comparado aos métodos de fluxo de carga de varredura aplicados a sistemas radiais desenvolvidos e implementados *a posteriori* em (BARAN; WU, 1989).

Para resolver o problema do fluxo de carga radial o algoritmo de varredura também conhecido como *backward-forward-sweep* (BFS) é implementado através de um valor de tensão inicial atribuído a todas as barras da rede, conforme tratado na Figura 11, que geralmente é o mesmo da subestação sendo este valor referencial o módulo de tensão.



Fonte: do autor.

O estudo do fluxo de carga em sistemas radiais, típico da distribuição, será analisado e utilizado como subrotina e subproblema para obtenção de informações relacionadas com a qualidade da solução fornecida pela metaheurística. Assim, o algoritmo de fluxo de carga deve ser usado toda vez que a metaheurística gera uma proposta de solução.

Em (BARBOSA, 2012), é apresentada uma tabela de trabalhos relevantes apresentados em periódicos indexados onde são aplicados diversos algoritmos de cálculo do fluxo de carga, sendo que os métodos de cálculo de fluxo através de varredura, desenvolvidos em sua maior parte a partir da década de 90 foram citados mais que duas vezes em relação a algoritmos baseados na criação e inversão de matrizes jacobianas, com exceção ao método da publicação de (GUIMARAES, 2009), que se baseia no método desacoplado de convergência rápida de Newton-Raphson.

A enumeração dos ramos da rede em análise é realizada pelo método implementado por (SHIRMOHAMMADI et al., 1988), em que de maneira sequencial, camada por

camada os ramos são numerados e de posse da tensão do nó de referência o algoritmo de fluxo de carga radial pode-se calcular a corrente do nó inicial e das correntes dos ramos subsequentes através do movimento *backward* e logo, após é feito o cálculo da tensão no nó pelo movimento *forward*.

Este processo consiste em estratégia iterativa que percorre as barras terminais em direção à barra de referência e vice-versa atribuindo inicialmente um valor para os módulos de tensão da barra de referência, (SHIRMOHAMMADI et al., 1988).

$$V_{ref} = V_{real} + j0 \quad (37)$$

onde: V_{real} representa o módulo da tensão na barra de referência, sendo que logo após são encontradas as correntes das barras pelo processo *backward*.

(BRANDINI, 2000) desenvolve e apresenta as equações de (38) a (48) do problema como segue:

A corrente injetada pela barra i é dada pela equação a seguir:

$$I_k = \frac{(P_k V_{kr} + Q_k V_{ki}) + j(P_k V_{ki} + Q_k V_{kr})}{V_{kr}^2 + V_{ki}^2} \quad (38)$$

As componentes real e imaginária são encontradas separando quando $I_k = I_{kr} + jI_{ki}$ na relação da equação acima, assumindo os formatos abaixo:

$$I_{kr} = \frac{(P_k V_{kr} + Q_k V_{ki})}{V_{kr}^2 + V_{ki}^2} \quad (39)$$

$$I_{ki} = \frac{(P_k V_{ki} + Q_k V_{kr})}{V_{kr}^2 + V_{ki}^2} \quad (40)$$

Os cálculos das correntes nos circuitos $k\pi m$ e dado por:

$$I_{km} = I_{kmr} + jI_{kmi} \quad (41)$$

Após esta primeira etapa ocorrerá o processo *forward*, em que a partir da corrente da barra de referência e das demais correntes nas outras barras são calculadas as novas tensões das barras de todo sistema utilizando a equação demonstrada por:

$$V_{kr} + jV_{ki} = V_{mr} + jV_{mi} + (r_{km} + jx_{km})(I_{kmr} + jI_{kmi}) \quad (42)$$

Daí surgem os novos valores reais e imaginários de tensão nas barras conforme as equações a seguir:

$$V_{mr} = V_{kr} - r_{km}I_{kmr} + x_{km}I_{kmi} \quad (43)$$

$$V_{mi} = V_{ki} - r_{km}I_{kmi} + x_{km}I_{kmr} \quad (44)$$

As perdas ativas e reativas dos circuitos podem então ser calculadas por:

$$P_{km} = r_{km}I_{km}^2 \quad (45)$$

$$Q_{km} = x_{km}I_{km}^2 \quad (46)$$

sendo as perdas totais definidas na forma:

$$P_{total} = \sum_{(km) \in \Omega_l} r_{km}I_{km}^2 \quad (47)$$

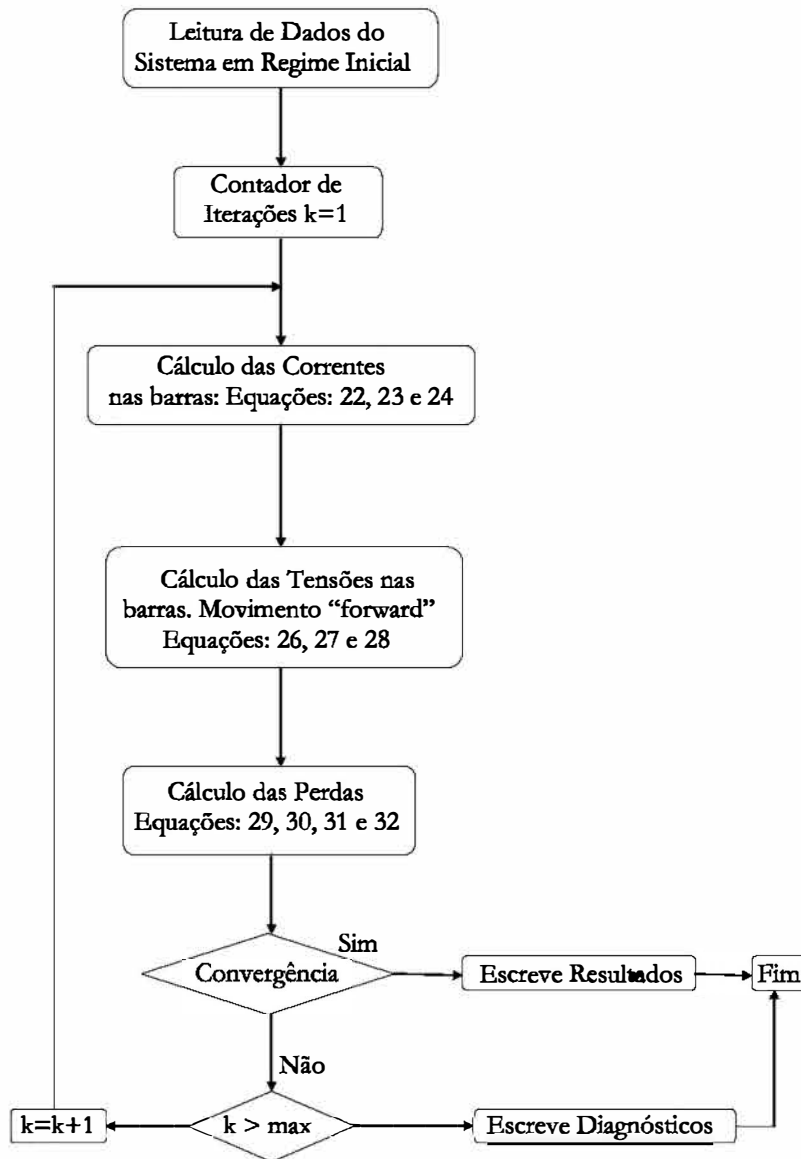
$$Q_{total} = \sum_{(km) \in \Omega_l} x_{km}I_{km}^2 \quad (48)$$

Após duas iterações consecutivas onde se encontra as variações das perdas ativas ΔP , é estabelecido o critério de parada pela tolerância ϵ a ser especificada da seguinte forma:

$$|\Delta P| \leq \epsilon \quad (49)$$

Na Figura 12 apresenta-se o fluxograma do algoritmo de fluxo de carga por varredura para redes radiais, conforme (SHIRMOHAMMADI et al., 1988):

Figura 12 – Algoritmo de fluxo de carga por varredura



Fonte: (SHIRMOHAMMADI et al., 1988).

4.2 A RESTRIÇÃO DE RADIALIDADE

Esta seção visa desenvolver uma proposta de solução radial para a restrição de radialidade exigida na modelagem e apresentada na Seção 1.1 do Capítulo 1 onde é apresentada a modelagem matemática para a solução do PROSD.

A restrição de radialidade deve ser tratada de forma especial na solução de problemas de otimização de SDEE's. Uma das formas de tratamento destacado na literatura especializada é o tratamento de uma rede de SDEE como um grafo.

No trabalho de (GUIMARÃES, 2009) é aplicado o algoritmo construtivo (AC) de Prim e Kruskal, que gera árvores mínimas formando a população inicial aleatoriamente para uma topologia que deve atender as restrições de radialidade.

O conceito da árvore geradora de custo mínimo, que é um modelo baseado em determinado grafo $G = (V, E)$ que gera subgrafos conexos de custo mínimo, onde V são os vértices e $E \subseteq V \times V$, onde E (*edge*) são as arestas. Com isto é possível interligar diversas barras através de determinados ramos dentro de uma topologia a custo mínimo.

Isto é amplamente discutido em (AMASIFEN, 2003) que apresenta bons resultados em testes de reconfiguração de alimentadores, onde é aplicado o algoritmo de Kruskal (1956), que em seus passos busca o menor custo e evita os laços atendendo assim as restrições de radialidade.

Em sua tese de doutorado (OLIVEIRA, 2010), realiza uma boa revisão sobre a questão da restrição de radialidade, que está baseada na teoria dos grafos, que pode representar uma topologia de SDEE por n arcos e m nós, podendo ser expressa através de uma árvore geradora, que é um grafo conexo, que interconecta todas as barras, sem laços que garante a condição de radialidade.

Conforme (OLIVEIRA, 2010; BAZARAA; JARVIS; SHERALI, 1990) segue a abaixo a modelagem do problema da restrição de radialidade.

1. Sendo T determinado grafo expresso em formato adequado de árvore adequado, temos:
2. m ($m \geq 2$) nós;
3. (i, j) arco de T .
4. T tem pelo menos dois nós extremos.
5. A árvore de m nós é composta de $(m - 1)$ arcos.

Uma árvore pode decompor-se em duas árvores T_1 e T_2 desconectando-se (i, j) de T , isto é, removendo o arco (i, j) de T , mas deixando os nós i e j em T , para todo $m = 1$ ou $m = 2$.

Sendo assim, tem-se que:

A árvore geradora de um grafo é um subgrafo conectado com $(m - 1)$ arcos. A topologia de um SDE com n_b nós é radial se satisfaz as duas seguintes condições:

1. A solução deve ter $(n_b - 1)$ circuitos conectados;
2. A solução deve ser conexa.

Para este trabalho utilizou-se a abordagem de (MENDOZA et al., 2006; SOUZA; ROMERO, 2014a; SOUZA; ROMERO, 2014b) que são pormenorizados na próxima seção para gerar soluções radiais de forma eficiente.

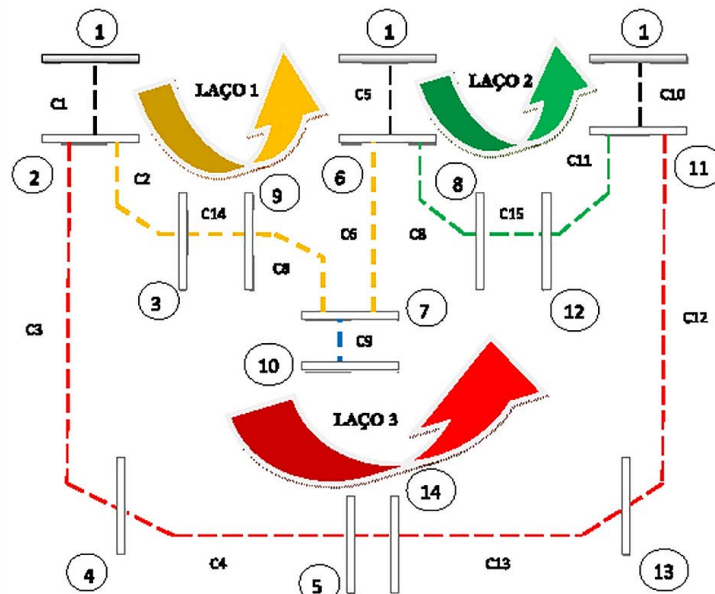
4.3 A REPRESENTAÇÃO DE UMA PROPOSTA DE SOLUÇÃO RADIAL

Para solução do PROSD, as topologias devem ser factíveis topologicamente de, de forma que sejam evitados os laços que formam topologias malhadas e que apareçam barras ilhadas.

O trabalho desenvolvido por (MENDOZA et al., 2006) apresenta um sistema de codificações de soluções para o problema de reconfiguração que visa garantir a condição de radialidade identificando e eliminando os possíveis laços de uma topologia de rede.

Apresenta-se na Figura 13, adaptada de (SOUZA; ROMERO, 2014b) que ilustra um sistema de 14 barras com laços, onde é proposta a busca de uma solução radial.

Figura 13 – Laços fundamentais de um sistema de 14 barras



Fonte: (SOUZA; ROMERO, 2014b).

O cálculo dos laços fundamentais é obtido pela equação abaixo:

$$LF = n_l - n_b + 1 \quad (50)$$

onde: LF é o número de laços fundamentais, n_l o número de circuitos do sistema e n_b o número de barras, sendo que a equação (48) pode ser utilizada na determinação do vetor de codificação da proposta de solução, uma vez que cada laço fundamental representa um circuito desligado.

No exemplo da Figura 13 o circuito C_9 , destacado em azul não pertence a nenhum laço do sistema, e após a identificação dos laços fundamentais é possível definir o vetor de laços (L), que representa o conjunto de circuitos que formam laços independentes da seguinte forma:

$$L1 = [C_1, C_2, C_{14}, C_8, C_6, C_5] \quad (51)$$

$$L2 = [C_5, C_7, C_{15}, C_{11}, C_{10}] \quad (52)$$

$$L3 = [C_1, C_3, C_4, C_{16}, C_{13}, C_{12}, C_{10}] \quad (53)$$

Sendo assim, o vetor de codificação da proposta de solução, com três laços fundamentais, com três circuitos desligados respectivamente formam um vetor de três posições representados da seguinte forma:

$$\text{Posição 1 do vetor} = \text{Um elemento de } L_1 \quad (54)$$

$$\text{Posição 2 do vetor} = \text{Um elemento de } L_2 \quad (55)$$

$$\text{Posição 3 do vetor} = \text{Um elemento de } L_3 \quad (56)$$

Uma proposta de solução de topologia radial é obtida na Figura 14, com três circuitos C_8 , C_{11} e C_4 desligados, sendo que os novos circuitos para os laços fundamentais tornam-se:

$$L_1 = [8] \quad (57)$$

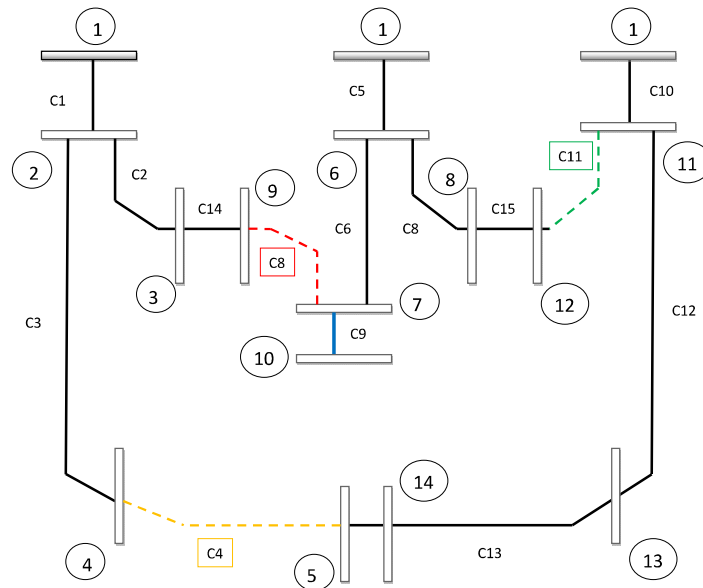
$$L_2 = [11] \quad (58)$$

$$L_3 = [4] \quad (59)$$

Assim o vetor de codificação para a proposta de solução analisada fica definido por:

$$[8 \ 11 \ 4] \tag{60}$$

Figura 14 – Proposta de solução um sistema de 14 barras



Fonte: (SOUZA; ROMERO, 2014b).

A metodologia a ser utilizada neste trabalho considera que as chaves de interconexão para uma determinada rede estejam abertas no início do processo e a cada passo um circuito é conectado no sistema e uma solução factível é construída.

5 TESTES COM O ALGORITMO DE CHU-BEASLEY ESPECIALIZADO

Neste capítulo são apresentados os testes realizados para cada sistema, iniciando cada subseção com resultados através do algoritmo integrado denominado AGCBEsp, buscando destacar os ganhos obtidos da otimização conjunta da reconfiguração e alocação de BC's.

Para o PROSD foi utilizado apenas um tipo de demanda (normal), conforme os dados apresentados nas tabelas do Anexo A. Para o PAOBC, foram utilizados níveis de demanda pesado, médio e leve, com fator de multiplicação da demanda de 1,2(120%), 0,8(80%) e 0,6(60%) respectivamente, sob o valor de demanda normal.

Utilizou-se ainda para o PAOBC, módulos de BC com valor de 300kVAr, custo de instalação e manutenção de BC's em uma barra no valor de US\$ 1.000,00, custo de cada módulo de BC não chaveado de 300 kVAr de US\$ 900,00 e custo do equipamento de chaveamento de US\$ 900,00. O número de horas em cada nível de demanda foi de 1000, 6760 e 1000, para demanda pesado, médio e leve com custo de perdas no valor de 0,06 US\$/kWh para todos os níveis de demanda.

Os dados dos sistemas-teste podem ser encontrados em (SCHMIDT et al., 2005; GOMES et al., 2005; SOUZA, 2013; LAPSEE, 2012).

Os sistemas de 33, 69 e 135 barras, respectivamente, não possuem barras de transferência.

Os tempos computacionais de cada teste são indicados, bem como a verificação se a modelagem fornece resultados iguais aos encontrados na literatura disponível no caso da configuração radial e qual era o resultado (valor das perdas) para cada uma das configurações testadas.

As topologias finais dos sistemas de 33, 69 e 135 barras, aqui ditas radiais, são comprovadamente radiais pois se igualam, quanto aos circuitos abertos e quanto ao valor das perdas, às encontradas na literatura disponível.

Utilizou-se para esta programação computacional do AGCBEsp o programa MA-TLAB (*MATrix LABoratory*, utilizando um computador tipo desktop PC Intel(R) Core(T) Duo CPU 3.00 GHz, 3,25 GB de Memória RAM, e sistema operacional Windows XP de 32 bits, alocado no LAPSSE - Laboratório de Planejamento de Sistemas Elétricos de Energia da FEIS - do PPGEE - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da FEIS -Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira - UNESP.

5.1 SISTEMA DE 33 BARRAS- RESULTADOS DE RECONFIGURAÇÃO

Este sistema de 33 barras, apresentado na Tabela 4, do Apêndice A, é composto por 32 barras de cargas, 1 (uma) barra de subestação e 37 circuitos, tendo uma tensão base de 12,66 kV, e as condições de carga total ativa e reativa são de 3.715 kW e 2.315 kVAr respectivamente apresentados em (SOUZA, 2013). O diagrama unifilar deste sistema é apresentado na Figura 15, sendo que este sistema possui cinco chaves de interconexão inicialmente abertas.

Os parâmetros de ajuste do AGCBEsp nas duas etapas deste sistema-teste foram:

- a. Tamanho da população, $N = 20$;
- b. Número de iterações, $ger = 10$;
- c. Número de indivíduos a serem selecionados, $n = 2$;
- d. critério de convergência do fluxo de carga, $tole = 0,000001$;
- d. Número máximo de iterações do fluxo de carga, $nitermax = 20$;
- e. Magnitude máxima de tensão nas barras, $vmax = 1,05$;
- f. Magnitude mínima de tensão nas barras, $vmin = 0,93$;
- g. Tolerância do erro permitida, $tol = 10^{-6}$.

Os resultados obtidos para o sistema de 33 barras foram: a. Perdas ativas = 139,55 kW; b. Configuração Ótima: 7-9-14-32-37; c. Tensão Mínima = 0,9378 pu na barra 32; d. Tensão Máxima = 1,0000 pu na barra 1; e. Tempo de Execução: 1,46 segundos.

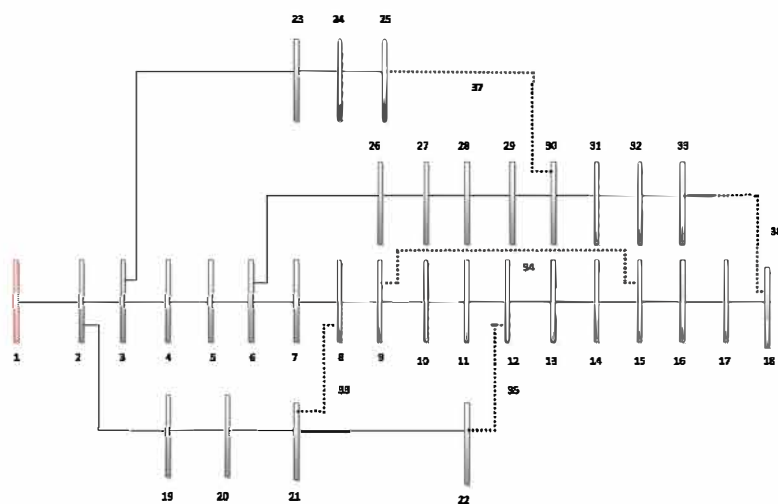
Estes resultados são apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 - Resultados de reconfiguração para sistema de 33 barras

Configurações	Ramos Abertos	Perdas Ativas (kW)
Inicial	33-34-35-36-37	202,42
Final	7-9-14-32-37	139,55
(SOUZA, 2013)	7-9-14-32-37	139,55

Fonte: do autor.

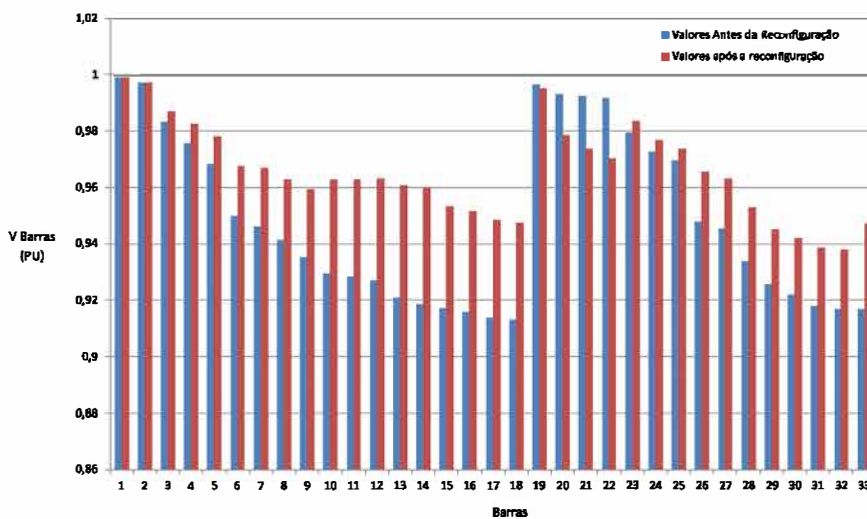
Figura 15 – Diagrama unifilar do sistema de 33 barras



Fonte: (SOUZA, 2013).

As comparações realizadas para o PROSD com os trabalhos de (CARRENO; ROMERO; FEL TRIN, 2008; SOUZA, 2013) apresentaram configuração final e perdas ativas para o sistema de 33 barras iguais aos melhores resultados encontrados, conforme mostrado na a Tabela 1.

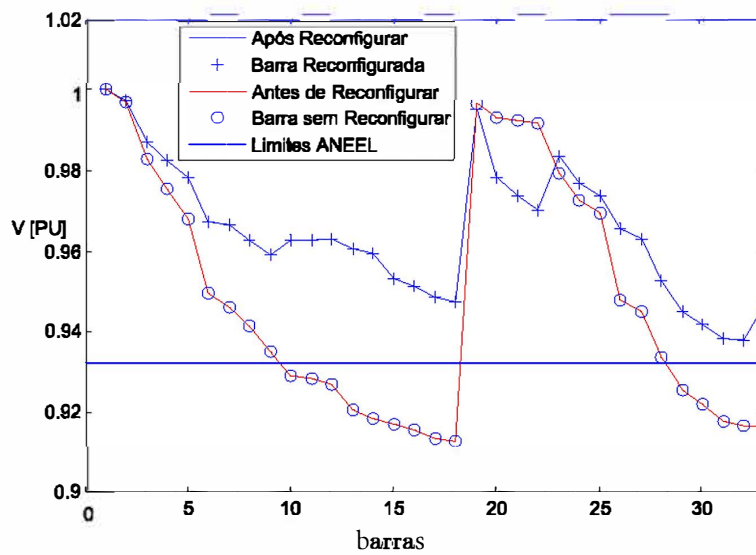
Figura 16 – Estado da rede de 33 barras após reconfiguração



Fonte: do autor.

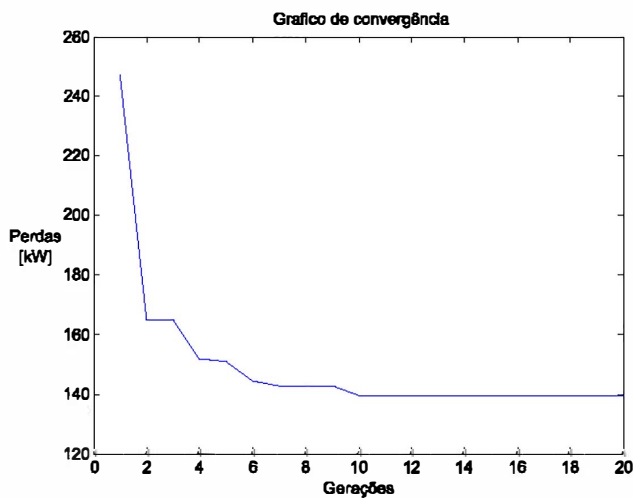
Nesta proposta realizaram-se 10 iterações para encontrar a solução utilizando uma população com 20 indivíduos obtendo-se um tempo de processamento computacional de 1,46 segundos.

Figura 17 – Estado da rede de 33 barras após reconfiguração - gráfico de linhas



Fonte: do autor.

Figura 18 – Convergência do AGCBEsp 33 barras - gráfico de linhas



Fonte: do autor.

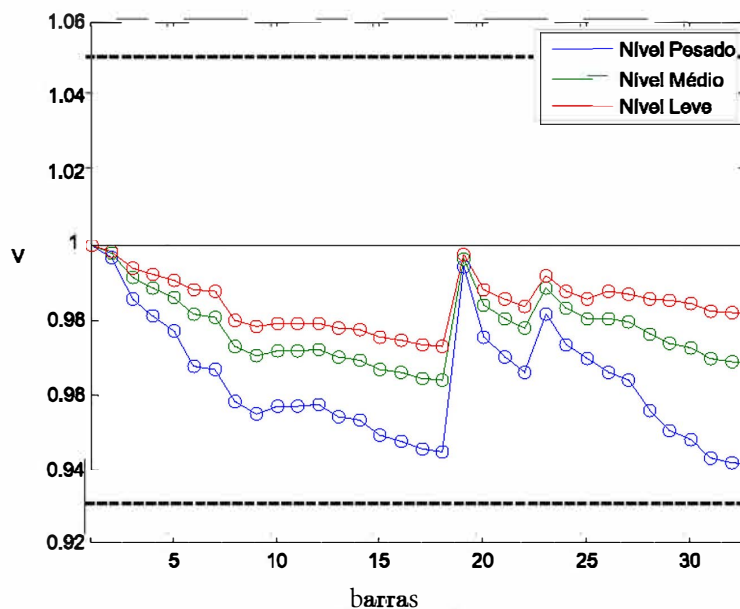
5.1.1 Sistema de 33 barras - resultados de reconfiguração e alocação de BC's

Para esta etapa de teste do sistema de 33 barras, os resultados obtidos foram: a. Perdas no nível de demanda pesado: 152,8979 kW; b. Perdas no nível de demanda normal: 63,8209 kW; c. Perdas no nível de demanda leve: 37,5886 kW.

O custo das perdas foram: a. Nível de demanda pesado: US\$ 9.173,8730; b. Nível de demanda média: US\$ 25.88,7760; c. Nível de demanda leve: US\$ 2.255,3131; d. Custo total das perdas: US\$ 37.314,9621.

Os custos da compra, instalação e manutenção dos BC's, foi de US\$3.700,0000, sendo que o algoritmo integrado AGCBESp apresentou como configuração ótima a abertura das chaves 7-9-14-36-37.

Figura 19 – Reconfiguração e alocação de BC's para sistema 33 barras - gráfico de linhas

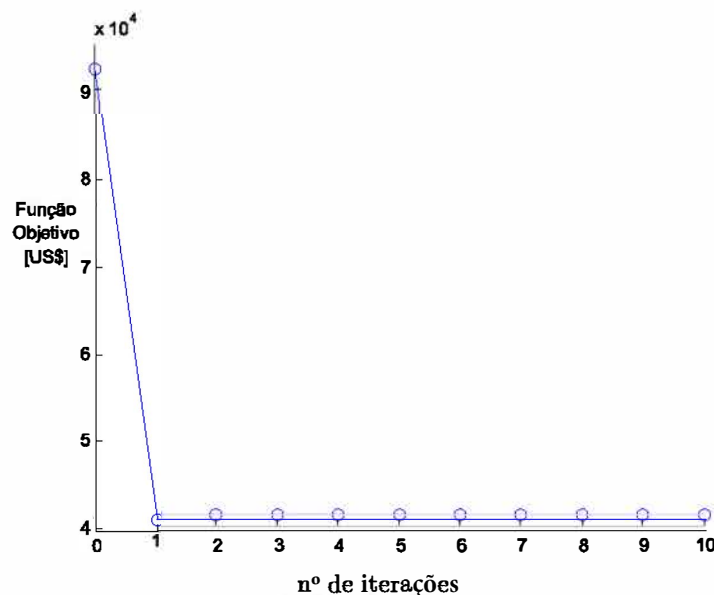


Fonte: do autor.

Os novos níveis de tensão para cada nível de demanda estão plotados na Figura 19, sendo: a. Nível de demanda pesado - Tensão Mínima = 0,9417 pu; b. Nível de demanda normal - Tensão Mínima = 0,9639 pu; c. Nível de demanda leve - Tensão Mínima = 0,9732 pu; d. Nível de demanda pesado - Tensão Máxima = 1,0000 pu; e. Nível de demanda normal - Tensão Máxima = 1,0000 pu; f. Nível de demanda leve - Tensão Máxima = 1,0000 pu.

Foram alocados três bancos de capacitores fixos alocados na barra 31 utilizados nos três níveis de demanda perfazendo um valor total de 900 kVAr, sendo obtido um valor de função objetivo de US\$ 41.014,9621.

Figura 20 – Convergência AGCBEsp - Reconfiguração e alocação de BC's para sistema 33 barras



Fonte: do autor.

Foram realizados 3222 cálculos da função objetivo, 9666 cálculos de fluxo de carga, em tempo total de 5,49 segundos.

5.2 SISTEMA DE 69 BARRAS

Os parâmetros de ajuste do AGCBEsp nas duas etapas deste sistemas-teste foram:

- Tamanho da população, $N = 20$;
- Número de iterações, $ger = 10$;
- Número de indivíduos a serem selecionados, $n = 2$;
- critério de convergencia do fluxo de carga, $tole = 0,000001$;
- Número máximo de iterações do fluxo de carga, $nitermax = 100$;
- Magnitude máxima de tensão nas barras, $vmax = 1,05$;
- Magnitude mínima de tensão nas barras, $vmin = 0,93$;

g. Tolerância do erro permitida, $tol = 10^{-8}$.

Os resultados obtidos para o sistema de 69 barras foram: a. Perdas ativas = 9,42 kW; b. Configuração Ótima: 15-57-62-70-71; c. Tensão Mínima = 0,9824 pu na barra 62; d. Tensão Máxima = 1,0000 pu na barra 1; e. Tempo de Execução: 2,09 segundos, apresentados na Tabela 2.

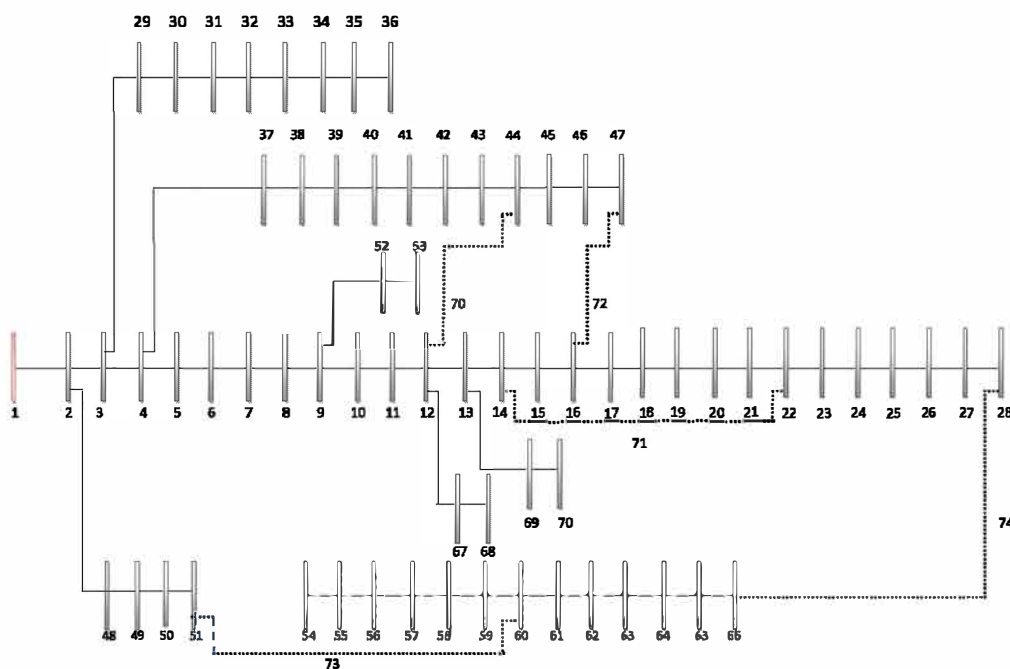
Tabela 2 – Resultados de reconfiguração para sistema de 69 barras

Configurações	Ramos Abertos	Perdas Ativas (kW)
Inicial	70-71-72-73-74	20,91
Final	15-57-62-70-71	9,42
(SOUZA, 2013)	11-15-56-62-71	9,94

Fonte: do autor.

O sistema de 69 barras utilizado neste teste, apresenta os dados que estão na Tabela 5, do Apêndice A, bem como o diagrama unifilar da Figura 21 e contém os mesmos dados de (GUIMARÃES, 2005; ROMAIS, 2013), sendo 69 barras de carga, 1 (uma) subestação e 74 circuitos, tendo uma tensão de base 12,66 kV, potência base de 100 MVA, as condições de carga total ativa e reativa são 1.117,86 kW e 902,25 kVAr sendo que este sistema possui 5 chaves de interconexão inicialmente abertas.

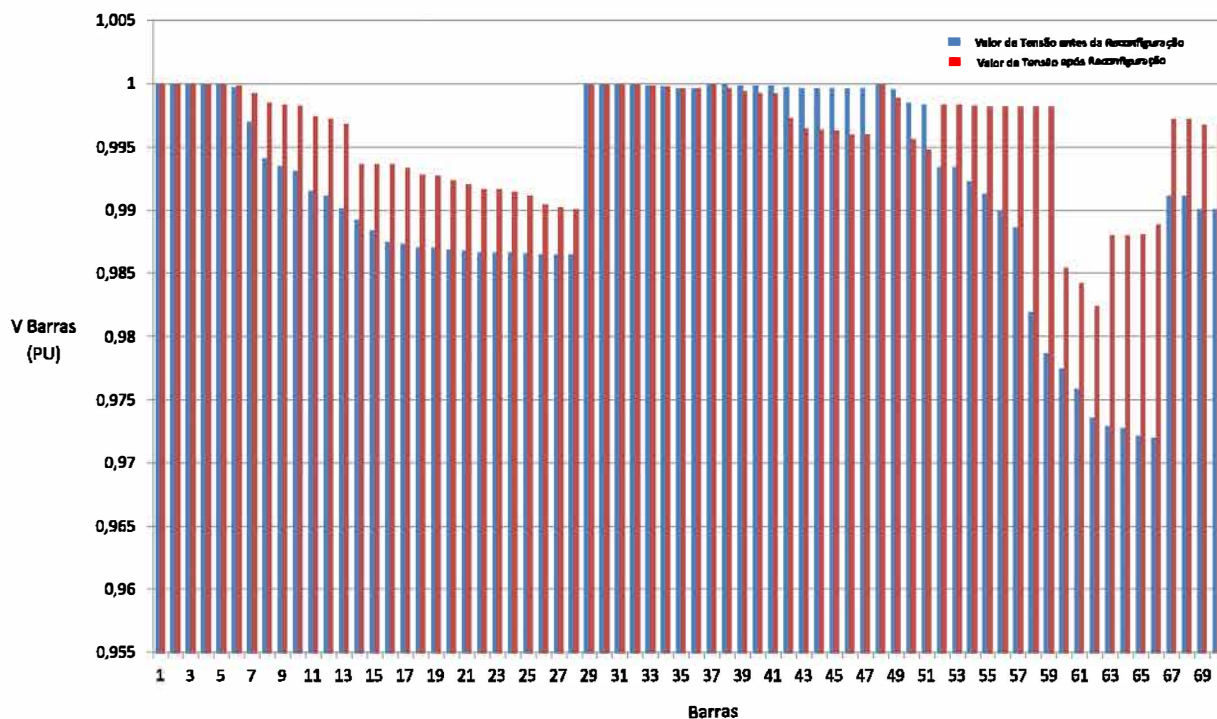
Figura 21 – Diagrama unifilar do sistema de 69 barras.



Fonte: (GUIMARÃES, 2005).

As comparações realizadas para o PROSD com os trabalhos de (SOUZA, 2013) apresentaram configuração final e perdas ativas para o sistema de 69 barras iguais aos melhores resultados encontrados na literatura vigente, conforme mostra a Tabela 2.

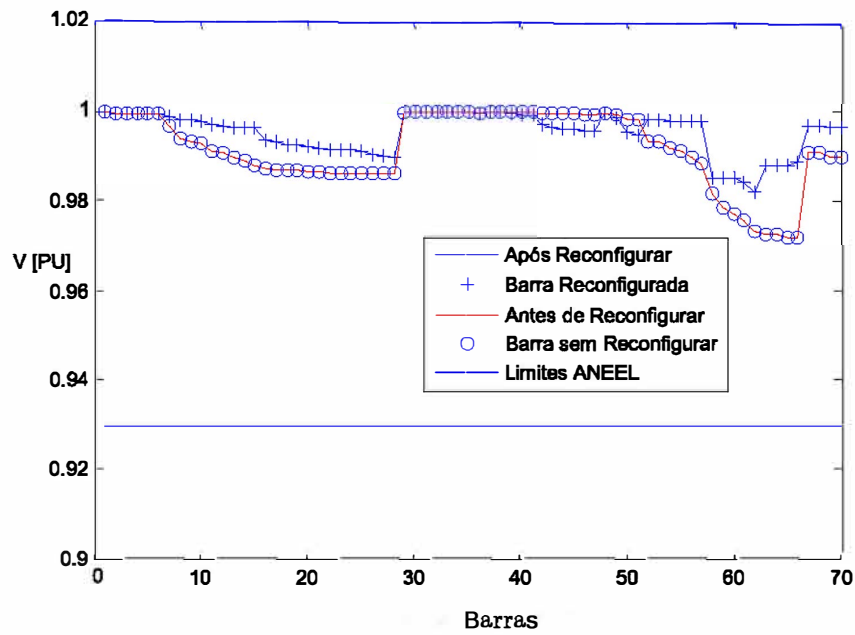
Figura 22 – Estado da rede de 69 barras após reconfiguração



Fonte: do autor.

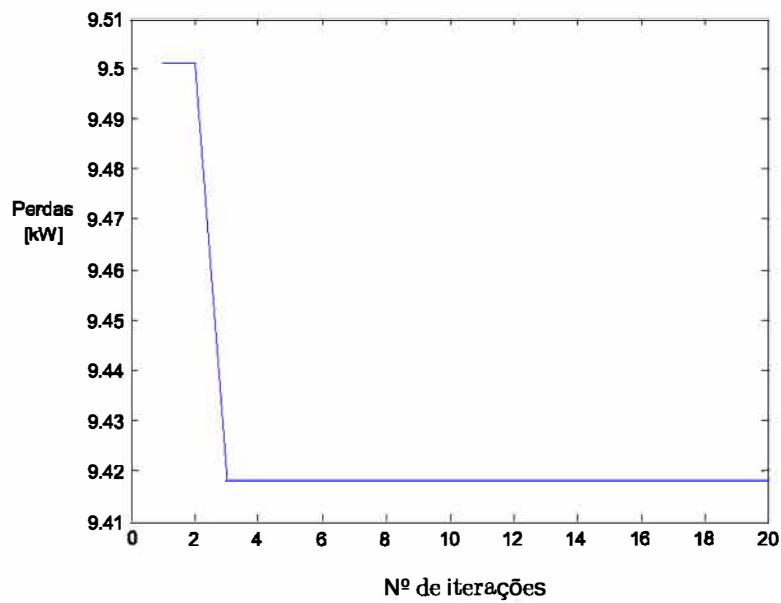
Neste teste, a proposta foi de 10 iterações para encontrar a solução utilizando uma população com 20 indivíduos e um tempo computacional de 2,09 segundos.

Figura 23 – Estado da rede de 69 barras após reconfiguração - gráfico de linhas



Fonte: do autor.

Figura 24 – Convergência do AGCBEsp 69 barras - gráfico de linhas



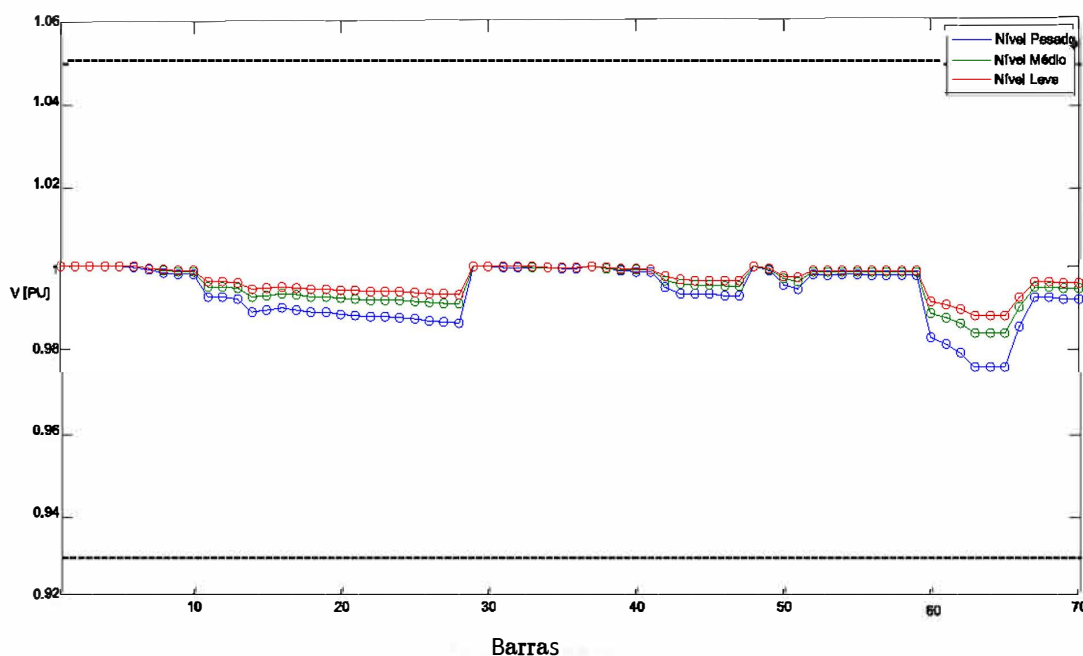
Fonte: do autor.

5.2.1 Sistema de 69 barras - resultados de reconfiguração e alocação de BC's

O teste do sistema de 69 barras no algoritmo unificado obteve os seguintes resultados: a. Perdas no nível de demanda pesado: 16,7461 kW; b. Perdas no nível de demanda normal: 7,3414 kW; c. Perdas no nível de demanda leve: 4,1019 kW.

O custo das perdas foram: a. Nível de demanda pesado: US\$ 1.004,7642 ; b. Nível de demanda média: US\$ 2.977,6915 ; c. Nível de demanda leve: US\$ 246,1122 ; d. Custo total das perdas: US\$ 4.228,5679 .

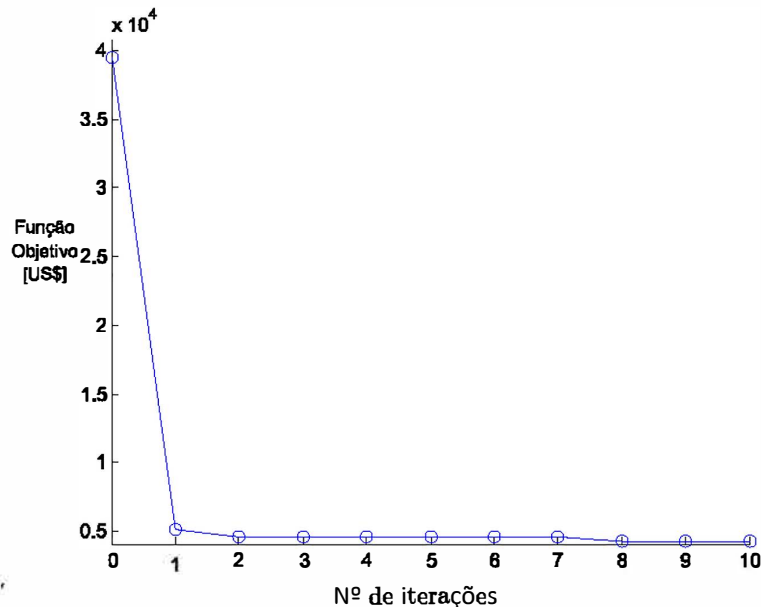
Figura 25 – Reconfiguração e Alocação de BC's para Sistema 69 barras - gráfico de linhas



Fonte: do autor.

Os novos níveis de tensão para cada nível de demanda estão plotados na Figura 25, sendo: a. Nível de demanda pesado - Tensão Mínima = 0,9759 pu; b. Nível de demanda normal - Tensão Mínima = 0,9840 pu; c. Nível de demanda leve - Tensão Mínima = 0,9881 pu; d. Nível de demanda pesado - Tensão Máxima = 1,0000 pu; e. Nível de demanda normal - Tensão Máxima = 1,0000 pu; f. Nível de demanda leve - Tensão Máxima = 1,0000 pu.

Figura 26 – Convergência AGCBEsp - reconfiguração e alocação de BC's para sistema 69 barras



Fonte: do autor.

Foram realizados 2330 cálculos da função objetivo, 6990 cálculos de fluxo de carga, em tempo total de 5,80 segundos, sendo obtido um valor de função objetivo de US\$ 4.228,5679.

Para este sistema não houve alocação de BC's fixos ou automáticos, não existindo custos relativos a alocação de BC's. No entanto, realizaram-se outros testes com novos níveis de demanda. Neste novo teste comparativo adotaram-se os fatores de multiplicação para o nível de demanda pesado de 3.0(300%), médio 2.0(200%) e leve 1.0(100%). Como resultado, foram alocados dois BC's fixos, no valor total de 600kVAr, na barra 63 para nos 3 níveis de demanda, com custo de US\$2800 e novos resultados em função, sendo que o algoritmo integrado AGCBESp apresentou como configuração ótima a abertura das chaves 70-71-13-57-65.

5.3 SISTEMA DE 135 BARRAS

O sistema de 135 barras, apresentado na Tabela 6, do Apêndice A, é composto por 135 barras de carga, 1 (uma) barra de subestação e 155 circuitos, tendo uma tensão base de 12,66 kV, e as condições de carga total ativa e reativa são de 18.313,809 kW e

9.384,827 kVAr respectivamente apresentados em (SOUZA, 2013). O diagrama unifilar deste sistema é apresentado na Figura 27, sendo que este sistema possui 21 chaves de interconexão inicialmente abertas.

Os parâmetros de ajuste do AGCBEsp nas duas etapas deste sistemas-teste foram:

- a. Tamanho da população, $N = 20$;
- b. Número de iterações, $ger = 70$;
- c. Número de indivíduos a serem selecionados, $n = 2$;
- d. critério de convergencia do fluxo de carga, $tole = 0,000001$;
- d. Número máximo de iterações do fluxo de carga, $nitermax = 100$;
- e. Magnitude máxima de tensão nas barras, $vmax = 1,05$;
- f. Magnitude mínima de tensão nas barras, $vmin = 0,93$;
- g. Tolerância do erro permitida, $tol = 10^{-8}$.

Os resultados obtidos para o sistema de 135 barras foram: a. Perdas ativas = 280,19 kW; b. Configuração Ótima: 7-35-51-90-96-106-118-126-135-137-138- 141- 14-2 144-145- 146- 147-148-150-151-155; c. Tensão Mínima = 0,9582 pu na barra 106; d. Tensão Máxima = 1,0000 pu na barra 1; e. Tempo de Execução: 26,53 segundos.

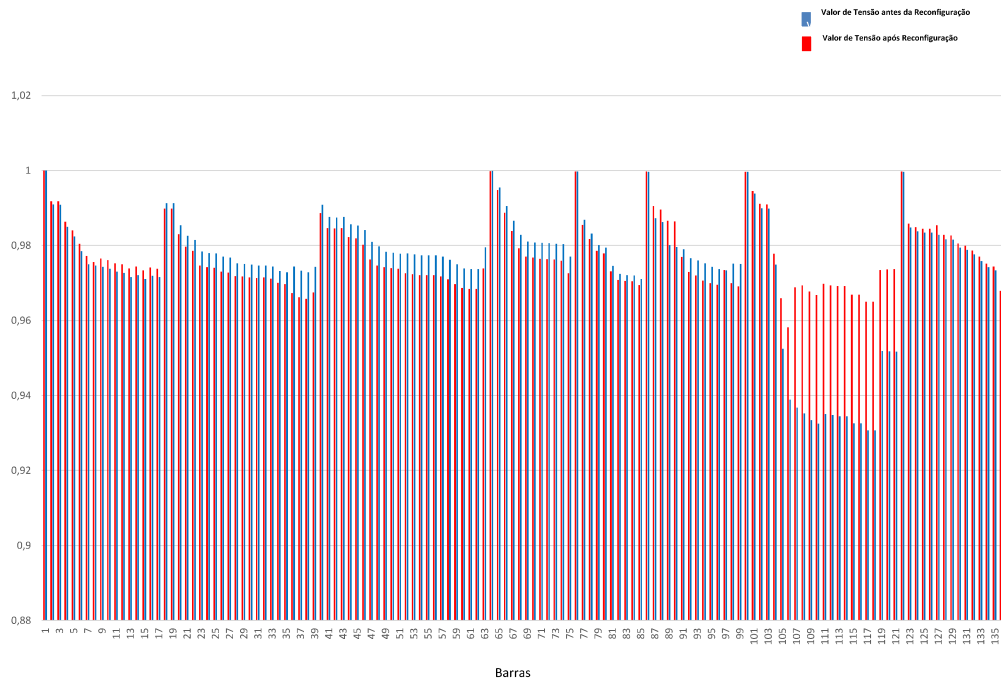
Estes resultados são apresentados na Tabela 3.

Tabela 3 – Resultados de reconfiguração para sistema de 135 barras

Configurações	Ramos Abertos	Perdas Ativas (kW)
Inicial	7-35-51-90-96-106-118-126-135-137-138-141-142-144-145-146-147-148-150-151-155	320,27
Final	7-35-51-90-96-106-118-126-135-137-138-141-142-144-145-146-147-148-150-151-155	280,19
(SOUZA, 2013)	136-137-138-139-140-141-142-143-144-145-146-147-148-149-150-151-152-153-154-155-156	280,19

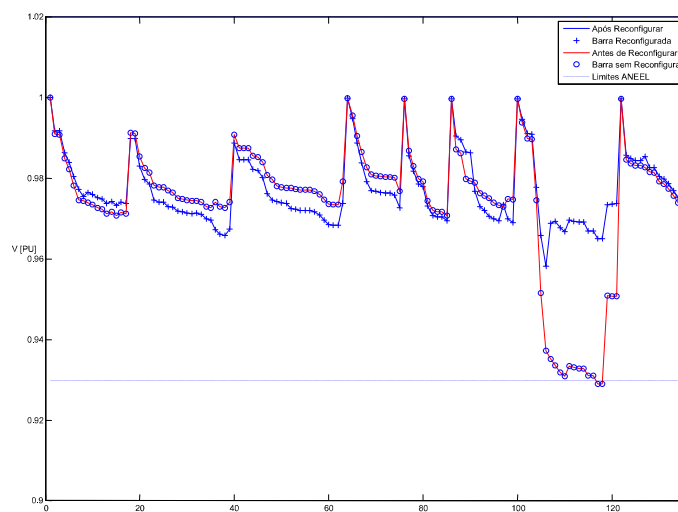
Fonte: do autor.

Figura 28 – Estado da rede de 135 barras após reconfiguração

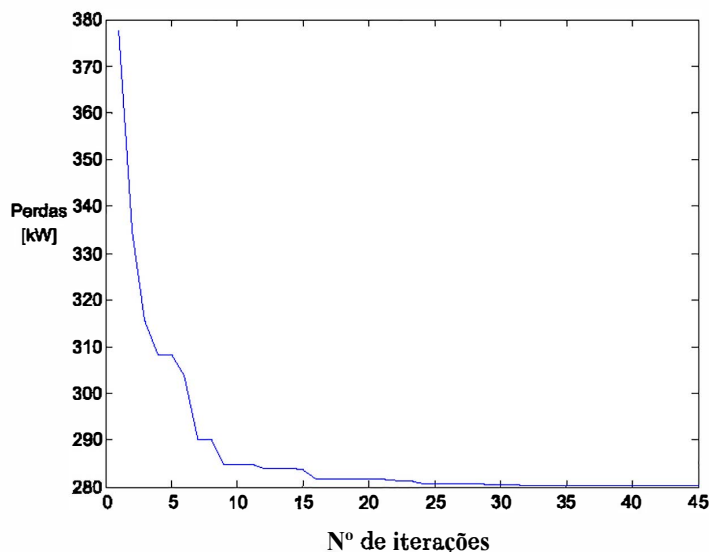


Fonte: do autor.

Figura 29 – Estado da rede de 135 barras após reconfiguração - Gráfico de Linhas



Fonte: do autor.

Figura 30 – Convergência do AGCBESp 135 barras - gráfico de linhas

Fonte: do autor.

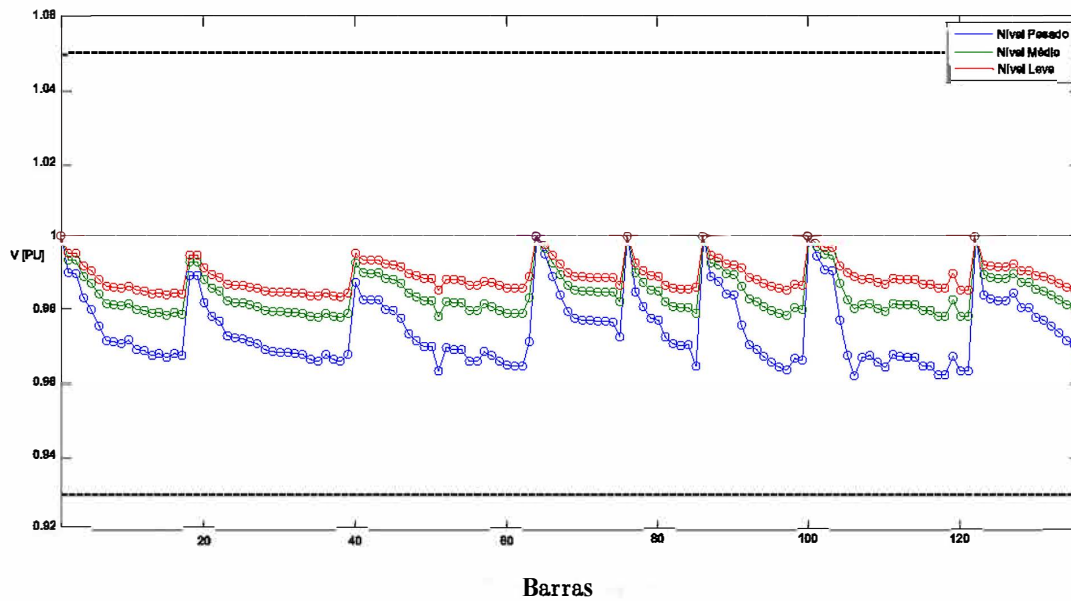
5.3.1 Sistema de 135 barras - resultados de reconfiguração e alocação de BC's

O teste do sistema de 135 barras no algoritmo unificado obteve os seguintes resultados: a. Perdas no nível de demanda pesado: 387,9651 kW; b. Perdas no nível de demanda normal: 166,6814 kW; c. Perdas no nível de demanda leve: 92,4532 kW.

O custo das perdas foram: a. Nível de demanda pesado: US\$ 23.277,9060; b. Nível de demanda média: US\$ 67.605,9838; c. Nível de demanda leve: US\$ 5.547,1909 ; d. Custo total das perdas: US\$ 96.431,0807.

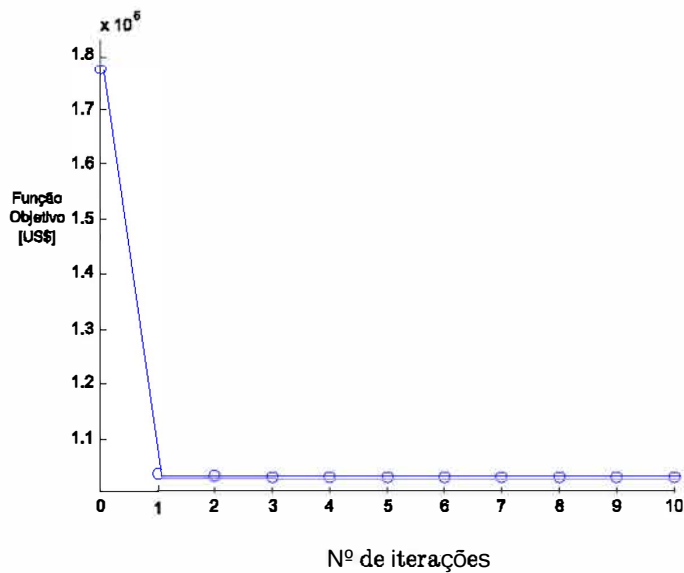
Os custos da compra, instalação e manutenção dos BC's, foi de US\$5.600,0000, sendo que o algoritmo integrado AGCBESp apresentou como configuração ótima a abertura das chaves 7-38-51-90-96-106-118-126-135-137-138-141-54-144-145-84-147-148 150-151-128. Os novos níveis de tensão para cada nível de demanda estão plotados na Figura 31, sendo: a. Nível de demanda pesado - Tensão Mínima = 0,9619 pu; b. Nível de demanda normal - Tensão Mínima = 0,9775 pu; c. Nível de demanda leve - Tensão Mínima = 0,9833 pu; d. Nível de demanda pesado - Tensão Máxima = 1,0000 pu; e. Nível de demanda normal - Tensão Máxima = 1,0000 pu; f. Nível de demanda leve - Tensão Máxima = 1,0000 pu.

Figura 31 – Reconfiguração e alocação de BC's para sistema 135 barras - gráfico de linhas



Fonte: do autor.

Figura 32 – Convergência AGCBEsp - reconfiguração e alocação de BC's para sistema 135 barras



Fonte: do autor.

Foram realizados 32.807 cálculos da função objetivo, 98.421 cálculos de fluxo de

carga, em tempo total de 197,56 segundos, sendo obtido um valor de função objetivo de US\$ 102.031,0807, obtendo-se a alocação de bancos de capacitores fixos em três barras. Na barra 32, estão alocados nos três níveis de demanda, dois bancos de 300 kVAr valor total de 600 kVAr. Na barra 106 estão alocados nos três níveis de demanda, dois bancos de 300 kVAr valor total de 600 kVAr.

6 CONCLUSÕES

A implementação do AGCBEsp para resolver o PROSD e PAOBC simultaneamente mostrou um bom funcionamento e desempenho satisfatório, encontrando:

- 1) Melhores soluções conhecidas na literatura especializada para os sistemas de 33, 69 e 135 barras, em comparação com as técnicas clássicas de otimização;
- 2) Diante do fenômeno da explosão combinatória o AGCBEsp possui uma estratégia eficiente de geração de propostas de solução radiais da melhor topologia de operação;
- 3) Com relação à análise dos tipos de carregamento leve, médio e pesado é apresentada uma melhor topologia ao invés de se considerar apenas um tipo de carregamento, oferecendo melhor qualidade que a melhor solução conhecida para o problema com carregamento único, ou seja para o PROSD ocorre a minimização do custo das perdas de energia, considerando vários níveis de demanda no período de operação e topologia única;
- 4) Este trabalho oferece, uma representação precisa de dois problemas reais que são simultaneamente otimizados possibilitando a obtenção de soluções de melhor qualidade que a modelagem realizada separadamente;
- 5) A incrementação do algoritmo proporcionou menor esforço computacional pois oferece excelentes resultados com um número relativamente baixo de cálculos da função objetivo;
- 6) Utilizou-se uma estratégia para estimar a função objetivo que fornece espaço de busca reduzido;
- 7) A estratégia para geração de soluções considera topologias radiais que reduz a complexidade do problema e a redução das vizinhanças;
- 8) O método serve-se de poucos parâmetros diferentemente de outras meta-heurísticas;
- 9) Os tempos de processamento para encontrar os resultados são extremamente baixos em comparação com os que são obtidos também na literatura, com execução de número relativamente pequeno de cálculos de fluxos de carga;
- 10) Obteve-se boa convergência do algoritmo devido a geração da população inicial de maneira aleatória e controlada, uma vez que ela alocou uma quantidade limitada de bancos de capacitores para os três níveis de carregamento;
- 11) A estratégia de recombinação desenvolvida foi muito importante para encontrar soluções de boa qualidade, e evitou dessa forma que o algoritmo ficasse preso em ótimos locais;

12) O algoritmo proposto mostrou-se eficaz na minimização das perdas de energia nos 3 sistemas testados;

13) Este algoritmo genético modificado quando comparado com outras metaheurística mostrou-se robusta e interessante para a plataforma de programação em MATLAB, com a possibilidade de modificação de parâmetros relacionados ao banco de dados para outros sistemas a ser testado;

Com isto a proposta de otimização deste trabalho obteve resultados positivos, o que garante um horizonte promissor e estimula a continuidade do desenvolvimento da metodologia para esta proposta com a aplicação de reguladores de tensão e ajuste da tap de transformadores *a posteriori*.

REFERÊNCIAS

- AMASIFEN, D. C. C. *Algoritmos evolutivos aplicados ao problema de reconfiguração de redes radiais de distribuição*. 2003. 184f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista- UNESP, Ilha Solteira, 2003.
- BARAN, M.; WU, F. Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing. *Power Delivery, IEEE Transactions on.*, v. 41 n. 2, p. 1401-1407, Apr. 1989. ISSN 0885-8977.
- BARBOSA, C. H. N. de R. *Reconfiguração e restauração ótima de sistemas de distribuição primária de energia elétrica*. 2012. 133 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica)- Escola de Engenharia, Universidade Federal de Minas Gerais- UFMG, Belo Horizonte, 2012.
- BAZARAA, M. S.; JARVIS, J. J.; SHERALI, H. D. *Linear programming and network flows*. New York: John Wiley & Sons, 1990. 764 p.
- BRANDINI, A. C. *Análise crítica de algoritmos de fluxo de carga usados em sistemas de distribuição radial*. 2000. 71 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica)- Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista- UNESP, Ilha Solteira, 2000.
- CAMARGO, V.; LAVORATO, M.; ROMERO, R. Specialized genetic algorithm to solve the electrical distribution system expansion planning. *IEEE Power and Energy Society General Meeting (PES)*, v.1, n. 5, 21-25 July 2013. ISSN 1944-9925.
- CARRENO, E.; ROMERO, R.; FELTRIN, A. P. An efficient codification to solve distribution network reconfiguration for loss reduction problem. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 23, n. 4, p. 1542-1551, Nov 2008.
- CHU, P.; BEASLEY, J. A genetic algorithm for the generalized assignment problem. *Computers and Operations Research*, London, v. 24, n. 1, p. 17-23, 1997.
- DARWIN, C. *On the origin of species by means of natural selection*. London: Murray, 1859. Or the Preservation of Favored Races in the Struggle for Life.
- DAWKINS, R. *The selfish gene*. Oxford: Oxford University, 2006.
- DAWKINS, R. *The greatest show on earth: the evidence of evolution*. London: Free Press, 2010. 470 p.
- DELBEM, A.; CARVALHO, A.; BRETAS, N. Main chain representation for evolutionary algorithms applied to distribution system reconfiguration. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 20, n. 1, p. 425--436, Feb 2005.
- FARAHANI, V.; VAHIDI, B.; ABYANEH, H. Reconfiguration and capacitor placement simultaneously for energy loss reduction based on an improved reconfiguration method. *Power Systems, IEEE Transactions on.*, v. 27, n. 2, p. 587-595, May 2012. ISSN 0885-8950.
- FEO, T. A.; RESENDE, M. G. Greedy randomized adaptive search procedures. *Journal of Global Optimization*, v. 6, p. 109--133, 1995.

- GENDREAU, M.; POTVIN, J. Y. *Handbook of metaheuristics*. 2. ed. New York: Springer, 2010. 648 p.
- GLOVER, F. Tabu search-parte i. *ORSA Journal of Computing*, Catonsville, v. 1, n. 3, p. 190-206, 1989. Disponível em: <http://www.cs.amherst.edu/ccm/cs34/papers/sel_glover_a.pdf>. Acesso em: 9 dez. 2014.
- GLOVER, F; KOCHENBERGER, G. *Handbook of metaheuristics*. Massachusetts: Kluwer Academic Publishers, 2003.
- GÓMES-EXPÓSITO, A.; CONEJO, A. J.; CANIZARES, C. *Sistemas de energia elétrica: análise e operação*. Rio de Janeiro: LTC-GEN, 2011. 566 p.
- GOMES, F.; CARNEIRO, S.; PEREIRA, J.; VINAGRE, M.; GARCIA, P.; ARAUJO, L. A new heuristic reconfiguration algorithm for large distribution systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 20, n. 3, p. 1373-1378, 2005.
- GONÇALVES, R. dos R. *Modelos de programação linear inteira mista para resolver problemas de otimização de sistemas de distribuição de energia elétrica radiais*. 2013. Tese (Doutorado em Engenharia)- Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista - UNESP, IlhaSolteira, 2013.
- GUIMARAES, M.; CASTRO, C.; ROMERO, R. Distribution systems operation systems optimisation through reconfiguration and capacitor allocation by a dedicated genetic algorithm. *Generation, Transmission Distribution, IET*, v. 4, n. 11, p. 1213 -1222, November 2010. ISSN 1751-8687.
- GUIMARÃES, M. A. N. *Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando algoritmos de busca tabu*. 2005. 108 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica)- Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2005.
- GUIMARÃES, M. A. N. *Plataforma integrada para o planejamento de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando Metaheurísticas*. 2009. 166 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica)- Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2009.
- ICMELI, O.; ERENGUC, S. A tabu search procedure for the resource constrained project scheduling problem with discounted cash flows. *Computers Operations Research*, v. 21, n. 8, p. 841 - 853, 1994. ISSN 0305-0548. Heuristic, Genetic and Tabu Search. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0305054894900140>>. Acesso em: 25 dez.2014.
- LABORATÓRIO DE PLANEJAMENTO DE SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA-LAPSEE. *Electrical energy systems planning laborator homepage, test systems*. Ilha Solteira: 2012. Disponível em: <<http://www.dee.feis.unesp.br/lapsee>>. Acesso em: 25 abr. 2013.
- LOPES, H. S.; RODRIGUES, L. C. de A.; STEINER, M. T. A. *Metaheurísticas em pes-quisa operacional*. Curitiba: Omnipax, 2013.
- LUKE, S. *Essentials of metaheuristics*. California: Lulu, 2013. 251 p.
- MENDOZA, J.; LOPEZ, R.; MORALES, D.; LOPEZ, E.; DESSANTE, P.; MORAGA, R. Minimal loss reconfiguration using genetic algorithms with restricted population and addressed operators: real application. *Power Systems, IEEE Transactions o* v. 21, n. 2, p. 948-954, May 2006. ISSN 0885-8950.

- MONTICELLI, A. J. *Fluxo de carga em redes de energia elétrica*. São Paulo: Edgar Blucher, 1983. 164 p.
- CASTILHONETO, J. C.; COSSI, A. M. Alocação de cabos em redes de distribuição de energia elétrica de média tensão (mt) utilizando algoritmo chu-beasley. In: SEMINÁRIO BRASILEIRO DE SISTEMAS ELÉTRICOS - SBSE, 4., 2012, Goiânia. *Seminário...* Goiânia: [s.n.], 2012. p. 1-6.
- OLIVEIRA, M. L. *Planejamento integrado da expansão de sistemas de distribuição de energia elétrica*. 2010. 216 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica)- Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2010.
- PRADO, L.; GARCES, L. Chu-beasley genetic algorithm applied to the allocation of distributed generation. In: COFERENCE INNOVATIVE SMART GRID TECHNOLOGIES LATIN AMERICA- ISGT LA, 2013, São Paulo. *Conference...* São Paulo: IEEE PES, 2013. p. 1-7.
- RENDÓN, R. A. G.; ZULUAGA, A. E.; ROMERO, R. *Técnicas de optimización combinatorial*. 2. ed. Colombia: Universidad Tecnológica de Pereira, 2006. 77 p
- ROMAIS, R. *Reconfiguração ótima de sistemas de distribuição de energia elétrica usando uma formulação cônica de segunda ordem inteira mista*. 2013. 102 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica)- Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista - UNESP, Ilha Solteira, 2013.
- ROMERO, R.; LA VORA TO, M. Metaheurísticas em sistemas elétricos de potência: introdução ao estudo e aplicações. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SISTEMAS ELÉTRICOS - SBSE, 4., 2012, Goiânia. *Simpósio...* Goiânia: [s.n.], 2012. v. 1, p. 1-52. ISSN 2177-6164.
- ROMERO, R.; SILVA, I.; RIDER, M. Uma metaheurística eficiente para a otimização de problemas complexos em sistemas de energia elétrica. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SISTEMAS ELÉTRICOS- SBSE, 4., 2012, Goiânia. *Simpósio...* Goiânia: [s.n.], 2012. p. 1-11. ISSN 2177-6164.
- SCHMIDT, H.; IDA, N.; KAGAN, N.; GUARALDO, J. Fast reconfiguration of distribution systems considering loss minimization. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 20, n. 3, p. 1311-1319, 2005.
- SHIRMOHAMMADI, D.; HONG, H. W.; SEML NE.; LUO, G. X. A compensation-based power flow method for weakly meshed distribution and transmission networks. *Power Systems, IEEE Transactions on*, v. 3, n. 2, p. 753-762, May 1988. ISSN 0885-8950.
- SOUZA S. S. F.; ROMERO, R. Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando o algoritmo imunológico artificial copt-ainet. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL- SOBRAPO, 46., 2014, Rio de Janeiro. *Simpósio...* Rio de Janeiro: [s.n.], 2014. v. 1, p. 1-1.
- SOUZA S. S. F.; ROMERO, R. Reconfiguração de sistemas de distribuição usando um algoritmo imunológico artificial clonal. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AUTOMÁTICA, 2014. Anais do CBA, Belo Horizonte: [s.n.], 2014. v. 1, p. 2137-2144.
- SOUZA, S. S. F. de. *Algoritmo GRASP especializado aplicado ao problema de reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição radial*. 2013. 119 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica)- Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista - UNESP, Ilha Solteira, 2013.
- STUTZLE T. V. S. M. *Matheuristics: hybridizing metaheuristics and mathematical programming*. Hamburg: Springer, 2010. 268 p.
- WOODRUFF, D. L. Simulated annealing and tabu search: lessons from a line search. *Computers Operations Research*, v. 21, n. 8, p. 823 -839, 1994. ISSN 0305-0548. Heuristic, Genetic and Tabu Search. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0305054894900132>>. Acesso em: 25 dez. 2014.

YANG, X. S. *Engineering optimization: an introduction with metaheuristic applications*. New Jersey: John Wiley & Sons, 2010. 347 p.

Apêndice A - Dados de Sistemas de Distribuição - TESTE

Tabela 4 – Dados da rede de distribuição de 33 barras

	Circuito		Carga na barra final j			
	Inicial i	Final j	R_{ij} Ω	X_{ij} Ω	P_j kW	Q_j kVAr
1	0	1	0.0922	0.0470	100	60
2	1	2	0.4930	0.2511	90	40
3	2	3	0.3660	0.1864	120	80
4	3	4	0.3811	0.1941	60	30
5	4	5	0.8190	0.7070	60	20
6	5	6	0.1872	0.6188	200	100
7	6	7	0.7114	0.2351	200	100
8	7	8	1.0300	0.7410	60	20
9	8	9	1.0440	0.7400	60	20
10	9	10	0.1966	0.0650	45	30
11	10	11	0.3744	0.1238	60	35
12	11	12	1.4680	1.1550	60	35
13	12	13	0.5416	0.7129	120	80
14	13	14	0.5910	0.5260	60	10
15	14	15	0.7463	0.5450	60	20
16	15	16	1.2890	1.7210	60	20
17	16	17	0.7320	0.5740	90	40
18	1	18	0.1640	0.1565	90	40
19	18	19	1.5042	1.3554	90	40
20	19	20	0.4095	0.4784	90	40
21	20	21	0.7089	0.9373	90	40
22	2	22	0.4512	0.3083	90	50
23	22	23	0.8980	0.7091	420	200
24	23	24	0.8960	0.7011	420	200
25	5	25	0.2030	0.1034	60	25
26	25	26	0.2842	0.1447	60	25
27	26	27	1.0590	0.9337	60	20
28	27	28	0.8042	0.7006	120	70
29	28	29	0.5075	0.2585	200	600
30	29	30	0.9744	0.9630	150	70
31	30	31	0.3105	0.3619	210	100
32	31	32	0.3410	0.5302	60	40
33	7	20	2	2		
34	8	14	2	2		
35	11	21	2	2		
36	17	32	0.5	0.5		
37	24	28	0.5	0.5		

Fonte: do autor.

Tabela 5 – Dados da rede de distribuição de 69 barras

	Circuito		Carga na barra final j			
	Inicial	Final	R_{ij}	X_{ij}	P_j	Q_j
	i	j	Ω	Ω	kW	kVAr
1	1	2	0,0005	0,0012	0	0
2	2	3	0,0005	0,0012	0	0
3	3	4	0,0001	0,0001	0	0
4	4	5	0,0015	0,0036	0	0
5	5	6	0,0251	0,0294	0	0
6	6	7	0,366	0,1864	0	0
7	7	8	0,3811	0,1941	0,878	0,72
8	8	9	0,0922	0,047	13,455	0,72
9	9	10	0,0493	0,0251	24,887	17,81
10	10	11	0,819	0,2707	10	7,208
11	11	12	0,1872	0,0619	9,333	6,666
12	12	13	0,7114	0,2351	48,5	34,609
13	13	14	1,03	0,34	48,5	34,609
14	14	15	1,044	0,345	2,71	1,821
15	15	16	1,058	0,3496	2,71	1,521
16	16	17	0,1966	0,065	0	0
17	17	18	0,3744	0,1238	15,176	10,198
18	18	19	0,0047	0,0016	16,5	11,775
19	19	20	0,3276	0,1083	16,5	11,775
20	20	21	0,2106	0,0696	0	0
21	21	22	0,3416	0,1129	0,316	0,212
22	22	23	0,014	0,0046	37,983	27,1
23	23	24	0,1591	0,0526	1,762	1,184
24	24	25	0,3463	0,1145	0	0
25	25	26	0,7488	0,247	9,39	6,67
26	26	27	0,3089	0,1021	0	0
27	27	28	0,1732	0,0572	4,667	3,33
28	3	29	0,0044	0,0108	4,667	33,301
29	29	30	0,064	0,1565	8,667	6,185
30	30	31	0,3978	0,1315	8,667	6,185
31	31	32	0,0702	0,0232	0	0
32	32	33	0,351	0,116	0	0
33	33	34	0,839	0,2816	0	0
34	34	35	1,708	0,5646	4,582	3,26
35	35	36	1,474	0,4873	6,501	5,549
36	4	37	0,0044	0,0108	1,92	1,29
37	37	38	0,064	0,1565	8,667	6,185
38	38	39	0,1053	0,123	8,667	6,185
39	39	40	0,0304	0,0355	0	0
40	40	41	0,0018	0,0021	8	5,709
41	41	42	0,7283	0,8509	8	5,709
42	42	43	0,31	0,3623	0,392	0,325

continua.

Tabela 5 – (Continuação da tabela da página anterior)

	Circuito		Carga na barra final j			
	Inicial i	Final j	R_{ij} Ω	X_{ij} Ω	P_j kW	Q_j kVAr
43	43	44	0,041	0,0478	0	0
44	44	45	0,0092	0,0116	2	1,427
45	45	46	0,1089	0,1373	0	0
46	46	47	0,0009	0,0012	3,076	8,787
47	5	48	0,0034	0,0084	3,076	8,787
48	48	49	,0851	0,2083	0	0
49	49	50	0,2898	0,7091	26,35	18,8
50	50	51	0,0822	0,2011	28,226	91,492
51	9	52	0,0928	0,0473	128,226	91,492
52	52	53	0,3319	0,1114	13,512	9,442
53	10	54	0,174	0,0886	1,202	0,894
54	54	55	0,203	0,1034	1,449	1,162
55	55	56	0,2842	0,1447	8,787	6,322
56	56	57	0,2813	0,1433	8	7,708
57	57	58	1,59	0,5337	0	0
58	58	59	0,7837	0,263	0	0
59	59	60	0,3042	0,1006	0	0
60	60	61	0,3861	0,1172	0,667	24,025
61	61	62	0,5075	0,2555	0	0
62	62	63	0,974	0,0496	414,667	295,91
63	63	64	0,145	0,0738	10,667	7,6,612
64	64	65	0,7105	0,3619	0	0
65	65	66	1,041	0,5302	75,67	53,873
66	12	67	0,2012	0,0611	19,67	13,912
67	67	68	0,0047	0,0017	6	4,282
68	13	69	0,7394	0,2444	6	4,282
69	69	70	0,0047	0,001	9,333	6,66
70	12	44	0,5	0,5	9,333	66,604
71	14	22	0,5	0,5		
72	16	47	1,0	1,0		
73	51	60	2,0	2,0		
74	28	66	1,0	1,0		

Fonte: do próprio autor.

Fim.

Tabela 6 – Dados da rede de distribuição de 136 barras

	Circuito				Carga na barra final j	
	Inicial i	Final j	R_{ij} Ω	X_{ij} Ω	P_j kW	Q_j kVAr
1	0	1	0.33205	0.76653	0.0	0.0
2	1	2	0.00188	0.00433	47.780	19.009
3	2	3	0.22324	0.51535	42.551	16.929
4	3	4	0.09943	0.22953	87.022	34.622
5	4	5	0.15571	0.35945	311.310	123.855
6	5	6	0.16321	0.37677	148.869	59.228
7	6	7	0.11444	0.26417	238.672	94.956
8	6	8	0.05675	0.05666	62.299	24.786
9	8	9	0.52124	0.27418	124.598	49.571
10	8	10	0.10877	0.10860	140.175	55.768
11	10	11	0.39803	0.20937	116.813	46.474
12	10	12	0.91744	0.31469	249.203	99.145
13	10	13	0.11823	0.11805	291.447	115.952
14	13	14	0.50228	0.26421	303.720	120.835
15	13	15	0.05675	0.05666	215.396	85.695
16	15	16	0.29379	0.15454	198.586	79.007
17	0	17	0.33205	0.76653	0.0	0.0
18	17	18	0.00188	0.00433	0.0	0.0
19	18	19	0.22324	0.51535	0.0	0.0
20	19	20	0.10881	0.25118	30.127	14.729
21	20	21	0.71078	0.37388	230.972	112.920
22	20	22	0.18197	0.42008	60.256	29.458
23	22	23	0.30326	0.15952	230.972	112.920
24	22	24	0.02439	0.05630	120.507	58.915
25	24	25	0.04502	0.10394	0.0	0.0
26	25	26	0.01876	0.04331	56.981	27.857
27	26	27	0.11823	0.11805	364.665	178.281
28	27	28	0.02365	0.02361	0.0	0.0
29	28	29	0.18954	0.09970	124.647	60.939
30	29	30	0.39803	0.20937	56.981	27.857
31	28	31	0.05675	0.05666	0.0	0.0
32	31	32	0.09477	0.04985	85.473	41.787
33	32	33	0.41699	0.21934	0.0	0.0
34	33	34	0.11372	0.05982	396.735	193.960
35	31	35	0.07566	0.07555	0.0	0.0
36	35	36	0.36960	0.19442	181.152	88.563
37	36	37	0.26536	0.13958	242.172	118.395
38	35	38	0.05675	0.05666	75.316	36.821
39	0	39	0.33205	0.76653	0.0	0.0
40	39	40	0.11819	0.27283	1.254	0.531
41	40	41	2.96288	1.01628	6.274	2.660
42	40	42	0.00188	0.00433	0.0	0.0

continua.

Tabela 6 – (Continuação da tabela da página anterior)

	Circuito		Carga na barra final j			
	Inicial	Final	R_{ij}	X_{ij}	P_j	Q_j
	i	j	Ω	Ω	kW	kVAr
43	42	43	0.06941	0.16024	117.880	49.971
44	43	44	0.81502	0.42872	62.668	26.566
45	43	45	0.06378	0.14724	172.285	73.034
46	45	46	0.13132	0.30315	458.556	194.388
47	46	47	0.06191	0.14291	262.962	111.473
48	47	48	0.11444	0.26417	235.761	99.942
49	48	49	0.28374	0.28331	0.0	0.0
50	49	50	0.28374	0.28331	109.215	46.298
51	48	51	0.04502	0.10394	0.0	0.0
52	51	52	0.02626	0.06063	72.809	30.865
53	52	53	0.06003	0.13858	258.473	109.570
54	53	54	0.03002	0.06929	69.169	29.322
55	54	55	0.02064	0.04764	21.843	9.260
56	52	56	0.10881	0.25118	0.0	0.0
57	56	57	0.25588	0.13460	20.527	8.702
58	57	58	0.41699	0.21934	150.548	63.819
59	58	59	0.50228	0.26421	220.687	93.552
60	59	60	0.33170	0.17448	92.384	39.163
61	60	61	0.20849	0.10967	0.0	0.0
62	47	62	0.13882	0.32047	226.693	96.098
63	0	63	0.00750	0.01732	0.0	0.0
64	63	64	0.27014	0.62362	294.016	116.974
65	64	65	0.38270	0.88346	83.015	33.028
66	65	66	0.33018	0.76220	83.015	33.028
67	66	67	0.32830	0.75787	103.770	41.285
68	67	68	0.17072	0.39409	176.408	70.184
69	68	69	0.55914	0.29412	83.015	33.028
70	68	70	0.05816	0.13425	217.917	86.698
71	70	71	0.70130	0.36890	23.294	9.267
72	71	72	1.02352	0.53839	5.075	2.019
73	70	73	0.06754	0.15591	72.638	28.899
74	73	74	1.32352	0.45397	405.990	161.523
75	0	75	0.01126	0.02598	0.0	0.0
76	75	76	0.72976	1.68464	100.182	42.468
77	76	77	0.22512	0.51968	142.523	60.417
78	77	78	0.20824	0.48071	96.042	40.713
79	78	79	0.04690	0.10827	300.454	127.366
80	79	80	0.61950	0.61857	141.238	59.873
81	80	81	0.34049	0.33998	279.847	118.631
82	81	82	0.56862	0.29911	87.312	37.013
83	81	83	0.10877	0.10860	243.849	103.371
84	83	84	0.56862	0.29911	247.750	105.025

continua.

Tabela 6 – (Continuação da tabela da página anterior)

	Circuito		Carga na barra final j			
	Inicial	Final	R_{ij}	X_{ij}	P_j	Q_j
	i	j	Ω	Ω	kW	kVAr
85	0	85	0.01126	0.02598	0.0	0.0
86	85	86	0.41835	0.96575	89.878	38.101
87	86	87	0.10499	0.13641	1137.280	482.108
88	86	88	0.43898	1.01338	458.339	194.296
89	88	89	0.07520	0.02579	385.197	163.290
90	89	90	0.07692	0.17756	0.0	0.0
91	90	91	0.33205	0.76653	79.608	33.747
92	91	92	0.08442	0.19488	87.312	37.013
93	92	93	0.13320	0.30748	0.0	0.0
94	93	94	0.29320	0.29276	74.001	31.370
95	94	95	0.21753	0.21721	232.050	98.369
96	95	96	0.26482	0.26443	141.819	60.119
97	93	97	0.10318	0.23819	0.0	0.0
98	97	98	0.13507	0.31181	76.449	32.408
99	0	99	0.00938	0.02165	0.0	0.0
100	99	100	0.16884	0.38976	51.322	21.756
101	100	101	0.11819	0.27283	59.874	25.381
102	101	102	2.28608	0.78414	9.065	3.843
103	101	103	0.45587	1.05236	2.092	0.887
104	103	104	0.69600	1.60669	16.735	7.094
105	104	105	0.45774	1.05669	1506.522	638.634
106	105	106	0.20298	0.26373	313.023	132.694
107	106	107	0.21348	0.27737	79.831	33.842
108	107	108	0.54967	0.28914	51.322	21.756
109	108	109	0.54019	0.28415	0.0	0.0
110	107	110	0.04550	0.05911	202.435	85.815
111	110	111	0.47385	0.24926	60.823	25.784
112	111	112	0.86241	0.45364	45.618	19.338
113	112	113	0.56862	0.29911	0.0	0.0
114	108	114	0.77711	0.40878	157.070	66.584
115	114	115	1.08038	0.56830	0.0	0.0
116	109	116	1.09933	0.57827	250.148	106.041
117	116	117	0.47385	0.24926	0.0	0.0
118	104	118	0.32267	0.74488	69.809	29.593
119	118	119	0.14633	0.33779	32.072	13.596
120	119	120	0.12382	0.28583	61.084	25.894
121	0	121	0.01126	0.02598	0.0	0.0
122	121	122	0.64910	1.49842	94.622	46.260
123	122	123	0.04502	0.10394	49.858	24.375
124	123	124	0.52640	0.18056	123.164	60.214
125	123	125	0.02064	0.04764	78.350	38.304
126	125	126	0.53071	0.27917	145.475	71.121

continua.

Tabela 6 – (Continuação da tabela da página anterior)

	Circuito		Carga na barra final j			
	Inicial	Final	R_{ij}	X_{ij}	P_j	Q_j
	i	j	Ω	Ω	kW	kVAr
127	125	127	0.09755	0.22520	21.369	10.447
128	127	128	0.11819	0.27283	74.789	36.564
129	127	129	0.13882	0.32047	227.926	111.431
130	129	130	0.04315	0.09961	35.614	17.411
131	130	131	0.09192	0.21220	249.295	121.877
132	131	132	0.16134	0.37244	316.722	154.842
133	132	133	0.37832	0.37775	333.817	163.199
134	133	134	0.39724	0.39664	249.295	121.877
135	134	135	0.29320	0.29276	0.0	0.0
136	7	73	0.13132	0.30315		
137	9	24	0.26536	0.13958		
138	15	83	0.14187	0.14166		
139	38	135	0.08512	0.08499		
140	25	51	0.04502	0.10394		
141	50	96	0.14187	0.14166		
142	55	98	0.14187	0.14166		
143	62	120	0.03940	0.09094		
144	66	79	0.12944	0.29882		
145	79	131	0.01688	0.03898		
146	84	135	0.33170	0.17448		
147	91	104	0.14187	0.14166		
148	90	129	0.07692	0.17756		
149	90	103	0.07692	0.17756		
150	92	104	0.07692	0.17756		
151	92	132	0.07692	0.17756		
152	96	120	0.26482	0.26443		
153	110	47	0.49696	0.64567		
154	126	76	0.17059	0.08973		
155	128	77	0.05253	0.12126		
156	135	98	0.29320	0.29276		

Fonte: do próprio autor.

Fim.

Apêndice B - Trabalhos Publicados Pelo Autor

Congressos Nacionais

1. LEAL, H ; SOUZA, S. S. F ; ROMERO, R . Reconstrução de Sistemas de Distribuição Radiais Utilizando o Algoritmo Genético Especializado. In: SIMPÓSIO DE MÉTODOS NUMÉRICOS COMPUTACIONAIS- SMNC, 4., 2014, Curitiba. Simpósio... Curitiba: Editora UFPR, 2014.