

Universidade Federal de Juiz de Fora

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Mestrado em Engenharia Elétrica

Felipe Gomes Duque

**ALOCAÇÃO DE CAPACITORES EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA
ELÉTRICA UTILIZANDO TÉCNICA DE OTIMIZAÇÃO BIO-INSPIRADA**

Juiz de Fora

2013

Felipe Gomes Duque

**Alocação de Capacitores em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica Utilizando
Técnica de Otimização Bio-Inspirada**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, área de concentração: Sistemas de Energia, da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial para obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Edimar José de Oliveira, D. Sc.

Juiz de Fora

2013

Ficha catalográfica elaborada através do Programa de geração automática da Biblioteca Universitária da UFJF, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Duque, Felipe Gomes.

Alocação de Capacitores em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica Utilizando Técnica de Otimização Bio-Inspirada / Felipe Gomes Duque. -- 2013.

123 f.

Orientador: Edimar José de Oliveira

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Engenharia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 2013.

1. Alocação de Capacitores. 2. Sistemas de Distribuição. 3. Minimização de Perdas. 4. Otimização Bio-inspirada. 5. Modified Monkey Search. I. Oliveira, Edimar José de, orient. II. Título.

**Alocação de Capacitores em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica Utilizando
Técnica de Otimização Bio-Inspirada**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Área de Sistemas de Energia, da Faculdade de Engenharia da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial para obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Aprovada por:

BANCA EXAMINADORA

Prof. Edimar José de Oliveira, D.Sc. (Orientador)
Universidade Federal de Juiz de Fora

Prof. Katia Campos Almeida, Ph.D.
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Ivo Chaves da Silva Júnior, D.Sc.
Universidade Federal de Juiz de Fora

Prof. Leonardo Willer de Oliveira, D.Sc.
Universidade Federal de Juiz de Fora

AGRADECIMENTOS

Á Deus, por me permitir a realização deste trabalho.

Aos meus familiares, em especial aos meus pais Roberto Augusto Duque e Eliana Gomes Duque, pelo incentivo e apoio durante toda a minha vida. A minha irmã Vivian Gomes Duque pela atenção e por minha noiva por sempre estar ao meu lado.

Aos amigos de graduação Israel Lopes, Maycoln José de Oliveira, Silio Sperandio, e de mestrado, Diego Arcanjo, Francisco Coelho, Heverton Souza, Thiago Resende e Wesley Peres, pelo companheirismo, discussões técnicas e sugestões durante todo este período.

Ao professor Edimar José de Oliveira pela orientação e pelas inúmeras oportunidades oferecidas.

Aos professores Vander Menengoy e José Luiz de Oliveira pelas diversas contribuições e sugestões dadas desde a época da minha graduação na UFJF e durante o mestrado.

Aos membros da banca Katia Campos Almeida, Ivo Chaves da Silva Júnior e Leonardo Willer de Oliveira pelas contribuições dadas ao trabalho e pela participação na banca.

Ao professor Carlos Augusto Duque, André Diniz, Pedro Gomes e Moisés Vidal Ribeiro pelo tempo da Iniciação Científica e pelos conhecimentos passados, que muito contribuíram para a minha graduação.

Em especial ao professor Leonardo Willer de Oliveira pela imensa contribuição nos trabalhos publicados e pelo apoio e incentivo ao ingresso e concretização deste trabalho.

Aos professores e pesquisadores do PPEE/UFJF pelos conhecimentos passados, que direta ou indiretamente contribuíram para a realização deste trabalho.

Ao LABSPOT (Laboratório de Sistemas de Potência do Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica), pelo suporte técnico.

Ao CNPQ, ao INERGE, à FAPEMIG e ao CEPTEL.

*Aprender é a única coisa de que a
mente nunca cansa, nunca tem
medo e nunca se arrepende.*

Leonardo da Vinci

Resumo da Dissertação apresentada à UFJF como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M. Sc.).

ALOCAÇÃO DE CAPACITORES EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE
ENERGIA ELÉTRICA UTILIZANDO TÉCNICA DE OTIMIZAÇÃO BIO-INSPIRADA

Felipe Gomes Duque

Julho de 2013

Orientador: Prof. Edimar José de Oliveira, D. Sc.

Programa: Engenharia Elétrica.

Este trabalho apresenta um algoritmo baseado na técnica de otimização bio-inspirada denominada *Monkey Search (MS)* para alocação ótima de bancos de capacitores em sistemas de distribuição. O método proposto apresenta modificações e aprimoramentos da técnica *MS* para representar de forma adequada às características e restrições do problema de alocação de capacitores resultando em um novo algoritmo denominado *Modified Monkey Search (MMS)*. O programa desenvolvido em MATLAB é utilizado para teste em diversos sistemas de distribuição. Os resultados obtidos apontam para um algoritmo com boa eficiência computacional.

Palavras-chave: Alocação de Capacitores, Sistemas de Distribuição, Minimização de Perdas, Otimização Bio-inspirada, *Modified Monkey Search (MMS)*.

Abstract of Dissertation presented to UFJF as a partial fulfillment of the requirements for a Master of Science degree (M. Sc.)

ALLOCATION OF CAPACITORS IN DISTRIBUTION SYSTEMS OF ELECTRIC
POWER USING OPTIMIZATION TECHNIQUE BIO-INSPIRED

Felipe Gomes Duque

Julho de 2013

Advisor: Edimar José de Oliveira, D. Sc.

Department: Electrical Engineering.

This paper presents an algorithm based on bio-inspired optimization technique called Monkey Search (*MS*) for optimal allocation of capacitors in distribution systems. The proposed method presents modifications and enhancements of the *MS* technique to represent the characteristics and constraints of the problem related with capacitor allocation resulting in a new algorithm called Modified Monkey Search (*MMS*). The program developed in MATLAB is used to test multiple distribution systems. The results point to a computational efficient algorithm.

Keywords: Capacitor Allocation, Distribution Systems, Loss Minimization, Bio-inspired Optimization, Modified Monkey Search (*MMS*).

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	CONSIDERAÇÕES INICIAIS	1
1.2	CARACTERÍSTICAS DO PROBLEMA DE ALOCAÇÃO DE CAPACITORES ...	3
1.3	MOTIVAÇÃO DO TRABALHO	6
1.4	OBJETIVOS	6
1.5	PUBLICAÇÕES DECORRENTES DO TRABALHO	7
1.6	ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	7
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	9
2.1	CONSIDERAÇÕES INICIAIS	9
2.2	TÉCNICAS DE “OTIMIZAÇÃO CLÁSSICA”	9
2.2.1	Branch and Bound	10
2.2.2	Busca Exaustiva	10
2.3	TÉCNICAS HEURÍSTICAS	10
2.3.1	Branch Exchange	11
2.3.2	Algoritmo Heurístico Construtivo	11
2.4	TÉCNICAS META HEURÍSTICAS	12
2.4.1	Algoritmo Genético	12
2.4.2	Bat Algorithm	13
2.4.3	Busca Tabu	14
2.4.4	Colônia de Formigas	15
2.4.5	Particle Swarm	16
2.4.6	Simulated Annealing	17
2.4.7	Monkey Search	19
2.5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	19
3	TÉCNICA MONKEY SEARCH MODIFICADA	21
3.1	CONSIDERAÇÕES INICIAIS	21
3.2	DESCRIÇÃO DO PROCESSO DE SUBIDA NA ÁRVORE	23
3.2	ALGORITMO PROPOSTO - MODIFIED MONKEY SEARCH	23

3.2	Etapa 1 - Busca Inicial.....	24
3.2	Etapa 2 - Buscas Subsequentes.....	25
3.2	Fluxograma do MMS	26
3.2	DIFERENÇAS ENTRE OS ALGORITMOS MONKEY SEARCH.....	29
3.5	MODELAGEM DO PROBLEMA DE ALOCAÇÃO DE CAPACITORES VIA MMS	30
3.5.1	Parâmetros da Árvore.....	30
3.5.2	Mecanismo de Perturbação da Solução.....	31
3.5.3	Memória Adaptativa.....	32
3.5.4	Processo de Intensificação da Solução	33
3.5.5	Convergência.....	34
3.6	EXEMPLO TUTORIAL	35
3.7	CONSIDERAÇÕES FINAIS	42
4	ESTUDO DE CASOS.....	44
4.1	CONSIDERAÇÕES FINAIS	44
4.1.1	Parâmetros Utilizados para o Algoritmo Genético	45
4.1.2	Parâmetros Utilizados para o Simulated Annealing	46
4.1.3	Aspectos Computacionais	46
4.2	CASO-1: SISTEMA 33 BARRAS	47
4.3	CASO-2: SISTEMA 69 BARRAS.....	53
4.4	CASO-3: SISTEMA 69 - TRÊS NÍVEIS DE CARGA	59
4.5	CASO-4: SISTEMA 476 BARRAS	67
4.6	CONSIDERAÇÕES FINAIS	74
5	CONCLUSÕES	75
5.1	CONSIDERAÇÕES FINAIS	75
5.2	PROPOSTA PARA TRABALHOS FUTUROS.....	76
	APÊNDICE A – FORMULAÇÃO DO PROBLEMA.....	77
	APÊNDICE B – MÉTODO DE COMPARAÇÃO	79
	APÊNDICE C – BARRAS CANDIDATAS	81
	APÊNDICE D – DADOS COMPLEMENTARES	83

D.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS	83
D.2 SISTEMA 14 BARRAS, [25].....	83
D.3 SISTEMA 33 BARRAS, [26].....	84
D.4 SISTEMA 69 BARRAS, [22].....	85
D.5 SISTEMA 69 BARRAS, [71].....	87
D.6 SISTEMA 476 BARRAS,[72].....	89
REFERÊNCIAS.....	97

LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1. Estrutura da árvore: (a) busca aleatória; (b) busca direcionada..	22
Figura 3.2. Etapa 1: Exploração da Árvore Inicial....	25
Figura 3.3. Etapa 2: Exploração da Árvore Subsequente....	25
Figura 3.4. Fluxograma do algoritmo <i>MMS</i> proposto....	28
Figura 3.5. Sistema 14 barras.	35
Figura 3.6. Caso-Tutorial: Convergência do Algoritmo <i>MMS</i> Proposto.	39
Figura 3.7. Caso-Tutorial: Execuções do Algoritmo <i>MMS</i> Proposto.	40
Figura 3.8. Caso-Tutorial: Processo de Intensificação da Solução Corrente. .	42
Figura 4.1. Sistema de 33 barras.	47
Figura 4.2. Caso-1: Comparação entre <i>MMS</i> proposto e Colônia de Formigas.	50
Figura 4.3. Caso-1: Comparação entre as soluções.	53
Figura 4.4. Sistema de 69 barras.	53
Figura 4.5. Caso-2: Comparação entre <i>MMS</i> proposto e Algoritmo Heurístico.	55
Figura 4.6. Caso-2: Perturbações para a convergência das árvores na execução do <i>MMS</i> . ..	56
Figura 4.7. Caso-2: Comparação entre as soluções.	58
Figura 4.8. Caso-3: Comparação entre <i>MMS</i> proposto e Algoritmo Heurístico.	62
Figura 4.9. Caso-3: Comparação entre as soluções.	66
Figura 4.10. Caso-4: Comparação entre <i>MMS</i> proposto e Algoritmo Heurístico.	69
Figura 4.11. Caso-4: Comparação entre as soluções.	73

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1. Alocação de Capacitores Definida por uma possível solução.	31
Tabela 3.2. Nova Solução para Alocação de Banco de Capacitores.	31
Tabela 3.3. Análise de quantidade de capacitores por solução (“rank”).	33
Tabela 3.4. Caso-Tutorial: Perdas sem Alocação de Capacitores.	37
Tabela 3.5. Caso-Tutorial: Soluções da Memória Adaptativa Inicial.	37
Tabela 3.6. Caso-Tutorial: Número de perturbações e evolução da solução por árvore.	38
Tabela 3.7. Caso-Tutorial: Tempo de Processamento e Quantidade de Árvores Explorada..	40
Tabela 3.8. Caso-Tutorial: Alocação Ótima de Banco de Capacitores.	40
Tabela 3.9. Caso-Tutorial: Redução do Custo Total em Relação ao Caso Base.	41
Tabela 3.10. Caso-Tutorial: Perdas com Alocação de Capacitores.	41
Tabela 3.11. Caso-Tutorial: Análise de quantidade de capacitores por solução (“rank”).	42
Tabela 4.1. Caso-1: Resultados Para o Caso Base.	47
Tabela 4.2. Caso-1: Verificação do parâmetro h em relação a MA da árvore inicial.	48
Tabela 4.3. Caso-1: Solução Ótima Obtida Via MMS	49
Tabela 4.4. Caso-1: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via MMS	50
Tabela 4.5. Caso-1: Alocação de Capacitores Via MS Original.	50
Tabela 4.6. Caso-1: Solução Obtida Via MS Original.	51
Tabela 4.7. Caso-1: Alocação de Capacitores Via Algoritmo Genético.	51
Tabela 4.8. Caso-1: Solução Obtida Via Algoritmo Genético. ...	51
Tabela 4.9. Caso-1: Alocação de Capacitores Via <i>Simulated Annealing</i>	51
Tabela 4.10. Caso-1: Solução Obtida Via <i>Simulated Annealing</i>	52
Tabela 4.11. Caso-1: Resumos das soluções.	52
Tabela 4.12. Caso-2: Resultados Para o Caso Base.	54
Tabela 4.13. Caso-2: Alocação de Capacitores Via MMS	54
Tabela 4.14. Caso-2: Solução Obtida Via MMS	54

Tabela 4.15. Caso-2: Número de Perturbações e evolução dos Custos por Árvore.	57
Tabela 4.16. Caso-2: Comparação para todas as barras candidatas.	58
Tabela 4.17. Caso-2: Comparação com/sem critério de sensibilidade.	59
Tabela 4.18. Caso-3: Resultados Para o Caso Base.	60
Tabela 4.19. Caso-3: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via <i>MMS</i>	60
Tabela 4.20. Caso-3: Solução Ótima Obtida Via <i>MMS</i>	61
Tabela 4.21. Caso-3: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via <i>HCA</i> [28].	61
Tabela 4.22. Caso-3: Solução Ótima Obtida Via <i>HCA</i> [28].	62
Tabela 4.23. Caso-3: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via <i>MMS (best solution)</i>	63
Tabela 4.24. Caso-3: Solução Ótima Obtida Via <i>MMS (best solution)</i>	63
Tabela 4.25. Caso-3: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via <i>MS Original</i>	64
Tabela 4.26. Caso-3: Solução Ótima Obtida Via <i>MS Original</i>	64
Tabela 4.27. Caso-3: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via Algoritmo Genético. ...	64
Tabela 4.28. Caso-3: Solução Ótima Obtida Via Algoritmo Genético.	65
Tabela 4.29. Caso-3: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via <i>Simulated Annealing</i> . ..	65
Tabela 4.30. Caso-3: Solução Ótima Obtida Via <i>Simulated Annealing</i>	65
Tabela 4.31. Caso-3: Resumos dos resultados.	66
Tabela 4.32. Caso-4: Resultados Para o Caso Base.	67
Tabela 4.33. Caso-4: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via <i>MMS</i>	67
Tabela 4.35. Caso-4: Solução Ótima Obtida Via <i>MMS</i>	68
Tabela 4.35. Caso-4: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via <i>HCA</i> [28].	68
Tabela 4.36. Caso-4: Solução Ótima Obtida Via <i>HCA</i> [28].	69
Tabela 4.37. Caso-4: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via <i>MMS (best solution)</i>	70
Tabela 4.38. Caso-4: Solução Ótima Obtida Via <i>MMS (best solution)</i>	70
Tabela 4.39. Caso-4: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via <i>MS Original</i>	71
Tabela 4.40. Caso-4: Solução Ótima Obtida Via <i>MS Original</i>	71
Tabela 4.41. Caso-4: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via Algoritmo Genético. ...	71

Tabela 4.42. Caso-4: Solução Ótima Obtida Via Algoritmo Genético.	72
Tabela 4.43. Caso-4: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via <i>Simulated Annealing</i> . . .	72
Tabela 4.44. Caso-4: Solução Ótima Obtida Via <i>Simulated Annealing</i>	72
Tabela 4.45. Caso-4: Comparação para o Caso-4.	73
Tabela C.1. Barras Candidatas a Alocação, [22].	82
Tabela C.2. Barras Candidatas a Alocação, [71].	82
Tabela C.3. Barras Candidatas a Alocação, [72].	82
Tabela D.1. Dados de carga do sistema, 14 barras [25].	83
Tabela D.2. Dados de carga do sistema, 33 barras [26].	84
Tabela D.3. Dados de carga do sistema, 69 barras [71].	85
Tabela D.4. Dados de carga do sistema, 69 barras [71].	87
Tabela D.5. Dados de carga do sistema, 476 barras [72].	90

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

SEP	<i>Sistema Elétrico de Potência</i>
SIN	<i>Sistema Interligado Nacional</i>
SE	<i>Subestação</i>
SDE	<i>Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica</i>
ANEEL	<i>Agência Nacional de Energia Elétrica</i>
PNLIM	<i>Programação Não Linear Inteira Mista</i>
FOB	<i>Função Objetivo</i>
MS	<i>Monkey Search</i>
HCA	<i>Heuristic Constructive Algorithm</i>
FPO	<i>Fluxo de Potência Ótimo</i>
AG	<i>Algoritmo Genético</i>
SA	<i>Simulated Annealing</i>
MAP	<i>Problemas de Cessão Multidimensional</i>
DMDPG	<i>Discretizable Molecular Distance Geometry Problem</i>
NP	<i>Número de Perturbações</i>
MA	<i>Memória Adaptativa</i>
MMS	<i>Modified Monkey Search</i>

SIMBOLOGIA

FOB	Função Objetivo;
nt	Número de níveis de carga;
nc	Número de trechos de distribuição;
ce_u	Custo da energia (US\$/kWh) para o nível de carga u ;
T_u	Tempo de duração do nível de carga u ;
$L_{ij,u}$	Perda de potência ativa no trecho ij , no nível de carga u ;
nb	Número de barras candidatas à alocação de bancos de capacitores;
cb	Custo unitário do suporte de potência reativa proveniente de capacitores (US\$/kVAr);
DI_{mi}	Estado (1: alocado; 0: não alocado) do banco de capacitores m na barra i ;
Qb_{mi}	Potência do banco de capacitores m na barra i (kVAr);
$Pg_{i,u}$	Potência ativa gerada na barra i com nível de carga u ;
$Pl_{i,u}$	Potência de carga ativa na barra i com nível de carregamento u ;
Ω_i	Conjunto de barras conectadas a barra i através de trechos de distribuição;
$p_{ij,u}$	Fluxo de potência ativa entre as barras i e j com nível de carga u ;
$Qg_{i,u}$	Potência reativa gerada na barra i com nível de carga u ;
Nbc	Número máximo de bancos de capacitores por barra;
$Ql_{i,u}$	Potência de carga reativa na barra i com nível de carregamento u ;
$q_{ij,u}$	Fluxo de potência reativa entre as barras i e j com nível de carga u ;
g_{ij}	Condutância do trecho ij ;
$V_{i,u}$	Módulo de tensão da barra i com nível de carga u ;
$\theta_{ij,u}$	Defasagem angular entre as barras i e j com nível de carga u .
P_k	Geração líquida (geração menos carga) de potência;

Q_k	Injeção líquida de potência reativa;
V_k	Magnitude da tensão nodal (barra k);
V_m	Magnitude da tensão nodal (barra m);
G_{km}	Condutância série entre as barras m e k ;
B_{km}	Susceptância série entre as barras m e k ;
θ_{km}	Abertura angular entre as barras k e m ;
J	Matriz Jacobiana;
$J_{u,u}$	Submatriz Jacobiana referente a cada nível de carga u ;
$\frac{\partial \Delta P}{\partial \Delta \theta}$	Derivada de primeira ordem da potência P em relação ao ângulo θ ;
$\frac{\partial \Delta P}{\partial \Delta V}$	Derivada de primeira ordem da potência P em relação à tensão V ;
$\frac{\partial \Delta Q}{\partial \Delta \theta}$	Derivada de primeira ordem da potência Q em relação ao ângulo θ ;
$\frac{\partial \Delta Q}{\partial \Delta V}$	Derivada de primeira ordem da potência Q em relação à tensão V ;
θ^{m+1}	Ângulo para a iteração posterior $m + 1$;
θ^m	Ângulo para iteração inicial m ;
$\Delta \theta$	Variação do ângulo;
V^{m+1}	Módulo da tensão para a iteração posterior $m + 1$;
V^m	Módulo da tensão para iteração inicial m ;
ΔV	Variação da tensão.

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

O Sistema Elétrico de Potência (SEP) tem a função básica de fornecimento de energia elétrica a todo tipo de carga, desde grandes consumidores (indústrias) até os consumidores residenciais, e de forma contínua e de qualidade. A referência [1] define o SEP como um conjunto de equipamentos que operam de maneira coordenada de forma a gerar, transmitir e fornecer energia elétrica aos consumidores, mantendo o melhor padrão de qualidade possível. A referência [2] define o SEP como o conjunto formado por todo Sistema Interligado Nacional (SIN), além das indústrias de grande porte e a rede de distribuição. A referência [3] enumera alguns dos principais requisitos que a energia elétrica deve atender:

- Continuidade: Energia elétrica sempre disponível ao consumidor.
- Conformidade: Fornecimento de energia deve obedecer a padrões.
- Flexibilidade: Adaptação às mudanças contínuas de topologia.
- Manutenibilidade: Propriedade de ser devolvido à operação o mais rápido possível em caso de falta ou interrupção de energia elétrica no sistema.

O sistema elétrico brasileiro tem grande potencial hídrico na produção de energia elétrica resultando em plantas geralmente afastadas dos centros consumidores. Devido às distâncias é imprescindível a existência de um elemento de interligação que seja apto a transportar a energia elétrica com segurança, mínimo de perdas e custos e com a máxima confiabilidade.

Já o sistema de distribuição é composto por duas partes. A primeira parte comporta a rede primária, compreendendo os alimentadores e ramais primários que alimentam os transformadores de distribuição. A segunda parte compõe a rede de baixa tensão e é energizada pelo secundário dos transformadores de distribuição. Para uma operação eficiente e confiável de um sistema de distribuição de energia elétrica, o controle de tensão e potência reativa deve satisfazer alguns requisitos [4]:

- O primeiro requisito está relacionado com a magnitude da tensão, nos diferentes pontos do sistema, que necessita ser mantida dentro de limites independentemente do nível de carregamento dos alimentadores.
- Um segundo requisito a ser considerado refere-se ao fato de que quando o fluxo de potência reativa é minimizado, as perdas ativas são reduzidas.

Para satisfazer tais requisitos, o sistema distribuição enfrenta algumas dificuldades, entre elas pode-se destacar a diversidade de cargas conectadas nos alimentadores e suas variações ao longo do dia bem como a natureza da carga conectada ao sistema, a possibilidade do crescimento da carga, a qualidade da energia fornecida, o controle do perfil de tensão para os diversos níveis de carga, a possibilidade da isolação de trechos para manutenção de equipamentos mantendo a continuidade do fornecimento de energia elétrica de forma segura, balanceamento da carga entre outros [5]. Para a fiscalização destes requisitos, a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) regulamenta todos os setores provenientes do SEP: geração, transmissão, distribuição e comercialização [6].

Outra preocupação das empresas é manter, e até aumentar o apoio a algumas atividades de interesse público, como é o caso de eficiência energética [7], [8]. Além da questão econômica, a qualidade de energia vem sendo formalizada pela política de eficiência energética, promovendo a elaboração de planos estratégicos de investimentos em eficiência energética de curto, médio e longo prazo alinhados às estratégias das empresas, bem como aos planos estratégicos e de negócios das empresas, objetivando a economia de recursos e a possibilidade de postergação de investimentos nos sistemas de geração, transmissão e distribuição, assim como a redução dos impactos ambientais. Adicionalmente, estimular a busca de soluções tecnológicas no setor de energia elétrica através da análise dos diferentes tipos de impactos sociais, econômicos e ambientais das diversas fontes de energia existentes e das respectivas tecnologias de conversão adotadas [9].

Uma das ações de conservação de energia consiste em reduzir as perdas de energia e nesse contexto, a alocação de bancos de capacitores, reconfiguração, ajustes de taps de transformadores e até mesmo a combinação dessas ferramentas destaca-se como uma forma econômica de atingir este objetivo [10]. Além disso, os serviços de distribuição devem observar as limitações impostas pela ANEEL através da Resolução Número 505 [11].

1.2 CARACTERÍSTICAS DO PROBLEMA DE ALOCAÇÃO DE CAPACITORES

A alocação e o controle do suporte de potência reativa em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica (SDE) através de bancos de capacitores conduzem a um problema de otimização bastante investigado na literatura. A importância deste problema é justificada pelos benefícios provenientes desta alternativa de otimização e pelos requisitos estabelecidos por órgãos reguladores, como a ANEEL, para a operação destes sistemas. Entre os benefícios mencionados, destacam [12]:

- Melhoria do nível de tensão no ponto de consumo;
- Redução do componente reativo de corrente no circuito;
- Redução das perdas ativas e reativas devido à redução da corrente;
- Aumento do fator de potência devido ao aumento da injeção de potência reativa na rede;
- Diminuição da demanda reativa das fontes geradoras e das linhas, possibilitando alívio para uma condição de carga pesada ou crescimento adicional de carga;
- Redução do investimento em equipamentos por MW atendido, etc.

A alocação ótima de capacitores em SDE consiste em um problema de Programação Não Linear Inteira Mista (PNLIM) [13] de natureza combinatória. Portanto, são características deste problema [14]:

- i.* Existência de várias soluções factíveis, resultando em uma região de solução não convexa com diversos pontos ótimos locais, dificultando a obtenção da solução ótima global;
- ii.* Elevado tempo computacional, ou seja, tem-se uma explosão combinatória referente às alternativas discretas de investimento.

O problema de alocação ótima de bancos de capacitores em sistemas de distribuição envolve uma série de características desses equipamentos, podendo ser fixo (permanentemente em operação) ou chaveado (conectados e/ou desconectados), diferente

custos (valor especificado por kVAr injetado) e capacidades distintas (capacidade em kVAr do banco a ser utilizado) trazendo uma complexidade devido aos seguintes aspectos [4]:

- Diferentes capacidades para os capacitores fixos: O valor da capacidade reativa do capacitor a ser utilizado poderá ser apenas um único valor pré-fixado no problema ou uma série de valores tabelados pela concessionária acarretando o uso de mais variáveis ao problema;
- Variação no nível de carregamento: Variações nas cargas como leve, médio e alto nível de carregamento aumentam as restrições uma vez que o sistema deverá analisar cada nível de carregamento.
- Bancos chaveados em níveis de carregamento diversos: Além da quantidade de tipo de banco a ser considerado, é necessário verificar para cada nível de carregamento o banco chaveado deve operar.
- Modelo de rede do fluxo de carga não linear. Neste caso, as restrições de igualdade e parte das restrições de desigualdade (limites de fluxo, por exemplo) são equações não lineares. Além disto, quando as perdas são consideradas na função objetivo esta também passa a ser não linear e pode ser ainda não convexa.

Desta forma, o objetivo do problema de alocação de bancos de capacitores consiste em minimizar os custos das perdas em associação com o mínimo investimento que deverá ser realizado na alocação dos bancos de capacitores.

A referência [4] resolve a questão de alocação dividindo o problema principal em dois subproblemas “mestre” e “escravo”. O *problema mestre* trabalha com as propostas de investimento que definem o local, a quantidade e o tipo de equipamento de compensação (fixo ou chaveado). No *problema escravo*, para uma alternativa de investimento definida, determina-se o índice de desempenho do sistema considerando-se os diferentes níveis de carregamento por intermédio das curvas de duração das cargas. Para cada nível de carregamento determina-se, por enumeração, a melhor forma de operação dos recursos definidos.

Algumas características envolvendo o tipo de banco a ser utilizado (fixo ou chaveado) podem ser destacadas:

- i.* Capacitores Fixos: Neste caso os Capacitores permanecem ligados ao sistema indefinidamente e independente das condições da carga. Constituídos de várias unidades capacitivas atendendo as cargas ou centros de grande carga com necessidade de grande valor de potência reativa;
- ii.* Capacitores chaveados: Neste caso os capacitores são energizados em degraus em função do nível de carga do sistema permitindo o controle da magnitude da tensão a fim de manter os limites, independente da variação de carga.

Os bancos de capacitores chaveados apresentam uma série de vantagens em relação aos fixos entre elas se destacam [15]:

- Possibilidade de um grande número de operações;
- Eliminação das correntes de magnetização durante a energização do transformador (inrush);
- Aumento da vida útil dos elementos do banco;
- Conexão rápida, sem a necessidade de atraso para descarga dos capacitores;
- Tempo de manobra máximo inferior a um ciclo;
- Menores custos de manutenção, embora com maiores custos de implantação;
- Possibilidade de incorporação de funções de monitorização e proteção do banco, como proteção contra ressonância, detecção de falhas em elementos do banco (capacitância fora da faixa especificada), entre outros;
- Utilização plena dos bancos de capacitores, maximizando os benefícios do investimento realizado.

Como forma de considerar o problema mais realista, devem ser utilizados diversos níveis de carregamento dos alimentadores de distribuição e a possibilidade da instalação de bancos do tipo fixo ou chaveado.

1.3 MOTIVAÇÃO DO TRABALHO

A nova filosofia do sistema elétrico brasileiro de energia elétrica aliada à modernização dos setores de geração, transmissão e distribuição e com a necessidade de associar menor custo e maior qualidade no atendimento aos consumidores, exigiu das empresas concessionárias de energia elétrica a busca por soluções mais factíveis para os problemas comumente encontrados. Os sistemas de distribuição apresentam-se neste cenário como grandes motivadores na busca de alternativas para a melhoria do sistema uma vez que possuem uma maior complexidade para o controle de características fundamentais como o controle da tensão e nível de perdas.

Assim sendo, este trabalho foi motivado pela necessidade de melhoria nos métodos de otimização, baseados em técnicas bio-inspiradas, uma vez que os mesmos não garantem a solução ótima global, para alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição, a fim de propiciar maior confiabilidade, qualidade e robustez para a operação e planejamento.

1.4 OBJETIVOS

Com base na aplicação de otimização bio-inspirada para alocação ótima de bancos fixos de capacitores em sistemas de distribuição, o presente trabalho propõe um algoritmo modificado baseado na aplicação da técnica conhecida na literatura como “Monkey Search” (*MS*). O objetivo deste algoritmo é a minimização das perdas de energia durante um horizonte de planejamento da operação do sistema, aliada ao custo mínimo de investimento em capacitores fixos. Para tanto, aprimoramentos do método *MS* original [16] são apresentados a fim de acomodar as particularidades do problema e aumentar a eficiência computacional do algoritmo modificado proposto.

Destaca-se que a aplicação deste método para alocação de capacitores é ainda pouco explorada na literatura [17] e que os aprimoramentos propostos no presente trabalho podem ser apontados como contribuições para o problema em questão. Estudos de casos realizados com sistemas conhecidos na literatura demonstram as vantagens da técnica proposta.

1.5 PUBLICAÇÕES DECORRENTES DO TRABALHO

O presente trabalho resultou na elaboração dos seguintes trabalhos:

- DUQUE, F. G., OLIVEIRA, L. W., OLIVEIRA, E. J., 2012, “Alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição utilizando técnica de otimização bio-inspirada”, *XIX Congresso Brasileiro de Automática (CBA)*, Campina Grande, PB-Brasil.
- DUQUE, F. G., OLIVEIRA, L. W., OLIVEIRA, E. J., MARCATO, A. L. M, SILVA JÚNIOR, C. S., 2013, “Allocation of Capacitor Banks in Distribution Systems Utilizing a Bio-Inspired Optimization Technique”, *Journals - The Institution of Engineering and Technology (IET)*, (Submetido em 05/07/2013).

1.6 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Esta Dissertação apresenta 4 capítulos além deste e três apêndices.

O capítulo 2 apresenta uma revisão dos principais trabalhos publicados relacionados aos estudos de alocação de bancos de capacitores subdivididos em técnicas de otimização clássica, heurísticas e meta-heurísticas.

O capítulo 3 apresenta a formulação, a modelagem do problema e a metodologia de solução utilizando a técnica de otimização bio-inspirada modificada e proposta neste trabalho para o problema de alocação de bancos de capacitores.

O capítulo 4 apresenta e discute alguns estudos de casos realizados com a metodologia proposta, destacando um sistema real equivalente.

O capítulo 5 apresenta as principais conclusões do trabalho e algumas propostas para desenvolvimentos futuros.

O Apêndice A, apresenta a formulação do problema de alocação ótima de capacitores.

O Apêndice B apresenta o método matemático utilizado na comparação de tempo computacional considerando diferentes plataformas.

O Apêndice C apresenta os dados utilizados para as barras candidatas e para cada sistema estudado.

Finalizando, o Apêndice D apresenta os dados complementares dos sistemas utilizados.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

A alocação ótima de capacitores em SDE envolve a localização das barras que deverão ser alocados os bancos de capacitores, além da determinação do tipo, número e tamanho do banco de capacitores a ser instalado conduzindo a um problema de natureza combinatória elevada, de características do tipo PNLIM. A existência de inúmeros ótimos locais ao problema a ser resolvido leva muitas vezes a soluções indesejáveis. Isso se torna ainda mais complexo quando os sistemas de distribuição são mais robustos, uma vez que torna inviável testar todas as soluções possíveis. As variáveis discretas dificultam também na utilização de ferramentas tradicionais de otimização.

Devido às características anteriores, os métodos propostos para a alocação ótima de capacitores em SDE devem aliar a capacidade de obtenção de soluções de boa qualidade com tempos de processamento que não sejam proibitivos para as análises destes sistemas [18]. Este cenário é propício para a aplicação de sistemas de inteligência artificial e técnicas heurísticas e meta-heurísticas de otimização, incluindo os métodos bio-inspirados.

Nesse cenário em questão, a literatura é bastante ampla visto que a necessidade por soluções de boa qualidade aliados a melhores tempos computacionais, tornaram um atrativo na busca de novas técnicas bio-inspirada na resolução de problemas de otimização combinatória. As seções que seguem, descrevem diversas técnicas utilizadas para a alocação ótima de capacitores, desde os métodos clássicos, até os métodos heurísticos e meta-heurísticos.

2.2 TÉCNICAS DE OTIMIZAÇÃO CLÁSSICA

Esse tipo de técnica, consiste na utilização de métodos exatos na busca por uma melhor solução ao problema de otimização, de tal forma, que possa satisfazer todas as restrições impostas. Como vantagem, obtém o ótimo global, porém, traz como desvantagem um esforço computacional demasiadamente alto. Como exemplo dessa aplicação tem-se: *Branch and Bound*, Busca Exaustiva entre outros.

2.2.1 Branch and Bound

Consiste na partição ou ramificação (*branch*) sucessiva do conjunto de soluções possíveis do problema de programação linear inteira em subconjuntos e no estabelecimento de limites (*bound*) para o valor ótimo da função objetivo, assim excluindo os subconjuntos que não contenham a solução ótima. O limite será inferior se o problema for de minimização e superior se o problema for de maximização.

Devido à natureza combinatória, o tempo computacional inviabiliza a utilização dessa técnica pelo enorme esforço computacional [19]. Esta metodologia já foi aplicada na alocação de bancos de capacitores em sistemas com reduzido espaço de busca, como apresentado na referencia [20].

2.2.2 Busca Exaustiva

O procedimento utilizado para a busca exaustiva é caracterizado pela varredura de todas as soluções possíveis ao problema de alocação de bancos de capacitores, ou seja, garante todas as possibilidades desde a solução do caso base (sem alocação de capacitores), até a solução com o preenchimento total de capacitores (todas as barras contendo capacitores), obedecendo às restrições impostas ao problema, exigindo, contudo, um enorme esforço computacional [21]. Em sistemas de pequena dimensão, o tempos computacionais são altos em comparação com outras metodologias, mas dentro de um limite aceitável [18]. Quando essa técnica é aplicada em sistemas maiores, fica completamente inviável [22].

2.3 TÉCNICAS HEURÍSTICAS

A aplicabilidade destas técnicas consiste na resolução de problemas de otimização que não podem ser tratados pelos “métodos clássicos”, anteriormente citados. As técnicas heurísticas auxiliam na busca pela solução ótima global, no entanto não há garantias de que estas soluções serão obtidas no final do processo [23]. Métodos heurísticos são intuitivos, fáceis de entender, capazes de resolver problemas de otimização combinatória e a implementação é simples quando comparada a outros métodos de otimização [24].

O objetivo principal de uma técnica heurística é encontrar soluções de boa qualidade, na maioria das vezes melhores que as já aparentemente retratadas, utilizando-se de um menor esforço computacional em relação aos métodos exatos (“métodos clássicos”). A comparação do esforço computacional é vista com maior clareza quando os sistemas em estudo são maiores. Nestes casos a eficiência e a rapidez do método são bem mais evidentes.

Como exemplo dessa aplicação tem-se: *Branch Exchange*, Busca Tabu, *Heuristic Constructive Algorithm*, entre outros.

2.3.1 Branch Exchange

Esta metodologia possui vasta aplicação em trabalhos voltados para reconfiguração de rede de distribuição. Pode ser classificado como uma heurística construtiva assim com em [14]. Por ser uma técnica heurística, tem como característica principal a vantagem de tempos computacionais aceitáveis e desvantagem a não garantia de se obter o ótimo global conduzindo assim a soluções ótimas locais.

Conhecido pelo termo “troca de ligações”, consiste na avaliação de configurações radiais “vizinhas”. Esta avaliação parte de uma configuração inicial do problema e modificações são realizadas através de abertura e fechamento das chaves “vizinhas” [25].

Tal metodologia tem aplicação de grande importância em trabalhos que unem a busca pelo ótimo global por meio da reconfiguração e alocação de bancos de capacitores. A técnica *Branch Exchange* é combinada com o algoritmo genético a fim de trazer melhorias e eficiência na busca por uma melhor solução. As referências [26] e [27] apresentam exemplos da aplicação desta técnica.

2.3.2 Algoritmo Heurístico Construtivo

Os algoritmos heurísticos construtivos, do inglês *Heuristic Constructive Algorithm* (HCA), consistem na utilização da função sigmoide de tal forma que aproxime a natureza contínua em uma natureza discreta da variável na decisão de alocação de capacitores em SDE [28]. Neste algoritmo, efetua-se a seleção prévia de um conjunto de barras candidatas à

alocação através de índices de sensibilidade baseados nos multiplicadores de Lagrange, obtidos de uma ferramenta de Fluxo de Potência Ótimo (FPO). Esta seleção de barras candidatas limita de forma eficiente o espaço de busca, contribuindo para redução dos tempos de processamento e aumento de qualidade das soluções.

2.4 TÉCNICAS META-HEURÍSTICAS

Devido a algumas restrições na utilização dos métodos heurísticos, métodos mais robustos e abrangentes que não são atrelados a um problema específico, foram apresentados, de maneira que se possa lidar com qualquer problema de otimização, [29].

Caracterizados principalmente pela combinação de duas ou mais heurísticas, as meta-heurísticas têm como objetivo eliminar possíveis falhas ou limitações que cada heurística possa apresentar, o que contribui para garantir uma resposta ao problema de forma mais rápida e eficiente. As meta-heurísticas empregadas podem ser divididas em três grupos: de construção, de busca local e de melhoria.

Como exemplo desses métodos tem-se: Algoritmo Genético, *Bat Algorithm*, Busca Tabu, Colônia de Formigas, *Particle Swarm*, *Simulated Annealing*, *Monkey Search* entre outros.

2.4.1 Algoritmo Genético

O Algoritmo Genético (AG) é uma ferramenta de ampla aplicação em SEP. Como princípio fundamental, é um algoritmo que segue a teoria de Darwin para os mecanismos de seleção natural e genética, em que os melhores indivíduos sobrevivem [30] e [31]. Tais indivíduos, são responsáveis por manter uma população de estruturas, executando a função de representar um conjunto de possíveis soluções ao problema de otimização [32].

Cada iteração do algoritmo é representada por uma nova geração de indivíduos, que é feita pela combinação aleatória entre eles realizada por uma função de adaptação estruturalmente formada por informações aleatórias. Essa função conhecida como “fitness”, verifica o grau de adaptabilidade à população. Uma nova população é gerada utilizando

operadores genéticos como mutação, inversão e crossover, originando novas soluções ao problema. Por trabalhar com população, e não um ponto isolado na busca do melhor indivíduo, o algoritmo genético tem esse conceito com uma das suas vantagens. Outra vantagem é a facilidade de adaptar a metodologia a particularidade de cada problema especial [33].

Ao longo de cada geração espera-se que os novos indivíduos formados se adaptem a melhor população e convirjam para uma solução de boa qualidade. O algoritmo assim reúne uma série de informações de técnicas heurísticas a fim de melhorar a busca pelo melhor indivíduo que possam satisfazer as condições impostas (restrições) ao algoritmo. O critério de parada do algoritmo pode ser por meio da quantidade de iterações, satisfação de restrições, entre outras. O indivíduo que atende a condição de parada do algoritmo é o mais apto à solução do problema. Por se tratar de uma combinação de heurísticas (meta-heurística), não garante que o indivíduo mais apto leve ao ótimo global do sistema.

A aplicação em SEP é bastante investigada principalmente no problema de alocação de bancos de capacitores [34-37]. Recentemente, a referência [38] propôs a combinação de reconfiguração e alocação de capacitores na redução de perdas. Já o trabalho descrito em [39] apresentou uma aplicação do algoritmo genético para a alocação ótima de bancos de capacitores considerando redução de perdas e custos de instalação das unidades.

2.4.2 **Bat Algorithm**

Recentemente foi desenvolvida uma técnica que usa o princípio da ecolocalização para a otimização de problemas de análise combinatória [40]. Intitulada como *Bat Algorithm* é inspirada no fenômeno da ecolocalização desempenhada pelos morcegos durante o seu voo. Por ecolocalização entende-se na emissão de ondas ultrassônica e conseqüentemente no tempo gasto para que estas ondas voltem à fonte após a reflexão feita pela presa ou obstáculo.

A taxa de pulso e amplitude dos sons emitidos pelos morcegos variam com a estratégia de caça. Quando identificada uma presa, a taxa de pulso é acelerada e a amplitude é aumentada para evitar a perda da presa. Por outro lado, quando a presa esta sob domínio, a amplitude diminui.

Quando a presa é identificada, a taxa de pulso sofre uma aceleração e por consequência a amplitude é aumentada a fim de evitar a perda da presa. A presa sendo dominada pelo morcego, este tende a reduzir a sua amplitude.

A codificação do vetor é formada por uma sequência de possíveis soluções do problema a ser investigado e cada morcego representa uma possível solução ao problema. A população composta por morcegos move-se no espaço de busca do problema investigado de forma contínua de tal maneira que sua frequência, velocidade e posição são atualizadas a fim de buscar uma solução ótima. Em cada interação do problema essa atualização permite que os morcegos sigam a melhor solução encontrada. Além disso, a variação da amplitude e da taxa de pulso permite que o morcego controle a exploração e intensificação, como visto em outros algoritmos evolucionários. A referência [41] apresenta um aperfeiçoamento do trabalho proposto por [40] e mostra que as modificações realizadas no algoritmo melhoram de forma eficiente o processo de busca por ecolocalização de morcegos.

Trabalho utilizando o *Bat Algorithm* em SEP foi proposto em [42] para resolução do problema de despacho econômico de carga o qual tem como objetivo a minimização do custo total de geração do SEP dentro de um intervalo de tempo específico, atendendo as restrições associadas ao problema.

2.4.3 Busca Tabu

Com suas raízes no começo dos anos 70, a Busca Tabu foi proposta na sua forma atual na década de 80 por Glover [43]. Posteriormente foram realizadas melhorias em seu desempenho e implementação destacados nos trabalhos descritos nas referências [44] e [45]. O procedimento consiste na varredura do sistema e, quando se obtêm os melhores indivíduos durante a busca, esses são preservados e armazenados em uma lista preferencialmente de tamanho fixo. Preservando esses melhores indivíduos, garante-se que o espaço de busca do sistema seja otimizado reduzindo assim o esforço computacional.

Como a lista possui tamanho fixo, toda vez que um indivíduo é encontrado, e esse sendo melhor que algum indivíduo da lista, essa é automaticamente atualizada removendo-se a pior solução contida na lista. Outra forma de se remover um indivíduo é quando esse atinge o prazo tabu, ou seja, quando atinge o nível de expiração.

O problema deste algoritmo está no tamanho da lista e no tempo de aspiração de cada indivíduo, pois estes devem ser calibrados de tal forma que o problema apresente uma solução de boa qualidade em menor tempo. Assim, apesar da tentativa de escapar dos mínimos locais, o BT não oferece nenhuma garantia que irá produzir uma solução ótima.

Uma metodologia baseada em Busca Tabu, voltada para a alocação ótima de bancos de capacitores foi proposta por [46]. Considerando ainda o uso da Busca Tabu tem-se como destaque o trabalho proposto por [18], que uniu recursos de outras metodologias a fim de uma melhor solução para o problema alocação de capacitores.

2.4.4 Colônia de Formigas

Na mesma linha de raciocínio de algoritmo genético e principalmente de *Particle Swarm*, Colônia de Formigas têm como propósito representar a busca das formigas por seu alimento e suas estratégias adaptativas [47]. Do inglês “*Ant Colony Optimization*”, é uma meta-heurística baseada em população que pode ser usada para encontrar soluções aproximadas para problemas de otimização combinatória [48].

Como característica, as formigas são em sua grande maioria cegas e precisam de um mecanismo de orientação na busca por seu alimento. A comunicação entre as formigas é feita por estigmergia que consiste na interação indireta entre os indivíduos da colônia. Um indivíduo altera ao ambiente e outro responde a essa alteração após um tempo.

No deslocamento de cada formiga, essa deposita feromônio. Esse mecanismo é importantíssimo na comunicação entre as formigas, uma vez que detectado por outras formigas da colônia, faz com que tenha uma maior tendência a se deslocar por esse caminho. Além disso, quanto maior a concentração de feromônio, maior será a probabilidade deste caminho levar a uma melhor solução, que no caso seria uma melhor gama de fontes de alimentos. Essas trilhas formadas por feromônio depositados auxiliam além da busca por alimento, mas também no retorno ao formigueiro.

Inicialmente com a ausência de feromônio, as formigas escolhem os caminhos de forma totalmente aleatória. Quando os caminhos possuem uma mesma probabilidade, ou seja, são de mesmo tamanho e conduzem a um mesmo local, as formigas convergem para ambos os

caminhos. Caminhos que conduzem a um mesmo ponto, mas que são de tamanhos distintos, as formigas tem uma maior probabilidade de seguirem o menor caminho isso porque a formiga percorre o caminho de ida e volta no caminho mais curto, enquanto a outra formiga percorre só o caminho de ida, assim o caminho mais curto terá maior depósito de feromônio o que aumentará a probabilidade da colônia de formigas seguir pelo mesmo. Basta ressaltar que o caminho pouco explorado, como ocorre no caminho mais longo, faz com que o depósito de feromônio associado a esse caminho seja evaporado com o tempo. O acúmulo de feromônio faz com que grande quantidade de formigas siga uma mesma trilha que na maioria dos casos representa um menor caminho que conduz a uma solução final de boa qualidade [49].

Muitas são as aplicações em SDE para a redução de perdas na aplicação de alocação ótima de bancos de capacitores utilizando colônia de formigas artificiais [50] e [51]. Em conjunto com a alocação de bancos de capacitores [52] propôs a associação desse mecanismo com o ajuste de tapas. Problemas associados à aplicação de colônia de formigas em reconfiguração também são bastante estudados [53] e [54]. A referência [55] mostra a aplicação desta técnica para alocação ótima de bancos de capacitores e reconfiguração, considerando somente um nível de carregamento.

2.4.5 Particle Swarm

Técnica originalmente conhecida como “enxame de partículas” e inicialmente proposta em [56] para resolver problemas de otimização. *Particle Swarm* é uma das técnicas mais recentes desenvolvidas como metodologia meta-heurística na análise de problemas de natureza combinatória [57]. Segundo [58], cada indivíduo no sistema é considerado como uma partícula representando uma solução candidata ao problema de otimização.

O primeiro passo desse algoritmo consiste na geração de uma população de soluções totalmente aleatória em um espaço dimensional pré-especificado. Cada partícula representa uma solução e são armazenadas em um vetor de dimensão previamente definido. A situação de cada partícula no passo seguinte será determinada pela função “fitness”. Se a função de aptidão associada a uma determinada partícula for mínima, será considerada como melhor solução do problema de otimização e será armazenada. O algoritmo *Partice Swarm* terá controle da informação sobre a localização do melhor indivíduo (partícula) dentre as

partículas obtidas na população solução será controlada pelo algoritmo e a informação de sua localização [59].

Em cada passo do problema, alterações são feitas na partícula, principalmente na velocidade. A velocidade é controlada pela aceleração da partícula que é um termo aleatório. Depois de realizadas as alterações das velocidades das partículas o vetor que contém a localização de cada partícula é a função de aptidão testa novamente a qualidade das novas soluções.

Após as correções de cada partícula, a que atingiu a melhor solução em uma dada iteração atrai as demais, de sua vizinhança, na sua direção, contudo, a “individualidade” de cada uma é representada pela memória (coordenadas e valor da função objetivo) da melhor solução atingida até aquele momento. *Particle Swarm* tem como característica a semelhança com o algoritmo genético, apresentando como vantagem, a redução de parâmetros a serem ajustados além de maior velocidade em tempo de convergência.

Trabalhos recentes na redução de perdas em SDE utilizando a aplicação de alocação ótima de bancos de capacitores foram propostos por [60] que comparou o *Particle Swarm* com alguns métodos heurísticos e a referência [61] propôs a aplicação do *Particle Swarm* dividindo a função objetivo em duas partes, sendo a primeira para a melhoria do perfil de tensão e a segunda para a redução de perdas de potência ativa no sistema.

2.4.6 Simulated Annealing

Esta técnica conhecida por *Simulated Annealing* (SA) ou “recozimento simulado” teve sua origem na década de 50 mais precisamente em 1953 na qual foi utilizada em um computador para a simulação do processo de recozimento de cristais. Somente na década de 80 foi aplicada na resolução de problemas de otimização combinatória [62-64]. A referência [64] apresenta detalhes de estudos mais aprofundados desta técnica para aplicação em problemas de análise combinatória.

O conceito que explica tal metodologia vem da ideia de se resfriar de forma gradativa um material a partir de uma elevada temperatura conduzindo o material a estados de condição mínima de energia. Caso o resfriamento não seja executado gradativamente o material não

obtem sua perfeição estrutural quando congelado, logo apresentará imperfeições estruturais. As condições de resfriamento não sendo cuidadosa fará com que o material se cristalice com uma energia localmente mínima, originando imperfeições em sua estrutura cristalina.

O recozimento simulado a partir de uma temperatura fixa consiste no deslocamento dos átomos de forma pequena, alterando assim a variação de energia do sistema. A variação de energia sendo nula ou negativa faz com que o deslocamento seja incorporado ao sistema, que então passa a ser utilizado no passo que se segue. Através de probabilidade pode-se tomar a decisão de aceitar ou não o deslocamento.

No que consiste o *Simulated Annealing* como ferramenta de otimização duas ideias são aplicadas a fim de ajustar o conceito do recozimento simulado como técnica na aplicação de sistemas de distribuição:

- A função objetivo é representada pela função de energia do sistema que se deseja otimizar, minimizando ou maximizando, e os átomos do sistema são associados às variáveis do problema em questão;
- A simulação discreta do problema de otimização é feita por uma sequência de temperaturas decrescentes. No final do processo de simulação, o algoritmo pode estacionar em um estado globalmente mínimo de energia.

Como desvantagem da aplicação dessa técnica pode-se destacar, a decisão para quando a temperatura será adaptada e a verificação da verdadeira condição de equilíbrio. A fim de solucionar tais inconvenientes, pode se introduzir parâmetros que fixem o número de iterações máximas usado com uma temperatura específica.

Na alocação ótima de bancos de capacitores, as referências [65], [66] e [67] propuseram o algoritmo por meio do recozimento simulado para alocação de capacitores considerando restrições de carga e restrições operacionais em diferentes níveis de carregamento.

2.4.7 Monkey Search

O método *Monkey Search (MS)* é inspirado no comportamento do macaco subindo em uma árvore na busca de alimento. A inspiração dessa técnica é como um macaco consegue centrar sua busca por seu alimento em uma selva sem nenhuma informação previa.

O trabalho descrito em [16] demonstrou que a utilização do *MS* é competitiva em relação a outros métodos meta-heurísticos. A fim de provar a eficiência do método foram realizados testes para otimizar a função Lennard-Jones e Morse clusters, e para simulação de moléculas de proteínas com base em um modelo geométrico para o dobramento de proteínas. No ano seguinte, a referência [68] utilizou o algoritmo *MS* para resolução de problemas de otimização com variáveis contínuas aplicando aos problemas de benchmark com 30, 1000 ou até 10000 dimensões, mostrando que o *MS* pode encontrar soluções de boa qualidade para grandes dimensões.

A referência [69] aplicou a meta-heurística para resolver Problemas de Cessão Multidimensional (MAP). Já a referência [70] aplicou a técnica *MS* em *Discretizable Molecular Distance Geometry Problem (DMDPG)*.

Em sistema de potência destaca-se a aplicação do *MS* para a alocação de capacitores em sistemas de distribuição de energia elétrica para a redução de perdas considerando-se vários níveis de carga, conforme descrito na referência [17].

Esta técnica será detalhada no capítulo seguinte de forma adaptada para tornar o *MS* mais eficiente para aplicação em alocação de banco de capacitores em sistemas de distribuição de energia elétrica. O desenvolvimento de adaptações desta técnica para aplicação em sistemas elétricos consiste na contribuição deste trabalho de Dissertação.

2.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo apresentou uma descrição sucinta dos principais métodos e técnicas utilizados para alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição de energia elétrica. Pôde ser observado que a escolha de qual técnica de otimização combinatória a ser utilizada depende de uma série de fatores como o tipo de problema a ser resolvido, a complexidade do problema, precisão dos resultados e praticidade na implementação. Para o

problema de alocação de bancos de capacitores a complexidade está relacionada ao tipo de problema, ou seja, trata-se de um problema de PNLIM além da aplicação em diferentes níveis de carga.

Observou-se que obter o ótimo global do problema a ser resolvido é de grande importância, mas exige excessivo esforço computacional. Verificou-se através de vários trabalhos da literatura que os métodos heurísticos diminuem o esforço computacional associando uma resposta que mesmo não sendo garantida como o ótimo global, apresenta uma resposta de boa qualidade. Como forma de incorporar as complexidades impostas aos problemas de SDE as meta-heurísticas se mostraram ferramentas ainda mais poderosas já que combinam vantagens entre os diversos métodos heurísticos.

3 TÉCNICA MONKEY SEARCH MODIFICADA

3.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

A técnica de otimização denominada *Monkey Search* (2007) é inspirada no comportamento de um macaco na busca por alimento em uma selva [16]. Tal busca é feita através de movimentos de subida e descida em árvores que abrigam fontes de alimento. À medida que efetua a busca, o macaco armazena e atualiza em sua memória as melhores rotas encontradas. Esta memória adaptativa é então utilizada para a obtenção de rotas mais promissoras entre as diversas alternativas possíveis.

A técnica *Monkey Search* associa os mecanismos de memória adaptativa e de evolução de rotas a processos de busca por soluções de problemas de otimização combinatória. Esta associação é resumida a seguir:

- (i). A raiz e os “nós” de uma árvore contêm as fontes de alimento que são relacionadas com as possíveis soluções do problema de otimização;
- (ii). Um ramo conecta dois nós consecutivos da árvore;
- (iii). O caminho é formado pelo conjunto de nós desde a raiz até o topo da árvore;
- (iv). A altura da árvore (h) determina a quantidade de nós contidos no caminho;
- (v). A Memória Adaptativa (*MA*) armazena as melhores soluções adquiridas durante a varredura do espaço de soluções, que são utilizadas para conduzir o processo de busca. No problema de otimização, a *MA* também é utilizada para avaliar a convergência.

Iniciada a busca, o macaco começa a percorrer os ramos das árvores a qual é codificada por uma estrutura binária “0” ou “1” [69]. A cada escolha feita, dois novos ramos são criados para que o macaco suba de nível na árvore até que atinja o ponto mais alto da árvore (topo) que é um parâmetro definido no problema. A sequência de ramos escolhida é designada como um caminho a ser percorrido desde a raiz até o topo da árvore. A cada solução viável encontrada, o macaco marca e atualiza os dados em sua memória. Uma ampla

variedade de soluções é apresentada (ótimos locais) e através da evolução e da sua busca em sua memória, chega à solução “ótima global” ou próxima dela, atingindo assim, seu objetivo.

Cada árvore tem, portanto, como estrutura um sistema binário conforme ilustrado na Figura 3.1. Nesta estrutura, a partir de cada nó, uma entre duas opções de solução pode ser escolhida. Cada opção conduz a um novo nó. Para exemplificar, considera-se na Figura 3.1 uma árvore de altura igual a seis ($h = 6$) e que o nó “A” seja a raiz da árvore. A partir da raiz, o processo pode evoluir para o nó “B” através do ramo à direita, ou para o nó “C” através do ramo à esquerda. Uma possível codificação para as decisões tomadas nesta estrutura pode ser: “0” (decisão pelo ramo da direita); “1” (decisão pelo ramo da esquerda).

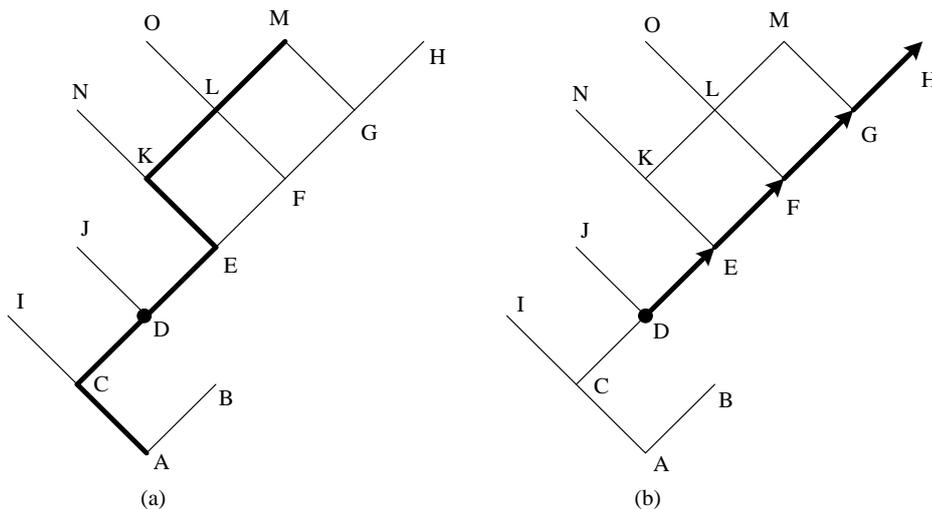


Figura 3.1. Estrutura da árvore: (a) busca aleatória; (b) busca direcionada.

Considerando-se que na busca aleatória da Figura 3.1(a) os trechos reforçados consistem nos ramos visitados, o caminho percorrido (“A-C-D-E-K-L-M”) seria representado através desta codificação binária por: 1(“A-C”)-0(“C-D”)-0(“D-E”)-1(“E-K”)-0(“K-L”)-0(“L-M”).

Da mesma forma que outras técnicas baseadas em heurísticas e comportamentos bio-inspirados, o método *MS* visa determinar soluções de boa qualidade com eficiência computacional.

3.2 DESCRIÇÃO DO PROCESSO DE SUBIDA NA ÁRVORE

A subida de um nó a outro ocorre através do ramo e consiste em obter uma nova solução (nó superior) a partir da solução atual (nó inferior). Isto é realizado através de uma perturbação na solução atual. A perturbação de uma solução resulta em outras duas soluções (nós) sendo que a nova solução escolhida corresponde a melhor entre as duas.

Define-se como perturbação o procedimento executado para modificar a solução contida no nó da árvore. Esta perturbação pode ser traduzida em termos de incremento ou decremento no valor de um elemento que compõe o vetor solução. Portanto, deve-se definir:

- (i). quais elementos devem ser modificados;
- (ii). qual o valor do incremento;
- (iii). qual o valor do decremento e finalmente
- (iv). quantos elementos devem ser alterados.

Vale ressaltar que todos esses valores são definidos aleatoriamente impactando diretamente no processo de busca. Uma alteração de escala acentuada poderá modificar a solução corrente demasiadamente e sua qualidade será bastante impactada, ou seja, o impacto poderá levar a solução corrente a escapar de um ótimo local, conduzindo-o a região do ótimo global ou conduzindo a uma solução de qualidade muito inferior. No caso em que as alterações realizadas na solução corrente são pouco acentuadas a solução dificilmente escapará da região em que está sendo analisada.

3.3 ALGORITMO PROPOSTO - MODIFIED MONKEY SEARCH

O algoritmo *Modified Monkey Search (MMS)* proposto nesta Dissertação é composto por duas etapas básicas. A primeira etapa consiste em gerar um conjunto de soluções iniciais para carregar a Memória Adaptativa (*MA*) com soluções de boa qualidade. A segunda etapa representa o processo de subida nas árvores para busca de melhores soluções até que a *MA* contenha somente soluções de ótima qualidade identificando a convergência do processo. A seguir será descrita cada etapa do algoritmo.

3.3.1 Etapa 1 - Busca pela árvore inicial

No início do processo de otimização, a *MA* encontra-se vazia. Partindo de uma solução inicial qualquer inicia-se o processo de subida na árvore. No caso de alocação de capacitores a solução inicial corresponde ao caso base (nenhum capacitor instalado). Conforme foi definido, a raiz da árvore é associada com uma solução do problema de otimização, mais especificamente ela corresponde ao melhor indivíduo, *ibest*. No início do processo a raiz corresponde ao caso base.

Quando o método *MMS* inicia o processo de busca, não há nenhuma informação sobre os caminhos a serem investigados. No presente trabalho adotou-se para esta etapa a busca exaustiva da raiz até o topo. Ou seja, perturbando uma solução obtêm-se outras duas soluções e assim sucessivamente até o topo. A quantidade máxima de caminhos na exploração de uma árvore (soluções possíveis) é dada pela equação (3.1). Assim, por exemplo, se considerar uma altura da árvore igual a oito ($h = 8$) tem-se 256 possíveis soluções partindo da raiz.

$$c = 2^h \quad (3.1)$$

Em que:

c Número possível de soluções em uma árvore.

h Altura da árvore.

A partir dos resultados obtidos desta busca exaustiva, o mecanismo de memória adaptativa passa a armazenar um conjunto de soluções que servirão como referências para as próximas árvores. No presente trabalho, a *MA* armazena sempre os dez melhores nós (soluções) em ordem decrescente de tal forma que o “*ibest*” (Raiz) seja o primeiro da lista. A Figura 3.2 retrata a condição de exploração da árvore inicial em que todos os caminhos inicialmente inexplorados (Figura 3.2 (a)) são percorridos durante o processo de busca resultando na exploração “completa” da árvore (Figura 3.2 (b)).

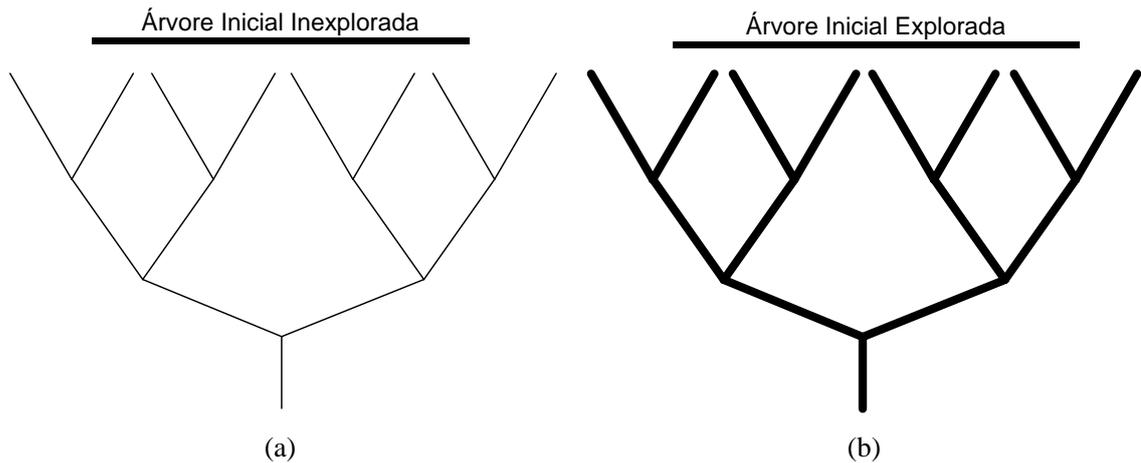


Figura 3.2. Etapa 1: Exploração da Árvore Inicial.

3.3.2 Etapa 2 - Busca pelas árvores subsequentes

As árvores subsequentes investigadas no processo de busca do *MMS* são obtidas a partir de perturbações na melhor solução encontrada, ou seja, uma árvore sempre inicia a partir do “*ibest*” da *MA*. No entanto, neste caso não ocorre busca exaustiva. Em outras palavras, somente o melhor nó entre os dois gerados a cada perturbação será visitado. Desta forma o topo da árvore é atingido com h perturbações a partir da raiz.

A Figura 3.3 retrata a condição de exploração da árvore subsequente em que alguns dos caminhos inicialmente inexplorados (Figura 3.3 (a)) são percorridos durante o processo de busca resultando na exploração “parcial” da árvore (Figura 3.3 (b)).

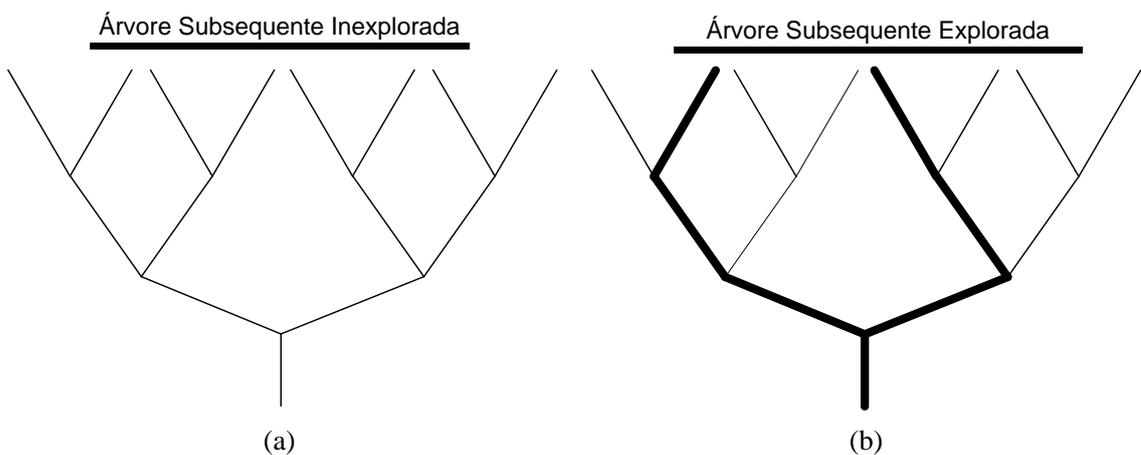


Figura 3.3. Etapa 2: Busca pelas árvores subsequentes

3.3.3 Fluxograma do *MMS*

A Figura 3.4 apresenta o fluxograma do algoritmo proposto, *MMS*, onde pode ser observado que o algoritmo é composto por nove passos. A seguir apresenta-se uma descrição detalhada do fluxograma.

Passo 1: Entrada de Dados. Neste passo são obtidos os dados do sistema a ser analisado bem como é definido os parâmetros do método *MMS*, tais como a altura das árvores (h), o tamanho da *MA* e o número máximo de árvores as serem visitadas i_{a_max} .

Passo 2: Subir na árvore inicial. Este passo consiste em explorar a árvore inicial a partir de sua raiz. Esta raiz corresponde a uma solução qualquer. Conhecendo-se a raiz determina-se o correspondente *fitness*. A partir daí a solução é sucessivamente perturbada até atingir o topo da árvore com a avaliação de todos os caminhos (soluções).

Passo 3: Iniciar *MA*. As n melhores soluções, em que “ n ” representa o tamanho de *MA*, de acordo com o *fitness* são armazenadas ordenadamente na *MA* em ordem decrescente de qualidade. Neste caso o *ibest* é claramente identificado como o primeiro elemento da *MA*.

Passo 4: Perturbar *ibest*. Início da exploração (subida) da árvore subsequente A_i . Esta etapa sempre é executada a partir do *ibest* na tentativa de encontrar uma solução ainda melhor. A evolução de um nó da árvore para outro de nível superior é realizada através do mecanismo de perturbação de soluções descrito anteriormente.

Passo 5: Escolher nova solução. Conforme também já foi descrito, o nó superior escolhido é o que apresenta melhor *fitness* entre os dois nós gerados com a perturbação.

Passo 6: Avaliar nova solução. Duas opções podem ocorrer: (i) se a nova solução apresenta melhor *fitness* do que o *ibest*, esta solução passa a ser o *ibest* e nova árvore deve ser analisada, retornando o processo para o Passo 4; (ii) se a nova solução não é melhor do que o *ibest*, deve-se atualizar a *MA* caso esta solução seja melhor do que alguma solução da *MA*. Destaca-se que a pior solução da *MA* é abandonada para dar lugar a uma solução melhor. Neste caso o algoritmo segue para o Passo 7.

Passo 7: Teste de Convergência. A convergência global do algoritmo *MS* é alcançada quando todas as soluções da memória adaptativa estão suficientemente próximas entre si. Se isto não for alcançado, o algoritmo termina quando todas as árvores forem visitadas (i_{a_max}). O grau desta proximidade para a convergência é dado por uma tolerância, cujo valor é importante para o desempenho do algoritmo. Um valor muito elevado implica em menor tempo computacional, mas pode conduzir à convergência prematura do algoritmo em uma solução sub-ótima, enquanto que valores muito reduzidos resultam em tempos de processamento elevados, comprometendo a eficiência do método. Se a convergência não foi obtida, o algoritmo deve continuar no Passo 8 para verificar se atingiu o topo da árvore.

Passo 8: Verificar Topo. Este passo consiste em verificar se o topo foi atingido. Caso o topo seja atingido, significa que não foi encontrada nenhuma solução melhor que o *ibest*. Assim sendo o algoritmo deve retornar ao Passo 4 para realizar uma nova perturbação a partir da raiz (*ibest*). Este procedimento é chamado de descida da árvore. Por outro lado, se o topo ainda não foi atingido, deve-se continuar subindo na árvore. Então o algoritmo segue para o Passo 9.

Passo 9: Perturbar solução. Conforme já descrito, duas novas soluções são obtidas através da perturbação da solução atual. A partir daí o algoritmo volta para o Passo 5.

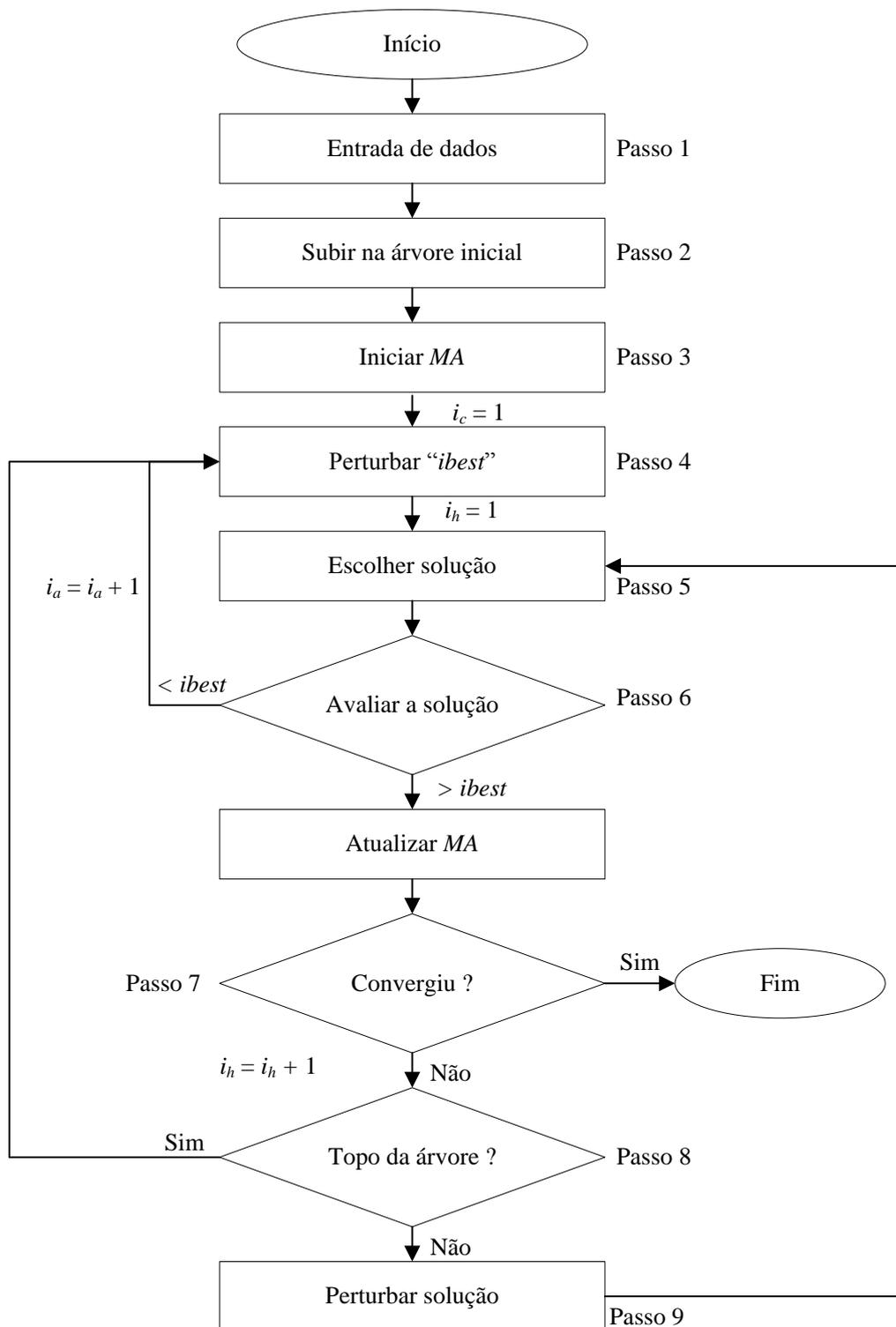


Figura 3.4. Fluxograma do algoritmo *MMS* proposto.

3.4 DIFERENÇAS ENTRE OS ALGORITMOS *MONKEY SEARCH*

As principais diferenças entre o método básico (*MS*) e o método modificado (*MMS*) são necessárias para melhorar o desempenho do algoritmo para aplicação exclusiva em alocação de capacitores em sistemas de distribuição. As diferenças entre o *MS* e *MMS* são descritas abaixo:

- (i). A primeira diferença consiste na subida das árvores subsequentes. Enquanto o *MMS* proposto avalia somente a melhor solução da *MA* (*ibest*), o *MS* original avalia qualquer uma das soluções pertencentes ao conjunto da *MA*;
- (ii). O algoritmo *MS* original tem um tratamento igual para todas as árvores, sendo assim, árvore inicial = subsequente, e sua exploração consiste em uma busca exaustiva por todas as árvores, já o *MMS* proposto tem um tratamento diferenciado em relação as árvores, assim árvore inicial \neq subsequente, logo somente a árvore inicial consiste em busca exaustiva e as árvores subsequentes atentam para o critério de convergência da árvore;
- (iii). O *MS* original define caminho como um conjunto de ramos explorados não necessariamente definidos pela sequência raiz-topo, mas também de um nível qualquer da árvore (\neq da raiz) até outro nível acima (\neq do topo). O *MMS* proposto define caminho com uma sequência de ramos explorados a partir da raiz até o topo (raiz-topo) ou até qualquer nível onde obtenha a convergência da árvore.
- (iv). Por fim, o aspecto mais importante é o processo de intensificação da solução corrente. O *MMS* proposto após uma série de execuções cria um “*rank*” possibilitando uma redução do espaço de busca (estagnação do processo de busca) melhorando assim a qualidade da solução e tempo computacional. No *MS* original tal procedimento não existe.

3.5 MODELAGEM DO PROBLEMA DE ALOCAÇÃO DE CAPACITORES VIA *MMS*

O Apêndice A apresenta a formulação do problema de alocação ótima de bancos de capacitores considerando três níveis de carga, leve, média e pesada. Os principais aspectos como definição de parâmetros, critérios de convergência e mecanismos de perturbação das soluções do algoritmo *MMS* proposto são abordados nesta seção.

3.5.1 Parâmetros da Árvore

Para o problema de alocação de bancos de capacitores, a solução inicial não é aleatória e corresponde ao caso base, ou seja, ao sistema sem alocação de bancos de capacitores. Esta solução é definida como a raiz da árvore inicial.

O parâmetro altura (h) da árvore é de grande importância já que determina a quantidade de nós a serem investigados e, conseqüentemente, o número de soluções obtidas. A determinação deste parâmetro deve considerar os seguintes aspectos:

- (i). valor de h elevado – Quanto maior a altura da árvore, maior é a quantidade de caminhos e maior é o número de soluções candidatas. À medida que o parâmetro h aumenta, aumenta a chance de se obter uma solução de boa qualidade. No entanto, este aumento requer maiores tempos de processamento computacional.
- (ii). valor de h baixo – Um valor de h baixo implica em menores tempos computacionais para a convergência do *MMS*, mas pode limitar muito o espaço de busca, comprometendo a qualidade das soluções.

Dos aspectos anteriores, verifica-se a necessidade de um compromisso entre qualidade das soluções e requisitos computacionais, através da escolha de um valor de h que seja adequado para cada problema específico.

3.5.2 Mecanismo de Perturbação da Solução

Define-se como perturbação o procedimento executado para gerar duas novas soluções. No problema de alocação de bancos de capacitores em SDE, essa perturbação pode ser traduzida em termos de incremento ou decremento do número de bancos de capacitores em uma barra candidata escolhidos de forma aleatória. O número de incrementos ou decrementos também é aleatório, sendo limitado de um a três incrementos ou decrementos. A fim de exemplificar este mecanismo de perturbação, considera-se um sistema com 10 barras em que a solução apresentada na Tabela 3.1 deve ser perturbada.

Tabela 3.1. Alocação de Capacitores definida por uma possível solução.

No. Barra	1	2	6	8	10
No. Bancos	1	1	2	3	1

De acordo com a Tabela 3.1, a solução estabelece 1 banco de capacitores nas barras 1, 2 e 10, dois bancos na barra 6 e três bancos na barra 8. Aplicando a perturbação, considera-se que o número de incrementos seja igual a 1 e que o número de decrementos seja igual a 2, ambos escolhidos de forma aleatória. Considera-se ainda que as barras escolhidas aleatoriamente seja a barra 2 para o incremento do número de bancos e as barras 6 e 8 para os decrementos. Após esta perturbação, tem-se uma nova solução conforme mostra a Tabela 3.2.

Tabela 3.2. Nova Solução para Alocação de Banco de Capacitores.

No. Barra	1	2	6	8	10
No. Bancos	1	2	1	2	1

O mecanismo de perturbação deve atender à restrição do número máximo de bancos por barra (Nbc). Portanto, caso uma barra que já tenha Nbc bancos de capacitores alocados seja selecionada para incremento, outra barra deverá ser selecionada até que a restrição do número máximo de bancos seja atendida. Raciocínio análogo vale para o caso em que uma barra sem alocação de capacitores seja selecionada para decremento do número de bancos. Também neste caso, outra barra deverá ser selecionada até que a restrição do número mínimo de bancos (zero) seja atendida.

3.5.3 Memória Adaptativa

A Memória Adaptativa (MA) do algoritmo *MMS* proposto consiste em uma lista contendo as dez melhores soluções encontradas. Essa memória é formada durante a busca na árvore inicial e é atualizada durante as buscas nas árvores subsequentes.

Para explicar a formação e atualização da memória adaptativa, considera-se que, após a busca na árvore inicial, essa memória, *MA* da equação (3.2), seja constituída pelas soluções de MA_1 a MA_{10} , dispostas em ordem decrescente de qualidade.

$$MA = [MA_1, MA_2, MA_3, MA_4, MA_5, MA_6, MA_7, MA_8, MA_9, MA_{10}] \quad (3.2)$$

Em que:

MA Memória adaptativa;

MA_n Solução armazenada na posição *n* durante a exploração da Árvore.

O vetor da equação (3.2) é obtido através de busca exaustiva na árvore inicial (A_1). A melhor solução deste vetor, cujo valor é MA_1 , será definida como a raiz da primeira árvore subsequente (A_2). Esta solução será perturbada até que o critério de convergência da árvore subsequente seja alcançado. O processo de atualização da memória é executado toda vez que se encontra uma solução melhor que alguma pertencente ao conjunto $[MA_1 : MA_{10}]$. Daí, a nova solução encontrada é inserida neste conjunto, na posição definida de acordo com sua qualidade, e os valores subsequentes são deslocados para a direita. O valor da última posição, MA_{10} , é descartado e substituído pelo valor armazenado em MA_9 antes do deslocamento. Verifica-se que neste mecanismo de atualização da memória o tamanho do vetor *MA* continua o mesmo, com dez posições.

Para exemplificar, considera-se que durante o processo de busca na árvore A_2 , duas soluções, MA_x e MA_y , sejam melhores que as soluções MA_3 e MA_6 da memória inicial da equação (3.3), respectivamente. Neste caso, a nova configuração da memória adaptativa, atualizada após a busca na árvore A_2 , é mostrada na equação (3.2).

$$MA = [MA_1, MA_2, \boxed{MA_x}, MA_3, MA_4, \boxed{MA_y}, MA_5, MA_6, MA_7, MA_8] \quad (3.3)$$

Observa-se que a atualização da memória não se restringe apenas às soluções melhores que MA_l (*ibest*). No exemplo descrito, MA_x e MA_y não são melhores que MA_l , mas são melhores que MA_3 e MA_6 da memória formada na árvore A_l . Esta estratégia de atualização permite uma convergência mais rápida do algoritmo e, conseqüentemente, aumenta a eficiência computacional do método.

Para o caso de alocação de capacitores a MA é ordenada pelo menor custo total (custo das perdas + custo de investimento em capacitores).

3.5.4 Processo de Intensificação da Solução

Durante o processo de busca do algoritmo *MMS* proposto, o conjunto de ramos que resultou em um caminho com a melhor solução é marcado. Outros ramos são explorados e, após uma determinada quantidade de ramos explorados (soluções analisadas), caso não encontre uma solução superior à melhor armazenada, há uma estagnação para o conjunto de ramos explorados da melhor solução. Considerando, por exemplo, o caso em estudo referente à alocação de capacitores, inicialmente a quantidade de bancos explorados para o sistema é limitada a um horizonte de possibilidades bastante considerável. Após uma série de execuções do algoritmo *MMS*, é analisada uma seleção da quantidade de capacitores referentes a cada solução analisada. As soluções que foram candidatas à memória adaptativa, conforme equação (3.3) passa a pontuar criando um “*rank*” referente à quantidade de capacitores. Assim, é possível estagnar o número de bancos alocados antes da convergência do processo, ou seja, enquanto as barras são alteradas o número total de capacitores alocados permanece o mesmo.

De forma a exemplificar tal procedimento, considere um sistema de 10 barras com um horizonte de busca de 1 a 10 capacitores. Após 300 iterações do algoritmo *MMS*, ou seja, 300 novas soluções, um “*rank*” é criado a partir da MA e a seguinte disposição é encontrada conforme a Tabela 3.3.

Tabela 3.3. Análise da quantidade de capacitores por solução (“*rank*”).

Quantidade de Capacitores	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Pontuação	0	0	10	25	100	45	15	5	0	0

Analisando o “*rank*” o sistema em estudo se comporta melhor em soluções que atentem ao uso de 5 capacitores. O *MMS* passa a perturbar a solução trocando apenas as barras mantendo a disposição de 5 bancos alocados, reduzindo assim o espaço de busca.

O valor da quantidade de pontos que limitará a pontuação máxima para que o algoritmo *MMS* analise qual é a melhor disposição de capacitores a ser alocado foi definido após uma série de execuções do algoritmo *MMS*. Uma pontuação “baixa” induz a uma busca reduzida, ou seja, com baixo tempo de processamento, mas possibilitando assim um horizonte definido longe do ótimo global. Enquanto uma pontuação “alta” induz uma busca longa, consequentemente alto tempo computacional, mas possibilitando a busca a uma solução de melhor qualidade e, possivelmente, encontrar, o ótimo global. Assim definiu-se um valor que equilibre tempo computacional e qualidade da solução.

3.5.5 Convergência

No *MMS*, o critério de convergência para a árvore inicial difere do critério para as árvores subsequentes, conforme descrito a seguir.

- (i). Critério para a árvore inicial: A convergência da árvore inicial é alcançada quando todos os caminhos desta árvore são percorridos (busca exaustiva por caminhos).
- (ii). Critérios para as árvores subsequentes: A convergência de uma árvore subsequente é alcançada quando pelo menos uma das condições a seguir é atendida:
 - Quando a solução obtida através de uma perturbação for melhor que a solução raiz da árvore (*ibest*). No problema de alocação ótima de capacitores em SDE, esta condição é atendida quando $FOB(ibest(n-1)) < FOB(ibest(n))$;
 - Quando todos os caminhos da árvore subsequente forem percorridos.

Além dos critérios de convergência de uma árvore, que permitem a transição para outra árvore, existe o critério de convergência global do algoritmo *MMS*. No algoritmo *MMS*,

a convergência global é alcançada quando a diferença entre as funções objetivo das soluções da última e da primeira posição da memória adaptativa é menor ou igual a uma tolerância ε . Ou seja, esta convergência é verificada por meio da equação (3.4) para uma dada árvore A_i .

$$FOB(MA_{10}) - FOB(MA_1) \leq \varepsilon \quad (3.4)$$

Em que:

$FOB(MA_{10})$ Solução da memória adaptativa na posição final para uma árvore A_i .

$FOB(MA_1)$ Solução da memória adaptativa na posição inicial para uma árvore A_i .

E Valor da Tolerância

Se tal procedimento não for alcançado, a convergência global é alcançada quando atingir o número máximo (i_{a_max}) de árvores.

3.6 EXEMPLO TUTORIAL

Para descrever o algoritmo proposto no presente trabalho, o sistema de 14 barras [25] ilustrado na Figura 3.5, será utilizado como tutorial de aplicação. Esse sistema comporta uma SE, 13 barras de carga, 13 trechos de rede, 3 alimentadores e tensão de 23 kV.

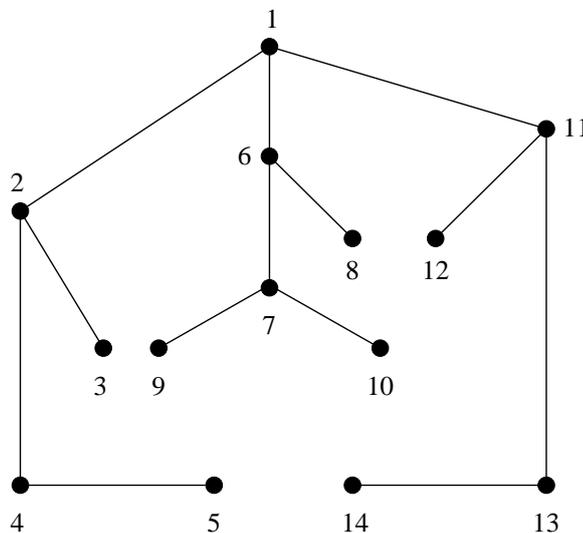


Figura 3.5. Sistema 14 barras.

Para este estudo foi considerado a instalação de no máximo de 3 capacitores por barramento e considerando um horizonte de planejamento de 1 ano além do 3 níveis de carga leve, médio e pesado.

Os seguintes parâmetros associados ao problema de otimização formulado no Apêndice A e ao método *MMS* foram:

- $cb = 4$ US\$/kVAr;
- $Qb_{mi} = 200$ kVAr;
- $ce_u = 0,06$ US\$/kWh para os três níveis de carga (leve, média e pesada);
- $Tu = 1000$ (leve), 6760 (médio), e 1000 (pesado) horas;
- Multiplicadores de carga = 0,5 (leve), 1,0 (média) e 2,45 pu (pesada);
- $Nbc = 3$;
- Limite de capacitores para o sistema = 15;
- $h = 8$, resultando em $c = 256$.
- Critério de convergência global, $\varepsilon = 0$;
- Tamanho da Memória Adaptativa, $MA = 10$;
- Número máximo de árvores, $i_{a_max} = 20$;
- Pontuação do “rank” = 100;

A Tabela 3.4 apresenta os resultados para o caso base obtidos através da simulação do fluxo de potência convencional.

Tabela 3.4. Caso-Tutorial: Perdas sem Alocação de Capacitores.

Nível de Carga	Perdas (kWh)	Custo das Perdas (US\$)
Leve	135,22	8.133,68
Médio	555,39	225.265,70
Pesado	3.615,43	217.585,53
Total	4.317,04	450.964,91

A partir do caso base inicia-se a subida da árvore inicial. Tal procedimento é executado até atingir todos os caminhos (256) uma vez que o critério de convergência da árvore inicial é por meio de uma busca completa.

Com os resultados da árvore inicial, tem-se os dez melhores nós para comporem a Memória Adaptativa (MA). A Tabela 3.5 apresenta os custos totais de operação e investimento calculados para as dez melhores soluções.

Tabela 3.5. Caso-Tutorial: Soluções da Memória Adaptativa Inicial.

Posição	Custo Total (US\$)
MA_1	371.825,19
MA_2	371.991,96
MA_3	372.248,48
MA_4	372.155,62
MA_5	372.548,33
MA_6	372.895,69
MA_7	372.928,78
MA_8	372.989,64
MA_9	373.170,46
MA_{10}	373.373,12

O próximo passo para o algoritmo é explorar as árvores subsequentes a fim de melhorar a *MA*. A Tabela 3.6 apresenta a quantidade de soluções exploradas e o valor do custo associado a cada *ibest* encontrado em cada árvore na primeira simulação do algoritmo *MMS* proposto.

Na Tabela 3.6 têm-se duas análises:

- A primeira corresponde a *Árvore Inicial* em que todos os caminhos são explorados (256) através de uma busca exaustiva.
- A partir da árvore “*A₂*” (*Árvore Subsequente*), nem todos os caminhos são explorados evitando-se assim uma nova busca exaustiva. Basta lembrar que a mudança de uma a árvore para outra é realizada toda vez que se encontra uma solução superior ao *ibest*.

Tabela 3.6. Caso-Tutorial: Número de perturbações e evolução da solução por árvore.

Árvore Inicial		
<i>Caso Base</i> → <i>ibest</i>	Perturbações	Árvore (<i>A_i</i>)
450.964,91 → 371.825,19	256	1
Árvore Subsequente(s)		
<i>ibest</i> (<i>n-1</i>) → <i>ibest</i> (<i>n</i>)	Perturbações	Árvore (<i>A_i</i>)
371.825,19 → 370.869,59	2	2
370.869,59 → 367.472,06	14	3
367.472,06 → 366.370,03	16	4
366.370,03 → 364.543,15	35	5
364.543,15 → 362.261,12	96	6
362.261,12 → 361.017,74	158	7
361.017,74 → 357.948,47	254	8

A Figura 3.6 representa a convergência do algoritmo. Considerando a Árvore Inicial, o custo associado US\$ 450.964,91 corresponde a solução do Caso Base, ou seja, sem alocação de capacitores, e o custo US\$ 371.825,19 (*ibest*), corresponde a melhor solução obtida na busca a partir da Árvore Inicial.

Considerando a Árvore Subsequente, “2”, o valor “raiz” de sua árvore é a melhor solução obtida na árvore anterior (“1” – Árvore Inicial), ou seja, US\$ 371.825,19 (*ibest*(n-1)). De acordo com a Tabela 3.6, esse valor sofreu duas perturbações para obter uma solução superior à solução posicionada na raiz.

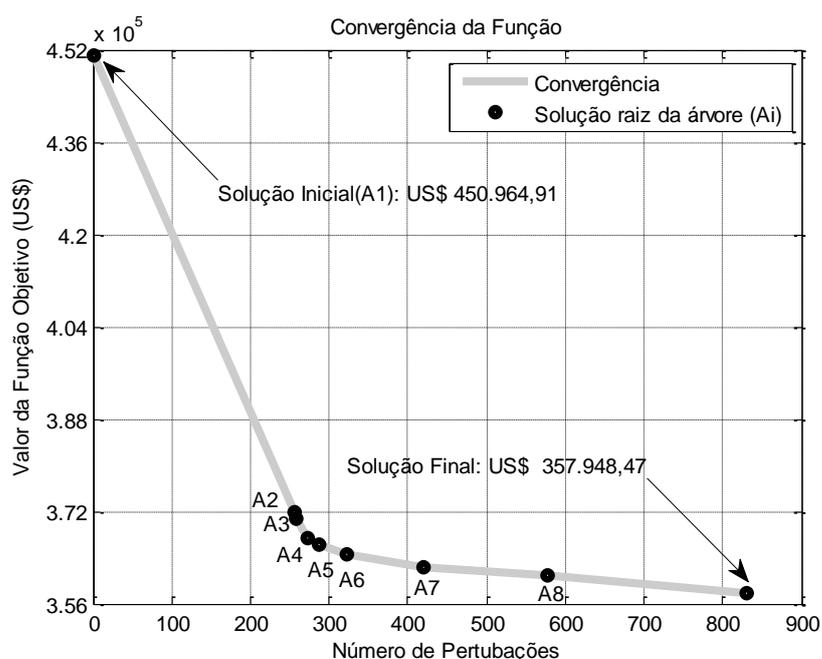


Figura 3.6. Caso-Tutorial: Convergência do Algoritmo *MMS* Proposto.

Tal procedimento é executado até que a convergência do algoritmo seja obtida. Observe na Tabela 3.6 e na Figura 3.6, à medida que há mudança para uma árvore posterior é necessário um maior número de perturbações a fim de se obter uma solução melhor que o *ibest* posicionado na raiz da árvore.

A fim de demonstrar a eficácia do algoritmo para o exemplo tutorial, foram executados um total de 100 simulações do algoritmo *MMS* proposto. A Tabela 3.7 apresenta a quantidade média de árvores exploradas e o tempo de processamento médio para as 100 execuções do algoritmo *MMS*.

Tabela 3.7. Caso-Tutorial: Tempo de Processamento e Quantidade de Árvores Exploradas.

Tempo de Processamento (seg.)	1,27
Quantidade de Árvores Exploradas	9,56

A Figura 3.7 apresenta a disposição das soluções obtidas após 100 execuções do algoritmo *MMS* proposto. A melhor solução obtida para o problema de alocação de bancos de capacitores após as 100 execuções do *MMS* é apresentada na Tabela 3.8, enquanto que a Tabela 3.9 mostra as reduções percentual e absoluta do custo total obtido pelo *MMS* em relação ao sistema sem alocação de capacitores.

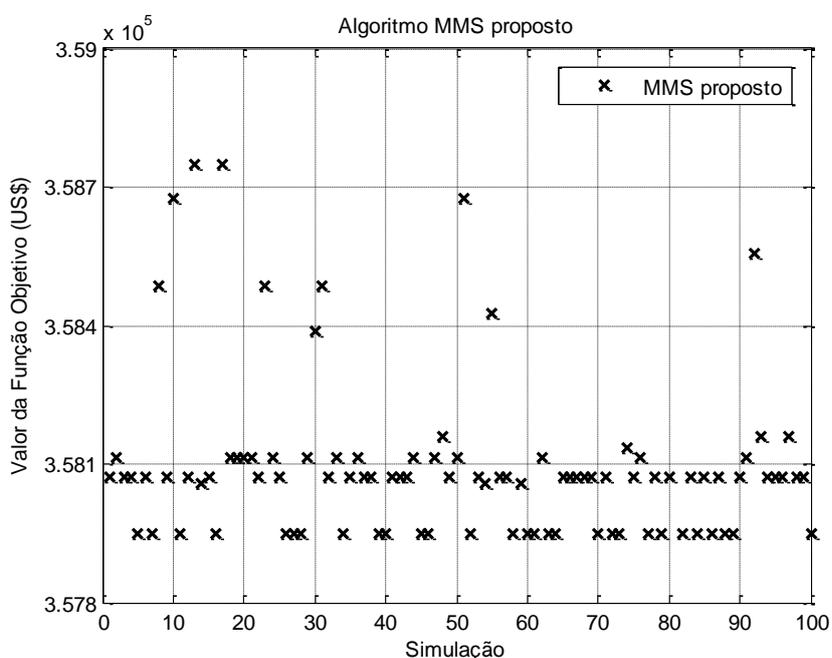


Figura 3.7. Caso-Tutorial: Execuções do algoritmo *MMS* proposto.

Tabela 3.8. Caso-Tutorial: Alocação Ótima de Banco de Capacitores.

Barras	2	3	5	6	7	8	10	11	14
Nº Capacitores	1	1	1	1	2	1	1	1	1

Tabela 3.9. Caso-Tutorial: Redução do Custo Total em Relação ao Caso Base.

Redução (%)	20,63
Redução (US\$)	93.016,43

A Tabela 3.10 apresenta as perdas de energia e os custos associados, para cada nível de carga. O custo de alocação de capacitores associado à solução ótima encontrada pelo *MMS* US\$ 8.000,00, totalizando um custo de investimento (capacitores) e operação (perdas) de US\$ 357.948,65.

Tabela 3.10. Caso-Tutorial: Perdas com Alocação de Capacitores.

Nível de Carga	Perdas (kWh)	Custo das Perdas (US\$)
Leve	156,17	9.370,41
Média	410,86	166.646,04
Pesada	2.898,87	173.932,20
Total	3.465,90	349.948,65

Por fim, o processo de intensificação descrito na seção 3.5.4., é apresentado na Tabela 3.11. e na Figura 3.8. Observe que após 310 execuções do algoritmo *MMS* é possível verificar que a quantidade de soluções com 10 capacitores apareceram mais de 100 vezes na *MA*, ou seja, atingiu o “*rank*” de 100. Consequentemente o algoritmo proposto *MMS* passará a perturbar a solução *ibest* mantendo sempre fixo a quantidade de 10 capacitores até que a convergência do algoritmo *MMS* seja alcançada.

Conforme observado na Figura 3.8 o algoritmo *MMS* executou mais 265 soluções até obter a convergência global, fixando as soluções com a quantidade de 10 capacitores. Tal fato contribui bastante com processamento computacional uma vez que o espaço de busca é reduzido.

Tabela 3.11. Caso-Tutorial: Análise de quantidade de capacitores por solução (“rank”).

Qtd. de Capacitores	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	Total
Pontuação	0	0	0	0	2	14	40	60	52	100	32	10	0	0	0	310

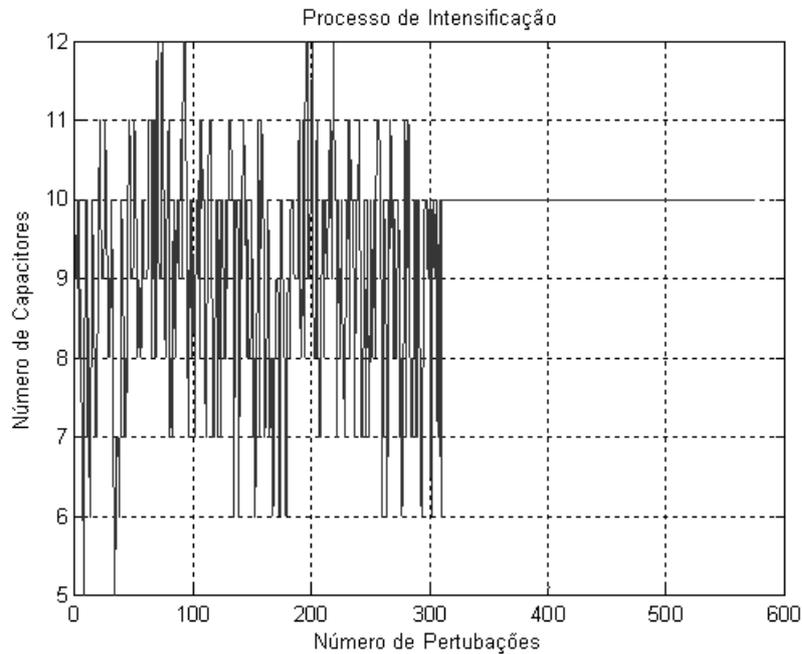


Figura 3.8. Caso-Tutorial: Processo de Intensificação da Solução Corrente.

3.7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo apresentou de forma detalhado a metodologia Modificada do Monkey Search (*MMS*) proposta neste trabalho para alocação de bancos de capacitores. Este método foi obtido através de modificações no método baseado no comportamento de um macaco subindo em árvores na busca de alimento. Estas modificações permitem que o *MMS* proposto encontre com maior rapidez a árvore contendo a solução ótima.

Foram apresentadas as modificações no *MS* necessárias para obtenção do *MMS* mais adequado para aplicação em alocação de capacitores. As modificações proporcionaram uma maior facilidade em termos de implementação e entendimento. Para esclarecer as

modificações realizadas no *MS*, foi apresentado um exemplo tutorial para o problema de alocação de bancos de capacitores.

As modificações que permitiram alcançar um novo algoritmo modificado permite a aplicação em sistemas de distribuição de maior porte conforme será apresentado no capítulo 5 correspondente aos estudos de caso.

4 ESTUDOS DE CASOS

4.1 CONSIDERAÇÃO INICIAIS

Para avaliar o algoritmo *MMS* proposto, estudos de casos foram realizados utilizando os seguintes sistemas:

- (i). Caso-1, sistema de 33 barras [26];
- (ii). Caso-2, sistema de 69 barras [22];
- (iii). Caso-3, sistema de 69 barras [71];
- (iv). Caso-4, sistema de 476 barras [72].

Os parâmetros do problema de alocação ótima de bancos de capacitores para estes estudos são:

- $cb = 4$ US\$/kVAr (custo do banco de capacitores);
- $Qb_{mi} = 200$ kVAr (Potência de cada unidade do banco de capacitores);
- $Nbc = 3$ (Número máximo de unidades por banco de capacitores);
- Limite de bancos de capacitores igual a 15 para os sistemas analisados nos seguintes casos: Caso-1, Caso-2 e Caso-3. Para o Caso-4 foi adotado o limite de 20 bancos de capacitores;
- $Tu = 3650, 4015, 1095$ horas (Caso-1) e $1000, 6760$ e 1000 horas (Caso-3 e Caso-4), para os níveis de carga leve, média e pesada, respectivamente¹;
- Fatores multiplicativos da carga: 0,5 pu para a carga leve; 1,0 pu para a carga média e 1,6 pu para a carga pesada² do Caso-1 e 2,45 pu para a carga pesada dos casos 3 e 4.

¹ Caso-2: Considera somente $Tu = 6760$ horas, por se tratar somente do nível médio de carga;

² Caso-2: Considera como fator multiplicativo apenas 1,0 pu para o nível médio de carga.

- Critério de convergência global (ϵ), equação (3.4), é igual a US\$ 0,00 para os sistemas analisados nos seguintes casos: Caso-1, Caso-2 e Caso-3. Para o Caso-4 foi adotado o critério de convergência global de US\$ 100,00.
- O parâmetro altura do algoritmo *MMS* proposto será utilizado para o Caso-1 é dado por ($h_1 = 6$, $h_2 = 8$ e $h_3 = 10$) resultando em um número total de caminhos (c) em cada árvore (A_i) igual a $c_1 = 32$, $c_2 = 256$ e $c_3 = 1024$, conforme equação (3.1). Tal feito será realizado para demonstrar o impacto deste parâmetro no conjunto de soluções iniciais. Para os estudos de Caso-2, 3 e 4 o parâmetro altura é dado por $h = 8$.
- Tamanho da Memória Adaptativa, $MA = 10$, conforme disposição da equação (3.2) ;
- Número máximo de árvores para a convergência da árvore, $i_{a_max} = 20$;
- Pontuação do “*rank*”, igual a 100 conforme abordado na seção 3.5.4;

Os resultados obtidos através da metodologia proposta *MMS* serão comparados com métodos encontrados na literatura, [14], [28] e [52] além dos algoritmos implementados no presente trabalho, *MS Original*, Algoritmo Genético e *Simulated Annealing*. Para viabilizar a comparação dos resultados foram utilizadas as mesmas barras candidatas à alocação de capacitores propostas na literatura conforme descrito nas Tabelas do Apêndice C.

Vale ressaltar que os algoritmos implementados, *MMS*, *MS Original*, Algoritmo Genético e *Simulated Annealing* partiram do mesmo conjunto de soluções iniciais.

4.1.1 Parâmetros Utilizados para o Algoritmo Genético

Os parâmetros utilizados para a implementação do Algoritmo Genético foram os mesmos utilizados nas referências [14] e [28], sendo [14] para os estudos de Caso-1 e 2 e [28] para os estudos de Caso-3 e 4.

- (i). Taxa de cruzamento de 90% (Caso-1 e 2) e 95% (Caso-3 e 4);
- (ii). Taxa de mutação de 2% para todos os casos;
- (iii). População de 200 indivíduos (Caso-1 e 2) e 300 indivíduos (Caso-3 e 4);

- (iv). 100 gerações para todos os casos;
- (v). Critério de convergência baseado no número máximo de gerações;
- (vi). Elitismo;
- (vii). Codificação binária dos indivíduos (Caso-1 e 2) e codificação decimal dos indivíduos (Caso-3 e 4);
- (viii). Geração aleatória da população inicial conforme *MMS*;
- (ix). Seleção via roleta;
- (x). Cruzamento em dois pontos de corte.

4.1.2 Parâmetros Utilizados para *Simulated Annealing*

Os parâmetros utilizados, para implementação e para todos os estudos de casos abordados, foram escolhidos segundo a referência [73] no estudo que envolve reconfiguração e alocação de capacitores em sistemas de distribuição.

- (i). Constante de Boltzman, $K_B = 1$;
- (ii). Temperatura Inicial, $T_0 = 30$;
- (iii). Máximo de Iterações, $k_{max} = 300$;
- (iv). Taxa de resfriamento, $\alpha = 0,95$.
- (v). Geração aleatória da população inicial conforme *MMS*;

4.1.3 Aspectos Computacionais

Todas as simulações foram realizadas utilizando-se um processador Intel Core I7 - 2600, 4 GHz RAM, frequência de 3,40 GHz. A plataforma “MATLAB” foi utilizada nas para implementações e simulações dos casos estudados.

4.2 CASO-1: SISTEMA 33 BARRAS

O sistema de 33 barras [26], tem tensão nominal de 12,66 kV e potência de base igual a 100 MVA, sendo a barra de geração a de número 33. A configuração do sistema é mostrada na Figura 4.1. Para esse estudo de caso foi considerado um horizonte de planejamento de 1 ano, com um total de 8760 horas (3650 + 4015 + 1095 horas, leve, médio e pesado, respectivamente). O custo unitário é de $ce_u = 0,06$ US\$/kWh para a perda de energia para os 3 níveis de carga do sistema.

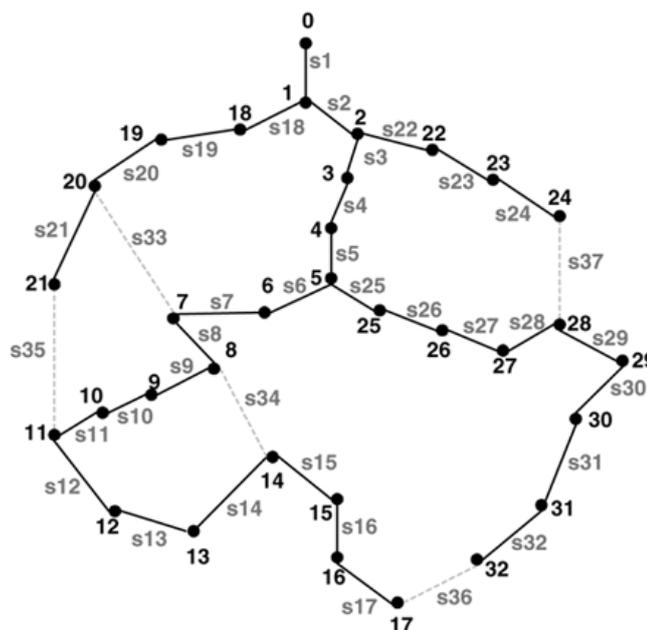


Figura 4.1. Sistema de 33 barras.

A Tabela 4.1 apresenta as perdas e os custos para o caso base, ou seja, sem alocação de capacitores para o sistema de 33 barras considerando um horizonte de planejamento anual de 8760 horas, nos 3 níveis de carregamento.

Tabela 4.1. Caso-1: Resultados Para o Caso Base.

Nível de Carga	Perda (kWh)	Custo de Perda (US\$)
Leve	47,07	10.308,50
Média	202,68	48.824,92
Pesada	575,36	37.801,26
Total	825,11	96.934,68

Para esse estudo de caso será verificado como o parâmetro altura (h) afeta a qualidade e o tempo de processamento da solução final. Serão utilizados três valores para a altura: $h_1 = 6$, $h_2 = 8$ e $h_3 = 10$, resultando em um total de 32, 256 e 1024 caminhos possíveis a serem investigados, respectivamente. A Tabela 4.2 apresenta o tempo computacional e a MA obtida após a execução do MMS proposto para a variação do parâmetro h .

Tabela 4.2. Caso-1: Verificação do parâmetro h em relação a MA da árvore inicial.

Posição	$h_1 = 6$	$h_2 = 8$	$h_3 = 10$
MA_1 (<i>ibest</i>)	75.475,53	74.310,10	74.043,70
MA_2	76.205,91	74.704,26	74.578,65
MA_3	77.074,64	75.589,23	74.751,41
MA_4	77.563,35	75.620,44	75.223,96
MA_5	77.692,98	76.146,17	75.329,39
MA_6	77.865,45	76.216,43	75.334,98
MA_7	77.967,57	76.275,06	75.565,50
MA_8	77.974,59	76.287,58	75.655,38
MA_9	79.032,00	76.736,10	75.668,34
MA_{10}	79.158,03	76.839,71	75.695,49
$MA_{10} - MA_1$	3.682,49	2.529,61	1.651,79
Tempo (segundos)	0,41	1,44	5,67

Observa-se que através dos resultados obtidos na Tabela 4.2 justifica como o parâmetro h afeta a solução e o tempo computacional conforme descrito na seção 3.5.1, ou seja, um valor elevado de h conduz a uma melhora na qualidade da solução para a árvore inicial, mas exige maior tempo computacional enquanto que um valor reduzido de h exige menor tempo computacional, mas compromete a qualidade da solução da árvore inicial. Outro fato importante é em relação a MA em que para um valor de h maior há uma

proximidade das soluções o que garante uma maior rapidez na convergência do algoritmo investigado, em contrapartida, um valor de h reduzido leva a um afastamento considerável das soluções contidas na *MA* exigindo mais tempo para a convergência do algoritmo. O valor do parâmetro h será utilizado para todo o restante das simulações como sendo $h = 8$ porque alia bom tempo computacional e qualidade da solução.

Com o objetivo de verificar a eficiência do algoritmo *MMS* proposto, foi realizado um total de 100 execuções do *MMS* e comparado com a metodologia Colônia de Formigas, [52]. Os resultados obtidos pelo algoritmo proposto *MMS* são apresentados na Tabela 4.3 e na Tabela 4.4. A Tabela 4.3 mostra as perdas de energia e os custos associados para os 3 níveis de carga e a Tabela 4.4 mostra a disposição de barras com capacitores alocados pelo *MMS*. Adicionalmente, podem-se verificar na tabela as informações de convergência do método, tais como: tempo computacional, número de árvores e quantidade de fluxos que foram executados. Estes resultados são os mesmos obtidos pela referência [52] que utiliza a meta-heurística Colônia de Formigas. No entanto, o tempo computacional indicado na referência [52] é da ordem de 720 segundos.

Tabela 4.3. Caso-1: Solução Ótima Obtida Via *MMS*.

Nível de Carga	Perda (kWh)	Custo de Perda (US\$)
Leve	36,10	7.906,88
Média	134,96	32.511,19
Pesada	415,65	27.308,11
Total	586,71	64.726,18
Custo dos Bancos (US\$)	5.600,00	
Custo Total (US\$)	73.326,18	
Tempo Médio (segundos)	7,5	
Nº Árvores	17	
Nº Fluxos de Potência	1237	

Tabela 4.4. Caso-1: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via *MMS*.

Nº da Barra	7	13	24	29	31
Nº de Bancos	1	1	1	3	1

Após as 100 execuções do *MMS*, observou-se que 72% apresentaram resultados iguais aos resultados apresentados pela literatura [52], veja Tabelas 4.3 e 4.4. A Figura 4.2 apresenta uma comparação entre o *MMS* e o resultado obtido em [52] onde as soluções encontradas pelo *MMS* são destacadas por “x” e a solução de [52] é destacada pela linha contínua verde.

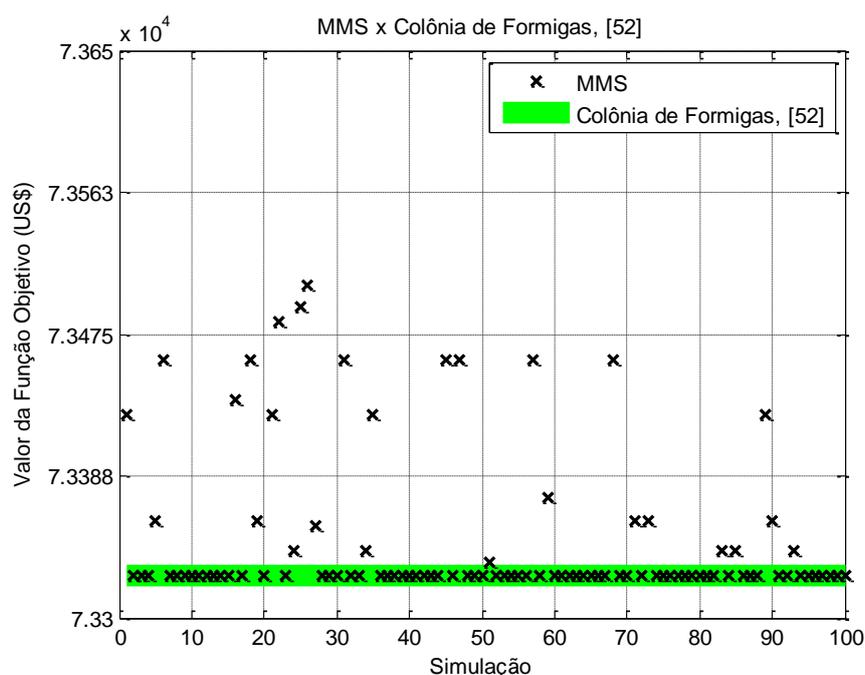


Figura 4.2. Caso-1: Comparação entre *MMS* proposto e Colônia de Formigas.

A comparação do *MMS* também foi realizada com outras três meta-heurísticas que foram implementadas no presente trabalho, o *MS* Original, o Algoritmo Genético e o *Simulated Annealing*. As tabelas numeradas de 4.5 a 4.10 apresentam os resultados, para o Caso-1, utilizando-se o *MS* Original, Algoritmo Genético e *Simulated Annealing*.

Tabela 4.5. Caso-1: Alocação de Capacitores Via *MS* Original.

Nº da Barra	8	13	24	29	31
Nº de Bancos	1	1	1	3	1

Tabela 4.6. Caso-1: Solução Obtida Via *MS* Original.

Carregamento	Total
Perdas (kW)	586,13
Custo de Perda (US\$)	67.734,54
Custo dos Bancos (US\$)	5.600,00
Custo Total (US\$)	73.334,54
Tempo (segundos)	17,75

Tabela 4.7. Caso-1: Alocação de Capacitores Via Algoritmo Genético.

Nº da Barra	7	14	24	29	31	32
Nº de Bancos	1	1	1	2	1	1

Tabela 4.8. Caso-1: Solução Obtida Via Algoritmo Genético.

Carregamento	Total
Perdas (kW)	587,94
Custo de Perda (US\$)	68.025,82
Custo dos Bancos (US\$)	5.600,00
Custo Total (US\$)	73.625,82
Tempo (segundos)	119,4

Tabela 4.9. Caso-1: Alocação de Capacitores Via *Simulated Annealing*.

Nº da Barra	7	13	24	29	30
Nº de Bancos	1	1	1	3	1

Tabela 4.10. Caso-1: Solução Obtida Via *Simulated Annealing*.

Carregamento	Total
Perdas (kW)	586,89
Custo de Perda (US\$)	67.741,09
Custo dos Bancos (US\$)	5.600,00
Custo Total (US\$)	73.341,09
Tempo (segundos)	152,5

A Tabela 4.11 mostra um resumo dos resultados obtidos para o Caso-1. Pode-se verificar que os resultados obtidos pelo *MMS* apresentam boa qualidade e baixo tempo computacional. Destaca-se que esta característica será mais bem evidenciada nos estudos de sistemas de maior porte apresentados a seguir.

Tabela 4.11. Caso-1: Resumos das soluções.

Algoritmo	Tempo (segundos)	Custo Total (US\$)
<i>MMS</i> Proposto	7,5	73.326,18
<i>MS</i> Original	17,75	73.334,54
Colônia de Formigas [52]	720,0	73.326,18
Algoritmo Genético	119,4	73.625,82
<i>Simulated Annealing</i>	152,5	73.341,09

A Figura 4.3 aborda graficamente a disposição das 100 soluções encontradas pela metodologia *MMS* e as outras três metodologias utilizadas para comparação. Observa-se da figura que todas as soluções encontradas pelo *MMS* estão entre a solução do Algoritmo Genético e a Colônia de Formigas. Destaca-se que para esse estudo de caso o algoritmo proposto *MMS* encontrou a melhor solução com uma porcentagem aceitável.

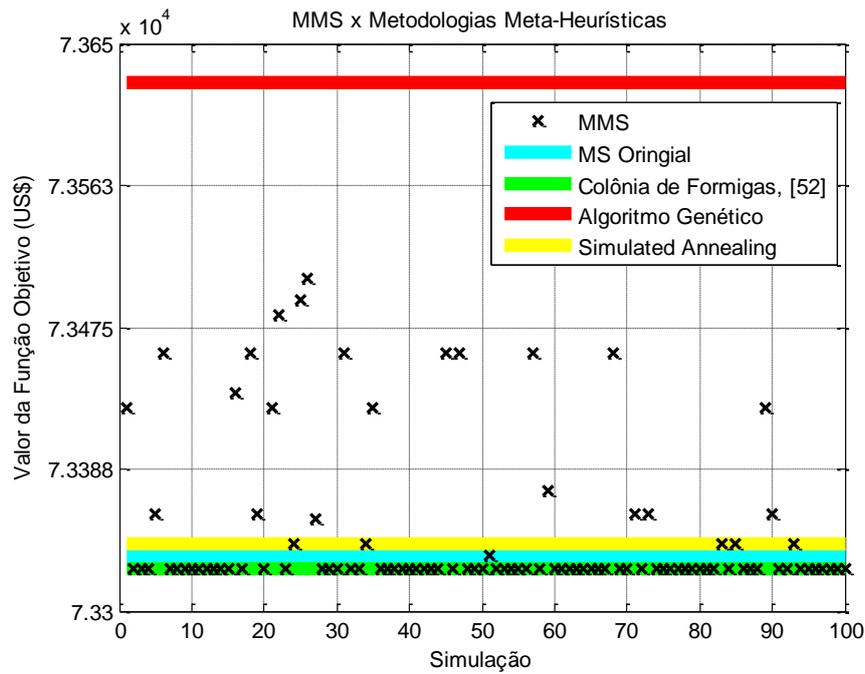


Figura 4.3. Caso-1: Comparação entre as soluções.

4.3 CASO-2: SISTEMA 69 BARRAS

O sistema de 69 barras [22], cujo nível de tensão é 12,66 kV, possui 74 trechos de distribuição. Esta configuração é ilustrada na Figura 4.4. Neste caso, a análise será realizada para um único nível de carga média e com horizonte de 6760 horas. O custo unitário da perda de energia é dado por $ce_u = 0,06$ US\$/kWh.

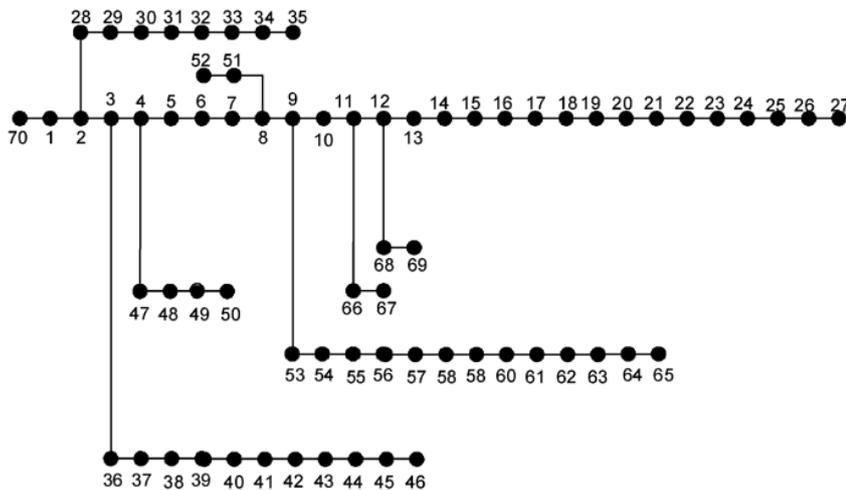


Figura 4.4. Sistema de 69 barras.

A Tabela 4.12 apresenta os resultados das perdas e custo para o caso base, ou seja, sem alocação de bancos de capacitores, considerando um horizonte de planejamento de 6760 horas [14].

Tabela 4.12. Caso-2: Resultados Para o Caso Base.

Nível de Carga	Médio
Perdas (kW)	71,58
Custo Perda (US\$)	29.032,94

As Tabelas 4.13 e 4.14 apresentam os resultados obtidos pelo *MMS* proposto considerando-se as mesmas barras candidatas à alocação de capacitores da referência [14] (Apêndice C).

Tabela 4.13. Caso-2: Alocação de Capacitores Via *MMS*.

Nº da Barra	12	17	18	21	61	64
Nº de Bancos	1	1	1	1	2	1

Tabela 4.14. Caso-2: Solução Obtida Via *MMS*.

Carregamento	Médio
Perdas (kW)	16,77
Custo de Perda (US\$)	6.802,81
Custo dos Bancos (US\$)	5.600,00
Custo Total (US\$)	12.402,81
Tempo Médio (segundos)	3,8
Nº de Árvores Para a Convergência	9

A solução ótima obtida pelo *MMS* proposto é a mesma encontrada em [14]. No entanto, o tempo para obtenção desta solução em [14] é de 300,0 segundos. Para comparar

este valor com o tempo médio do *MMS*, ambos devem ser compatibilizados para a mesma base de tempo, pois as velocidades de processamento são diferentes.

Neste caso, o tempo de [14] foi calculado na base de tempo do processador utilizado no presente trabalho, resultando em 64,2 segundos. Observa-se que este valor é maior que o tempo médio do *MMS*, 3,8 segundos. A metodologia para cálculo dos tempos computacionais em uma mesma base é descrita no Apêndice B.

Para avaliar a robustez do *MMS*, 100 execuções deste algoritmo foram realizadas. Assim os valores de tempo e de número de árvores para convergência da Tabela 4.14 são as médias dos respectivos valores nas 100 execuções. Destas 100 execuções, 92% apresentaram os mesmos resultados das Tabelas 4.13 e 4.14. A Figura 4.5 apresenta um gráfico com as soluções encontradas pelas 100 execuções do algoritmo *MMS*, representadas por “x” (legenda *MMS*). Estas soluções são comparadas com a solução obtida em [14], representada pela linha contínua.

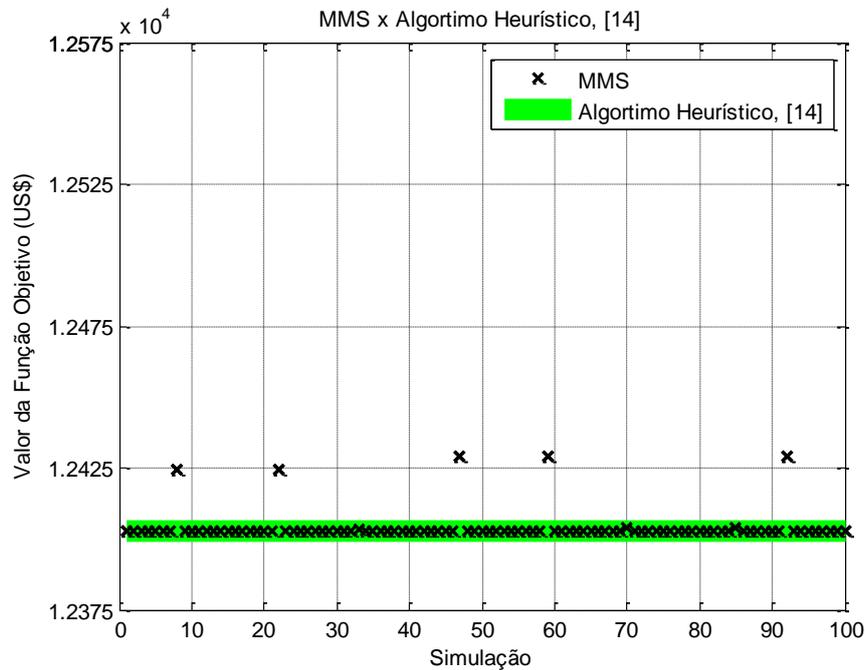


Figura 4.5. Caso-2: Comparação entre *MMS* proposto e Algoritmo Heurístico.

Os resultados obtidos como custos das perdas de energia pelo *MS* Original, Algoritmo Genético e *Simulated Annealing* também foram os mesmo apresentados na Tabela 4.13 e Tabela 4.14, porém os tempos computacionais encontrados foram de 40,9, 93,4 e 84,9 segundos, respectivamente.

A Figura 4.6 ilustra a evolução da função objetivo formulada na equação (A.1) observada em uma execução do algoritmo *MMS* proposto. Esta evolução é dada pela transição entre árvores, representadas pelos pontos na Figura, em função do número de perturbações necessárias. Conforme algoritmo *MMS*, quando uma solução superior à melhor solução da memória é encontrada, o algoritmo passa para uma nova árvore.

De acordo com a Figura 4.6, o número de perturbações necessárias para a convergência de uma árvore é menor no início do processo de otimização (FOB = US\$ 15.433,15) do que próximo da convergência global do *MMS* (FOB = US\$ 12.402,81, conforme Tabela 4.13). A Tabela 4.15 apresenta o número de perturbações realizadas e a evolução da solução em cada árvore nesta execução do *MMS*.

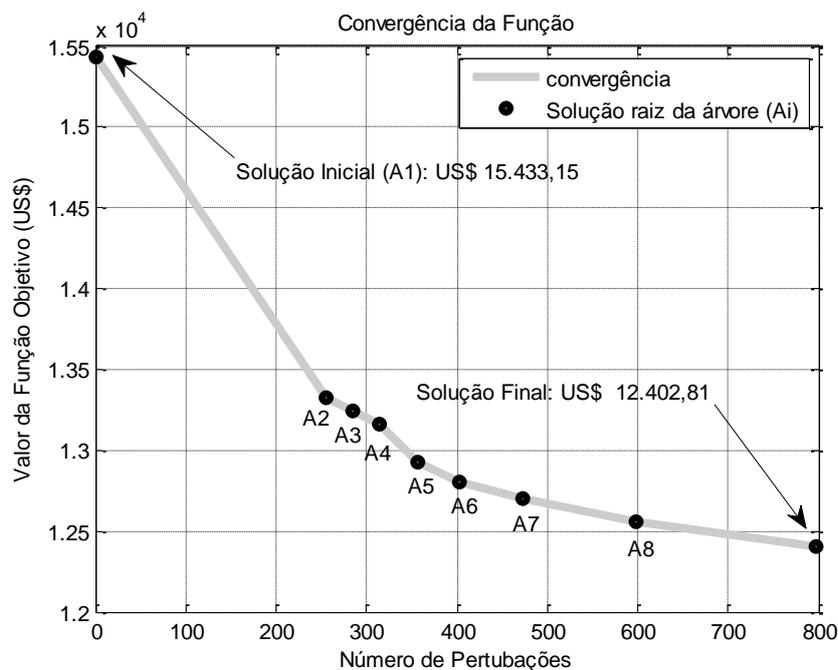


Figura 4.6. Caso-2: Perturbações para a convergência das árvores na execução do *MMS*.

Tabela 4.15. Caso-2: Número de Perturbações e evolução dos Custos por Árvore.

Árvores	Perturbações	Custos (US\$)
1	256	15.433,15 → 13.322,42
2	28	13.322,42 → 13.240,23
3	30	13.240,32 → 13.161,45
4	42	13.161,45 → 12.927,89
5	47	12.927,89 → 12.799,43
6	70	12.799,43 → 12.700,60
7	125	12.700,60 → 12.558,72
8	200	12.558,72 → 12.402,81

O tempo para a convergência ilustrada na Figura 4.6 foi de 3,5 segundos, próximo do tempo médio apresentado na Tabela 4.14.

Cada perturbação requer a simulação de um fluxo de potência para análise da nova solução candidata. Portanto, o número total de fluxos de potência é dado pelo somatório do número de perturbações da Tabela 4.15. Desta forma, 798 cálculos de fluxo de potência foram necessários para esta execução do *MMS*.

Uma simulação adicional foi realizada considerando-se todas as barras do sistema como candidatas à alocação de capacitores. Na Tabela 4.16, os resultados desta simulação são comparados com o algoritmo heurístico proposto em [14] e também com *MS Original*, o Algoritmo Genético e *Simulated Annealing*.

Os tempos computacionais são apresentados na base de tempo do presente trabalho e o valor apresentado para o *MMS* proposto consiste na média dos tempos obtidos em 100 execuções deste algoritmo.

Tabela 4.16. Caso-2: Comparação para todas as barras candidatas.

Algoritmo	Tempo (segundos)	Custo Total (US\$)
<i>MMS</i> Proposto	38,2 (média)	12.402,81
<i>MS</i> Original	76,2	12.450,99
Algoritmo Heurístico de [14]	168,0	15.355,92
Algoritmo Genético	133,6	12.742,26
<i>Simulated Annealing</i>	123,8	12.548,92

A Figura 4.7 representa o algoritmo *MMS* (“x”) que é confrontado com *MS* Original, [14], Algoritmo Genético e *Simulated Annealing* (linhas contínuas, ciano, verde, vermelho e amarelo, respectivamente).

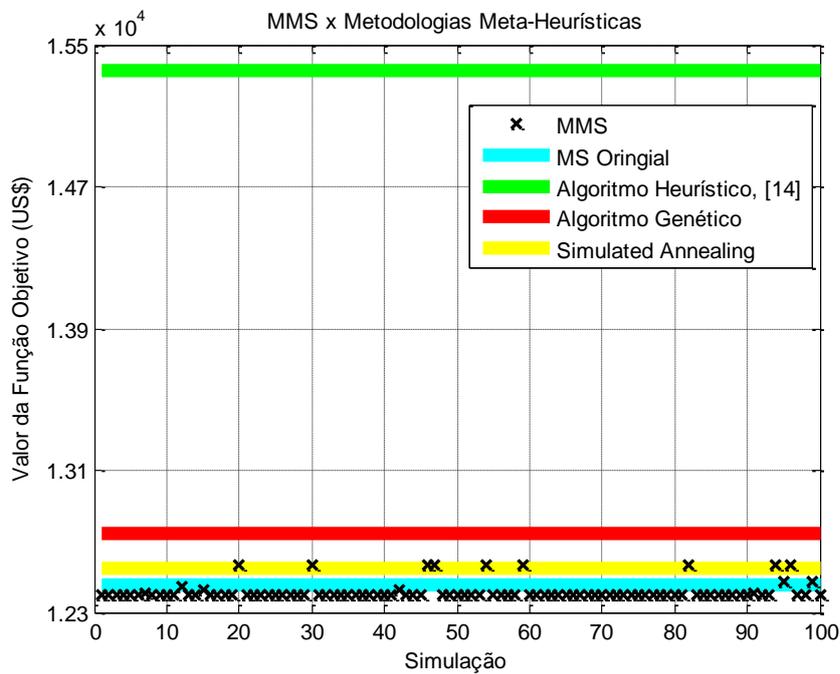


Figura 4.7. Caso-2: Comparação entre as soluções.

A Tabela 4.17 apresenta o resumo dos resultados para as duas simulações realizadas para esse estudo de caso, para a comparação dos algoritmos levando em conta a utilização ou não (com/sem) do critério de sensibilidade. Observa-se que os tempos computacionais aumentaram quando todas as barras foram candidatas à alocação (sem o critério de sensibilidade). Além disto, a qualidade das soluções obtidas por *MS* Original, [14], do

Algoritmo Genético e do *Simulated Annealing* foi inferior neste caso. O algoritmo *MMS* proposto no presente trabalho, por sua vez, obteve a mesma solução das Tabelas 4.13 e 4.14, porém o percentual de obtenção desta solução considerando todas as barras candidatas foi reduzido de 92% para 84%.

Tabela 4.17. Caso-2: Comparação com/sem critério de sensibilidade.

Algoritmo	Tempo (segundos)		Custo Total (US\$)	
	Com	Sem	Com	Sem
<i>MMS</i> Proposto	3,8 (média)	38,2 (média)	12.402,81 (92%)	12.402,81 (84%)
<i>MS</i> Original	40,9	76,2	12.402,81	12.450,99
Algoritmo Heurístico de [14]	64,2	168,0	12.402,81	15.355,92
Algoritmo Genético	93,4	133,6	12.402,81	12.742,26
<i>Simulated Annealing</i>	84,9	123,8	12.402,81	12.548,92

Destaca-se que a redução do percentual de acerto do *MMS*, de 92% para 84%, não é significativa, ou seja, o percentual de acerto para todas as barras candidatas ainda é elevado. Além disto, o tempo computacional do *MMS* neste caso, 38,2 segundos, é inferior ao tempo do *MS* Original, [14], Algoritmo Genético e *Simulated Annealing* para o caso em que apenas as barras da Tabela C.1 (Apêndice C). Este aspecto demonstra que o algoritmo *MMS* proposto é robusto para este sistema, pois independe do conjunto de barras candidatas neste caso.

4.4 CASO-3: SISTEMA 69 BARRAS – TRÊS NÍVEIS DE CARGA

O sistema de 69 barras [71] tem a mesma topologia do sistema de [22] utilizado no estudo de caso anterior, com uma alteração apenas nos dados de carga que são apresentados nas Tabelas D.4 e D.5 no Apêndice D.

Para o Caso-3, três níveis de carga são considerados (leve média e pesada). O custo unitário da perda de energia nestes três níveis é dado por $ce_u = 0,06$ US\$/kWh. Conforme descrito anteriormente, as barras candidatas à alocação de capacitores neste caso são obtidas de [28] (Apêndice C).

A Tabela 4.18 apresenta os dados de perda de energia para o caso base, sem alocação de capacitores, nos três níveis de carga considerados durante um horizonte de planejamento anual, 8760 horas (1000 + 6760 + 1000 horas, leve, médio e pesado, respectivamente).

Tabela 4.18. Caso-3: Resultados Para o Caso Base.

Nível de Carga	Perda (kWh)	Custo de Perda (US\$)
Leve	51,61	3.096,60
Média	225,00	91.260,00
Pesada	1.970,39	118.223,40
Total	2.247,00	212.580,00

A solução obtida pelo algoritmo *MMS* proposto para este caso é apresentada nas Tabelas 4.19 e 4.20.

Os valores de tempo computacional, número de árvores e de fluxo de potência mostrados na Tabela 4.20 representam as médias dos valores obtidos após um total de 100 execuções do algoritmo *MMS*.

Tabela 4.19. Caso-3: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via *MMS*.

Nº da Barra	12	21	59	61	62	64
Nº de Bancos	1	1	1	3	3	1

Tabela 4.20. Caso-3: Solução Ótima Obtida Via *MMS*.

Nível de Carga	Perda (kWh)	Custo de Perda (US\$)
Leve	68,58	4.115,11
Média	148,82	60.362,10
Pesada	1.333,69	80.021,21
Total	1.551,09	144.498,42
Custo dos Bancos (US\$)	8.000,00	
Custo Total (US\$)	152.498,43	
Tempo Médio (segundos)	40,8	
Nº Árvores (valor médio)	19	
Nº Fluxos de Potência (valor médio)	1031	

Comparando-se as Tabelas 4.18 e 4.20, observa-se uma redução da perda total de energia de 2.247,00 kWh para 1.551,09 kWh. Observa-se ainda que o custo operacional associado à perda de energia reduziu de US\$ 212.580,00 para US\$ 144.498,42. Este valor, somado ao investimento em capacitores, US\$ 8.000,00 (Tabela 4.20, sendo que cada banco custa US\$ 800,00), totaliza US\$ 152.498,43. Este valor total é inferior ao custo operacional do caso base, US\$ 212.580,00, demonstrando a vantagem obtida com a alocação ótima de capacitores neste sistema.

As Tabelas 4.21 e 4.22 apresentam, a disposição dos bancos de capacitores e os custos das perdas para os 3 níveis de carga, respectivamente, obtidos por [28] via *HCA*.

Tabela 4.21. Caso-3: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via *HCA* [28].

Nº da Barra	12	21	59	61	62	64
Nº de Bancos	1	1	1	3	1	2

Tabela 4.22. Caso-3: Solução Ótima Obtida Via HCA [28].

Nível de Carga	Perda (kWh)	Custo de Perda (US\$)
Leve	56,63	3.397,98
Média	145,90	59.177,96
Pesada	1.382,10	82.926,11
Total	1.584,63	145.502,05
Custo dos Bancos (US\$)	7.200,00	
Custo Total (US\$)	152.702,05	
Tempo (segundos)	42,0	

A Figura 4.8 apresenta um gráfico comparativo das soluções encontradas pelas 100 execuções do algoritmo *MMS*, representadas por “x”, da solução de [28], representada pela linha contínua verde.

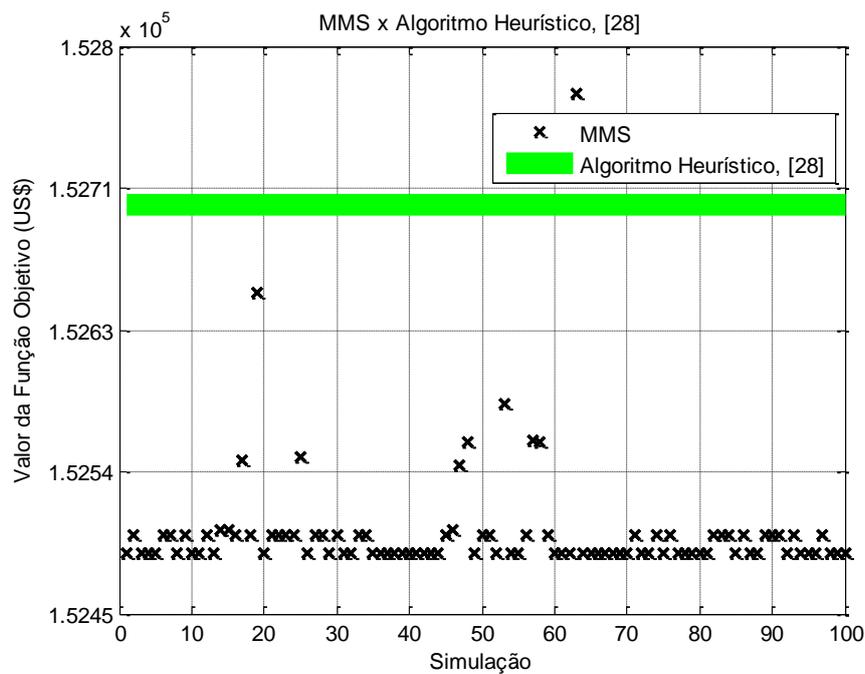


Figura 4.8. Caso-3: Comparação entre *MMS* proposto e Algoritmo Heurístico.

Destas execuções, 88% apresentaram solução igual ou superior (com menor custo total) à solução apresentada nas Tabelas 4.19 e 4.20 e 99% foram de melhor qualidade do que a solução obtida por [28].

As Tabelas 4.23 e 4.24 apresenta a “*best solution*”, ou seja, a melhor solução obtida pelo *MMS* após as 100 execuções. Note que a diferença entre essa solução e a obtida pelas Tabelas 4.19 e 4.20, diferenciam pela não alocação do banco de capacitor na barra 59.

Tabela 4.23. Caso-3: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via *MMS* (*best solution*).

Nº da Barra	12	21	61	62	64
Nº de Bancos	1	1	3	3	1

Tabela 4.24. Caso-3: Solução Ótima Obtida Via *MMS* (*best solution*).

Nível de Carga	Perda (kWh)	Custo de Perda (US\$)
Leve	58,12	3.486,91
Média	146,29	59.336,47
Pesada	1.374,40	82.463,80
Total	1.578,81	145.287,18
Custo dos Bancos (US\$)	7.200,00	
Custo Total (US\$)	152.487,18	
Tempo (segundos)	57,5	
Nº Árvores	18	
Nº Fluxos de Potência	1034	

Novamente a critério de comparação o *MS* Original, Algoritmo Genético e o *Simulated Annealing* foram implementados no trabalho proposto e seus resultados apresentados nas Tabelas 4.25 a 4.30.

Tabela 4.25. Caso-3: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via *MS* Original.

Nº da Barra	12	24	61	62	64
Nº de Bancos	1	1	3	3	1

Tabela 4.26. Caso-3: Solução Ótima Obtida Via *MS* Original.

Nível de Carga	Perda (kWh)	Custo de Perda (US\$)
Leve	58,22	3.493,46
Média	146,38	59.372,62
Pesada	1.374,40	82.464,01
Total	1.579,00	145.330,09
Custo dos Bancos (US\$)	7.200,00	
Custo Total (US\$)	152.530,09	
Tempo (segundos)	63,2	

Tabela 4.27. Caso-3: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via Algoritmo Genético.

Nº da Barra	14	21	59	61	62	64	65
Nº de Bancos	1	1	1	2	2	1	1

Tabela 4.28. Caso-3: Solução Ótima Obtida Via Algoritmo Genético.

Nível de Carga	Perda (kWh)	Custo de Perda (US\$)
Leve	57,99	3.479,63
Média	146,63	59.471,69
Pesada	1.380,04	82.802,46
Total	1.584,66	145.753,78
Custo dos Bancos (US\$)	7.200,00	
Custo Total (US\$)	152.953,78	
Tempo (segundos)	306,3	

Tabela 4.29. Caso-3: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via *Simulated Annealing*.

Nº da Barra	12	18	61	62	64
Nº de Bancos	1	1	3	3	1

Tabela 4.30. Caso-3: Solução Ótima Obtida Via *Simulated Annealing*.

Nível de Carga	Perda (kWh)	Custo de Perda (US\$)
Leve	58,03	3.481,71
Média	146,36	59.361,95
Pesada	1.375,11	82.506,96
Total	1.579,50	145.350,62
Custo dos Bancos (US\$)	7.200,00	
Custo Total (US\$)	152.550,62	
Tempo Médio (segundos)	329,3	

A Tabela 4.31 apresenta o resumo de todos os resultados obtidos. A Figura 4.9 mostra a disposição das soluções encontradas para este estudo de caso. Pode destacar a partir destes resultados que o algoritmo proposto *MMS* apresenta a solução de melhor qualidade em termos de Custo Total e tempo de processamento em relação às demais metodologias citadas e, propostas, comprovando sua eficácia para este estudo de caso.

Tabela 4.31. Caso-3: Resumos dos resultados.

Algoritmo	Tempo (segundos)	Custo Total (US\$)
<i>MMS</i> Proposto (<i>best solution</i>)	57,5	152.487,18
<i>MMS</i> Proposto	40,8 (média)	152.498,43
<i>MS</i> Original	63,2	152.530,09
<i>Heuristic Constructive Algorithm</i> [28]	42,0	152.702,06
Algoritmo Genético	306,3	152.953,79
<i>Simulated Annealing</i>	329,3	152.550,62

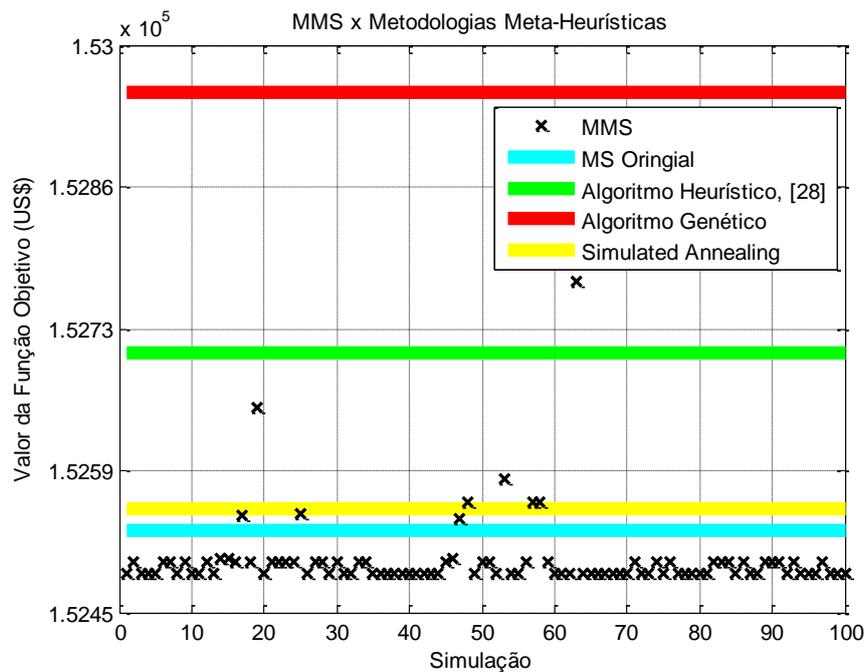


Figura 4.9. Caso-3: Comparação entre as soluções.

4.5 CASO-4: SISTEMA 476 BARRAS

Neste estudo é utilizado um sistema real de médio porte de 13,8 kV [72], com 476 barras, constituído de dois alimentadores de distribuição, sendo um de 258 barras com carga total de 5140 kW e 1949 kVAr e o outro de 218 barras, com carga total de 3874 kW e 1498 kVAr.

Os níveis de carga leve, média e pesada também são considerados neste caso, com custos unitários de perda de energia dados por $ce_u = 0,06$ US\$/kWh para as cargas leve e média e $ce_u = 0,108$ US\$/kWh para a carga pesada. O horizonte de planejamento é de 1 ano, 8760 horas (1000 + 6760 + 1000 horas, sendo carga leve, média e pesada, respectivamente). As barras candidatas à alocação são listadas no Apêndice C. A Tabela 4.32 apresenta os resultados de perda e custos para o caso base. As Tabelas 4.33 e 4.34 apresentam a solução obtida para este sistema utilizando o algoritmo *MMS* proposto.

Tabela 4.32. Caso-4: Resultados Para o Caso Base.

Nível de Carga	Perda (kWh)	Custo de Perda (US\$)
Leve	48,54	2.912,39
Média	202,73	82.227,64
Pesada	1.417,02	153.038,15
Total	1.668,29	238.178,18

Tabela 4.33. Caso-4: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via *MMS*.

Nº da Barra	13	38	41	56	69	73
Nº de Bancos	1	2	1	1	1	1
Nº da Barra	74	97	116	134	156	159
Nº de Bancos	1	1	1	1	1	1

Tabela 4.34. Caso-4: Solução Ótima Obtida Via *MMS*.

Nível de Carga	Perda (kWh)	Custo de Perda (US\$)
Leve	49,21	2.952,52
Média	173,60	70.414,48
Pesada	1.247,90	134.772,99
Total	1.470,71	208.139,99
Custo dos Bancos (US\$)	10.400,00	
Custo Total (US\$) - MA_l	218.539,99	
Custo Total (US\$) - MA_{l0}	218.627,49	
Tempo Médio (segundos)	349,8	
Nº Árvores (valor médio)	8	
Nº Fluxos de Potência (valor médio)	681	

Comparando-se as Tabelas 4.32 e 4.34, observa-se que o custo total foi reduzido de US\$ 238.178,18 para US\$ 218.551,06 através da alocação de capacitores via *MMS*.

A comparação de desempenho foi realizada com o algoritmo proposto em [28]. As tabelas 4.35 e 4.36 mostram os resultados para o algoritmo desenvolvido em [28], algoritmo *HCA*.

Tabela 4.35. Caso-4: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via *HCA* [28].

Nº da Barra	16	20	31	59	66	70	160
Nº de Bancos	1	1	2	2	2	2	3

Tabela 4.36. Caso-4: Solução Ótima Obtida Via HCA [28].

Nível de Carga	Perda (kWh)	Custo de Perda (US\$)
Leve	47,54	2.852,37
Média	173,93	70.547,47
Pesada	1.257,94	135.857,61
Total	1.479,41	209.257,45
Custo dos Bancos (US\$)	10.400,00	
Custo Total (US\$)	219.657,45	
Tempo (segundos)	1.920,0	

Para este caso estudado, foram realizadas 100 execuções do algoritmo *MMS* proposto conforme mostra o gráfico da Figura 4.10. Destas execuções, 90% apresentaram solução igual ou superior (com menor custo total) à solução apresentada nas Tabelas 4.33 e 4.34 e 100% foram de melhor qualidade do que a solução obtida por [28].

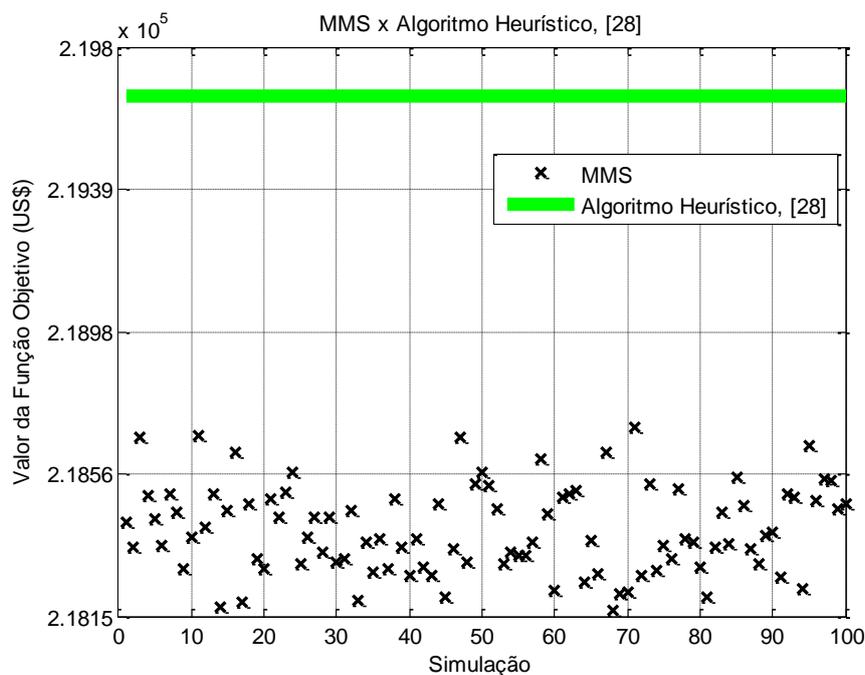


Figura 4.10. Caso-4: Comparação entre *MMS* proposto e Algoritmo Heurístico.

As Tabelas 4.37 e 4.38 apresentam a “*best solution*”, ou seja, a melhor solução obtida pelo *MMS* proposto após as 100 execuções.

Tabela 4.37. Caso-4: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via *MMS* (*best solution*).

Nº da Barra	33	41	43	56	62	64
Nº de Bancos	1	1	1	1	1	1
Nº da Barra	70	100	125	145	160	161
Nº de Bancos	1	1	1	1	1	2

Tabela 4.38. Caso-4: Solução Ótima Obtida Via *MMS* (*best solution*).

Nível de Carga	Perda (kWh)	Custo de Perda (US\$)
Leve	50,59	3.035,55
Média	173,86	70.515,76
Pesada	1.242,76	134.217,81
Total	1.467,21	207.769,15
Custo dos Bancos (US\$)	10.400,00	
Custo Total (US\$)	218.169,15	
Tempo Médio (segundos)	537,7	
Nº Árvores (valor médio)	9	
Nº Fluxos de Potência (valor médio)	830	

Para comprovar a eficiência do *MMS* proposto, o presente trabalho também avaliou o desempenho do *MS* Original, Algoritmo Genético e *Simulated Annealing*, para o sistema de 476 barras e os resultados são apresentados nas Tabelas 4.39 a 4.44

Tabela 4.39. Caso-4: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via *MS* Original.

Nº da Barra	15	20	24	41	43	62
Nº de Bancos	1	1	1	1	1	1
Nº da Barra	66	82	135	145	156	161
Nº de Bancos	1	2	1	2	1	1

Tabela 4.40. Caso-4: Solução Ótima Obtida Via *MS* Original.

Nível de Carga	Perda (kWh)	Custo de Perda (US\$)
Leve	51,22	3.073,33
Média	173,68	70.445,18
Pesada	1.239,19	133.832,54
Total	1.464,09	207.351,06
Custo dos Bancos (US\$)	10.400,00	
Custo Total (US\$)	218.551,06	
Tempo (segundos)	821,8	

Tabela 4.41. Caso-4: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via Algoritmo Genético.

Nº da Barra	13	16	38	43	49	54	70
Nº de Bancos	1	1	1	1	1	1	1
Nº da Barra	82	109	112	116	119	129	—
Nº de Bancos	1	1	1	2	1	1	—

Tabela 4.42. Caso-4: Solução Ótima Obtida Via Algoritmo Genético.

Nível de Carga	Perda (kWh)	Custo de Perda (US\$)
Leve	51,49	3.089,33
Média	173,97	70.561,04
Pesada	1.239,40	133.854,99
Total	1.464,86	207.505,36
Custo dos Bancos (US\$)	11.200,00	
Custo Total (US\$)	218.705,36	
Tempo (segundos)	10.099,8	

Tabela 4.43. Caso-4: Alocação Ótima de Banco de Capacitores Via *Simulated Annealing*.

Nº da Barra	11	23	24	49	55	59	69
Nº de Bancos	1	1	1	1	1	1	1
Nº da Barra	75	101	109	128	133	141	156
Nº de Bancos	1	1	1	1	1	1	1

Tabela 4.44. Caso-4: Solução Ótima Obtida Via *Simulated Annealing*.

Nível de Carga	Perda (kWh)	Custo de Perda (US\$)
Leve	51,31	3.078,48
Média	173,96	70.559,67
Pesada	1.240,24	133.945,53
Total	1.465,51	207.583,68
Custo dos Bancos (US\$)	11.200,00	
Custo Total (US\$)	218.783,68	
Tempo (segundos)	5.921,6	

A Tabela 4.45 apresenta um resumo dos resultados obtidos para este sistema. Conforme já havia sido observado, o *MMS* se mostrou superior em todos os aspectos (Custo Total e tempo de processamento) trazendo sempre melhor qualidade aos resultados.

Tabela 4.45. Caso-4: Comparação para o Caso-4.

Algoritmo	Tempo (segundos)	Custo Total (US\$)
<i>MMS</i> Proposto (<i>best solution</i>)	537,7	218.169,15
<i>MMS</i> Proposto	349,8	218.539,99
<i>MS</i> Original	821,8	218.551,06
<i>Heuristic Constructive Algorithm</i> [28]	1.920,0	219.657,45
Algoritmo Genético	10.099,8	218.705,36
<i>Simulated Annealing</i>	5.921,6	218.783,68

A Figura 4.11 mostra a disposição das soluções encontradas através das 100 execuções do *MMS*. Pode-se observar o desempenho robusto do método proposto.

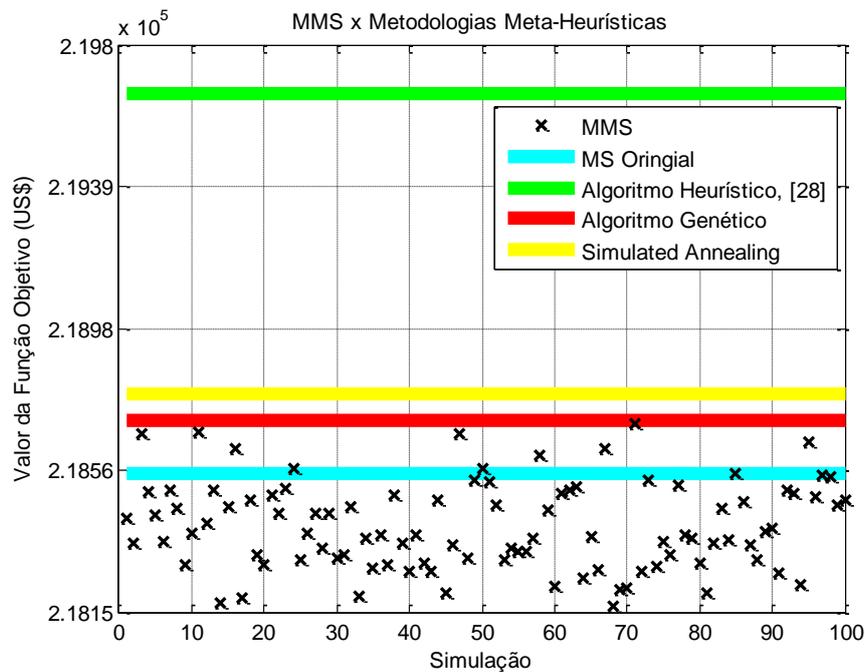


Figura 4.11. Caso-4: Comparação entre as soluções.

4.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo apresentou uma comparação dos resultados obtidos pelo algoritmo *MMS* proposto com outras metodologias encontradas na literatura [14], [28] e [52] e implementadas neste trabalho como *MS Original*, Algoritmo Genético *Simulated Annealing*.

Para o sistema com 33 barras [26], o algoritmo *MMS* proposto obteve um rendimento de 72% em relação a solução sugerida na literatura [26] mas em compensação o tempo computacional do *MMS* para obter as soluções foi de 7,5 segundos enquanto o tempo gasto com a metodologia [26] foi de 720,0 segundos.

No caso do sistema de 69 barras de [22], duas análises foram realizadas, sendo a primeira considerando as barras candidatas listada no Apêndice C e na segunda considerando todas as barras como candidatas. Os resultados mostraram que o algoritmo proposto *MMS* independe da utilização das barras candidatas uma vez que seu rendimento foi de 84% em relação a solução apresentada por [14]. Além disso, o tempo computacional do *MMS* considerando todas as barras como candidatas foi inferior aos tempos sugeridos por [14] e pelas metodologias *MS Original*, Algoritmo Genético e *Simulated Annealing*.

Para o sistema de 69 barras da referencia [71], o algoritmo *MMS* novamente apresentou a melhor disposição de capacitores, menores perdas e custo, aliado ao menor tempo computacional. Sua eficiência foi de 99% em relação à solução apresentada por [28].

Por fim o estudo de caso envolvendo um sistema brasileiro real de 476 barras [72]. Para este sistema, o *MMS* proposto obteve os melhores resultados em termos computacionais, menor tempo de processamento, e em termos de financeiros, menor custo total na alocação ótima de bancos de capacitores. Seu rendimento em relação à solução apresentada em [28] foi de 100% comprovada.

O capítulo seguinte apresenta as conclusões finais deste trabalho e propostas de trabalhos futuros para a metodologia *MMS* implementada.

5 CONCLUSÕES

5.1 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente trabalho apresentou um algoritmo baseado na técnica de otimização bio-inspirada denominada *Monkey Search (MS)* para alocação ótima de bancos capacitores em sistemas de distribuição.. O objetivo foi à minimização da perda total de energia no sistema combinada com o investimento mínimo em capacitores

Para tanto, modificações foram propostas para a técnica de otimização original da literatura (*MS*), resultando em um novo algoritmo, que foi denominado *Modified Monkey Search (MMS)*. Estas modificações consistem em aprimoramentos da técnica para representar de forma adequada às características e restrições do problema de alocação de capacitores.

O algoritmo proposto apresentou como grande vantagem a fácil implementação devido a pequena quantidade de parâmetros que são ajustados ao problema. No caso do problema *MMS* os parâmetros ajustados são a altura (h), número máximo de árvores (i_{a_max}), pontuação do “rank” para o processo de intensificação e o tamanho do vetor memória adaptativa (*MA*). A altura é fator importante na formação da árvore inicial e interfere na qualidade da solução inicial. Um alto valor de h aumenta a qualidade da solução, mas aumenta o tempo computacional, enquanto um baixo valor de h diminui a qualidade da solução, mas diminui o tempo computacional. O ideal é determinar um ponto de equilíbrio.

Restrições importantes como diferentes níveis de carga do sistema foram consideradas pela metodologia proposta. A partir dos resultados obtidos, verificou-se que o algoritmo proposto é robusto apresenta eficiência computacional, aliando qualidade e tempos reduzidos de processamento.

5.2 PROPOSTA PARA TRABALHOS FUTUROS

Destaca-se a seguir alguns pontos para investigações futuras a partir do trabalho desenvolvido nesta dissertação:

- (i). Alocação de bancos de capacitores chaveados: Os bancos chaveados são equipamentos que são energizados em degraus em função do nível de carregamento do sistema, permitem que a tensão seja controlada mesmo com a variação da carga. Assim, o banco chaveado pode ser controlado para cada nível de carga, ou seja, pode-se determinar em qual nível será configurado para sua utilização diferentemente do fixo que atende sempre todos os níveis de carga ao mesmo tempo.
- (ii). Alocação de Geração Distribuída (GD): A alocação de Geração Distribuída tem como ponto fundamental o fato de estarem localizadas próximas aos centros consumidores, permitindo assim, um menor carregamento das redes de transmissão e distribuição. Assim um planejamento para a instalação ótima de GD's deve ser feito a fim de se obter o ótimo da rede evitando riscos com relação aos aspectos técnicos e econômicos.
- (iii). Alocação de capacitores em conjunto com reconfiguração: A reconfiguração modifica a topologia original da rede por meio de dispositivos manobráveis de abertura e fechamento com o objetivo de minimização de perdas. Assim aliado a alocação de capacitores se torna uma ferramenta extremamente poderosa.

Obtendo resultados de qualidade através do *MMS* aplicado aos estudos futuros, o objetivo final para essa ferramenta seria a criação de um algoritmo único a fim de solucionar qualquer problema de otimização na aplicação em sistemas de distribuição.

Apêndice A – FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

A função objetivo é definida para o problema de otimização através da análise de investimento associado à alocação de bancos de capacitores e os custos das perdas de energia para diferentes níveis de carregamento abordados no sistema em estudo. Para obter um custo total mínimo deve-se obter um equilíbrio entre o investimento de capacitores com as perdas.

Desta forma, o problema de otimização matemática associado à alocação ótima de capacitores em sistemas de distribuição, visando perdas mínimas de energia com custo mínimo de investimento é formulado a seguir.

$$\text{Min } FOB = \left[\sum_{u=1}^{nt} \left(\sum_{ij=1}^{nc} ce_u \times T_u \times L_{ij,u} \right) + \sum_{i=1}^{nb} cb \times DI_{mi} \times Qb_{mi} \right] \quad (\text{A.1})$$

Sujeito a:

$$Pg_{i,u} - Pl_{i,u} + \sum_{j \in \Omega_i} p_{ij,u} = 0 \quad (\text{A.1.1})$$

$$Qg_{i,u} + \left[\sum_{m=1}^{Nbc} DI_{mi} \times Qb_{mi} \right] - Ql_{i,u} + \sum_{j \in \Omega_i} q_{ij,u} = 0 \quad (\text{A.1.2})$$

$$L_{ij,u} = g_{ij} \times \left[V_{i,u}^2 + V_{j,u}^2 - 2 \times V_{i,u}^2 \times V_{j,u}^2 \times \cos \theta_{ij,u} \right] \quad (\text{A.1.3})$$

A função objetivo (FOB) definida em (A.1) envolve o custo total associado à perda de energia (primeira parcela), considerando diferentes níveis de carga u , e o custo de investimento em bancos de capacitores (segunda parcela). Esta função também foi usada em [14].

As equações (A.1.1) e (A.1.2) correspondem às restrições de balanço de potencia ativa e reativa em cada barra, respectivamente. A equação (A.1.3) é usada para cálculo da perda de potência no trecho ij .

Observa-se que a alocação de bancos de capacitores é representada através de um montante correspondente de potência reativa injetada numa barra candidata i , conforme

equação (A.1.2). Este montante é dado pelo produto da potência de cada banco pelo número de bancos alocados nesta barra.

Para cada barra i , a decisão pela alocação de capacitores é determinada pela variável discreta DI_{mi} . Para exemplificar, supõe-se que o número máximo de bancos por barra (Nbc) seja igual a 3 e que um único banco seja alocado na barra i . Neste caso, uma das variáveis - $DI_{1,i}$, $DI_{2,i}$ ou $DI_{3,i}$ - seria igual a 1, enquanto que as duas variáveis restantes seriam iguais a zero.

Para a resolução do fluxo de potência o presente trabalho utiliza-se da implementação de um fluxo de carga baseado no processo iterativo de Newton Raphson [74].

A fim de acomodar os três níveis de carga (leve, médio e pesado), o Jacobiano do sistema é aumentado conforme visto em [28]. A equação (A.2) apresenta a estrutura do Jacobiano para essa situação onde cada submatriz Jacobiana está associada ao níveis de carregamento como leve ($J_{L,L}$), médio ($J_{M,M}$) e pesado ($J_{P,P}$).

$$J = \begin{bmatrix} J_{L,L} & & \\ & J_{M,M} & \\ & & J_{P,P} \end{bmatrix} \quad (A.2)$$

Vale ressaltar que a alocação de banco de capacitores é um acoplamento entre as submatrizes e sendo capacitores fixos, a mesma alocação é repetida para os três níveis de carga, ou seja, um capacitor alocado em uma barra i para o nível de carga leve é também alocado na mesma barra i para os níveis restantes, médio e pesado.

Apêndice B – MÉTODO DE COMPARAÇÃO

A comparação entre tempos de processamento de uma metodologia para outra, deve seguir o uso da mesma plataforma. Sabe-se que tal seguimento dificilmente ocorre uma vez que muitas destas comparações são feitas com metodologias já publicadas em trabalhos em plataformas distintas.

Com o objetivo de possibilitar uma comparação adequada entre tempos computacionais obtidos em processadores com velocidades diferentes, a referência [75] propõe que se utilize uma base de tempo comum, ou seja, que todos os tempos a serem comparados sejam calculados na mesma base.

Para exemplificar, considera-se que dois tempos, T_1 e T_2 , devam ser comparados, e que as respectivas velocidades de processamento sejam W_1 e W_2 . Considera-se ainda que o tempo T_2 deva ser calculado na mesma base de T_1 para a comparação. Neste caso, a base de tempo (T_b) é calculada conforme equação (B.1).

$$T_b = T_1 \cdot \frac{W_1}{W_2} \quad (\text{B.1})$$

Daí, o tempo T_2 pode ser calculado na base de T_1 como:

$$T_2' = \frac{T_2}{T_b} \quad (\text{B.2})$$

Desta forma, os tempos T_1 e T_2' podem ser comparados de forma adequada.

O tempo alcançado no algoritmo *MMS* proposto é 1,00 *pu*, uma vez que o tempo real e o tempo base correspondem ao mesmo valor em segundos. Considerando o estudo de caso referente à seção 5.3 para o sistema Amasifen [22] é necessária a utilização das equações (B.1) e (B.2) acima abordadas.

Os dados do tipo de processador do algoritmo *MMS* proposto são descritos na seção 5.1 ($W_1 = 3400$ Hz) e o tipo de processador utilizado no algoritmo proposto em [14] é igual a ($W_2 = 730$ Hz).

(i) Primeira Simulação:

$$T_b = T_1 \cdot \frac{W_1}{W_2} = 3,18 \cdot \frac{3400}{730} = 14,81 \text{seg.}$$

$$T_2' = \frac{T_2}{T_b} = \frac{300}{14,81} = 20,26 \text{pu}$$

Lembrando que 1,00 *pu* correspondem ao tempo encontrado pelo *MMS* proposto (3,18 seg.), o tempo para [14] na mesma base do *MMS* é de 20,26 *pu*, ou seja, 64,4 seg.

(ii) Segunda Simulação:

$$T_b = T_1 \cdot \frac{W_1}{W_2} = 31,8 \cdot \frac{3400}{730} = 148,1 \text{seg.}$$

$$T_2' = \frac{T_2}{T_b} = \frac{780}{148,1} = 5,27 \text{pu}$$

Lembrando que 1,00 *pu* correspondem ao tempo encontrado pelo *MMS* proposto (31,8 seg.), o tempo para [14] na mesma base do *MMS* é de 5,27 *pu*, ou seja, 167,6 seg.

Apêndice C – BARRAS CANDIDATAS

Problemas envolvendo alocação ótima de bancos de capacitores envolvem uma série de complexidades. Tais dificuldades são devidas principalmente pela dificuldade de convergência e tempo computacional. Quanto maior se torna a extensão do problema de otimização a ser investigado maior é a complexidade para se obter uma solução de boa qualidade. A referência [14] apresentou uma metodologia com o propósito de construir um índice de sensibilidade a fim de reduzir o espaço de busca do problema investigado utilizando a solução do caso base. Ainda segundo [14], três informações são consideradas de extrema importância para obter esse índice:

(i) Os valores dos multiplicadores de Lagrange associados às equações de balanço de potência reativa (λq): Estes multiplicadores retratam a variação da função objetivo (minimização de perdas) em relação a variação de potência reativa nas barras;

(ii) Os valores das cargas reativas (Ql): A inserção dos bancos tem maior influência em barras de maior carga;

(iii) Os níveis de tensão (V): Baixos valores de tensão indicam a necessidade de suporte de potência reativa, logo estes valores também são usados para compor o índice global.

Através dessas informações obtidas, foi possível a formulação da seguinte expressão:

$$S_i = \frac{Ql_i \cdot \lambda q_i}{V_i} \quad (C.1)$$

Em que:

S_i Índice de sensibilidade para a seleção inicial das barras corresponde à barra i

Ql_i Valores das cargas reativas da barra i

λq_i Multiplicadores de Lagrange da barra i

V_i Nível de tensão da barra i

Assim, quanto maior for o valor de S_i , maiores são as chances da barra i ser considerada como uma barra candidata a alocação de capacitores. A referência [14] realizou vários testes e observou que as barras de maior carregamento que estão mais próximas às barras selecionadas como candidatas, serão incorporadas ao vetor de barras candidatas à alocação de capacitores. Isso acontece, pois estão eletricamente próximas e assim são potencialmente candidatas.

A Tabela C.1 apresenta as barras candidatas a alocação de capacitores para o sistema [22], encontradas em [14].

Tabela C.1. Barras Candidatas a Alocação, Sistema 69 barras, [22]

Barras Candidatas a Alocação
10 - 11 - 12 - 13 - 16 - 17 - 18 - 21 - 22 - 48 - 49 - 61 - 62 - 65 - 68 - 69

A Tabela C.2 apresenta as barras candidatas a alocação de capacitores para o sistema [71], encontradas em [28].

Tabela C.2. Barras Candidatas a Alocação, Sistema 69 barras, [71]

Barras Candidatas a Alocação
7 - 8 - 9 - 10 - 11 - 12 - 14 - 15 - 16 - 17 - 18 - 21 - 24 - 26 - 27 - 49 - 50 - 51 - 54 - 55 - 61 - 62 - 64 - 65 - 66 - 67 - 68 - 69

A Tabela C.3 apresenta as barras candidatas a alocação de capacitores para o sistema [72]. Para esse sistema em questão, como não consta na referência quais são as barras candidatas, utilizou-se da equação (C.1) para obter as barras candidatas.

Tabela C.3. Barras Candidatas a Alocação, Sistema 476 barras, [72]

Barras Candidatas a Alocação
9 - 10 - 11 - 13 - 14 - 15 - 16 - 19 - 20 - 22 - 23 - 24 - 25 - 26 - 27 - 29 - 31 - 33 - 35 - 36 - 37 - 38 - 40 - 41 - 42 - 43 - 44 - 46 - 48 - 49 - 52 - 54 - 55 - 56 - 59 - 60 - 62 - 63 - 64 - 66 - 69 - 70 - 72 - 73 - 74 - 75 - 77 - 79 - 81 - 82 - 83 - 87 - 90 - 93 - 96 - 97 - 100 - 101 - 102 - 105 - 107 - 108 - 109 - 111 - 112 - 113 - 114 - 115 - 116 - 118 - 119 - 122 - 123 - 125 - 127 - 128 - 129 - 132 - 133 - 134 - 135 - 136 - 140 - 141 - 145 - 150 - 155 - 156 - 159 - 160 - 161 - 228 - 229 - 230 - 256 - 267 - 268 - 289

Apêndice D – DADOS COMPLEMENTARES

D.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Este Apêndice apresenta os dados de carga para os sistemas de distribuição utilizados no tutorial e nos estudos de caso que possibilitaram a apresentação do método proposto *MMS*. Esses sistemas são de 14 barras [25], 33 barras [26], 69 barras [22], 69 barras [71] e um sistema real brasileiro de 476 barras [72].

Nas Tabelas a seguir a potência ativa é representada pela letra “P” e a potência reativa pela letra “Q”.

D.2 SISTEMA 14 BARRAS, [25]

Esse sistema possui 14 barras, tensão de 23 kV, potência base de 100 MVA. A barra de geração é a barra 1.

Tabela D.1. Dados de carga do sistema 14, barras [25].

Barra	P (MW)	Q (MVar)
1	0	0
2	2	1,6
3	3	1,5
4	2	0,8
5	1,5	1,2
6	4	2,7
7	5	3
8	1	0,9
9	0,6	0,1
10	4,5	2
11	1	0,9
12	1	0,7
13	1	0,9
14	2,1	1

D.3 SISTEMA 33 BARRAS, [26]

Esse sistema possui 33 barras, sendo a barra 33 a barra de geração, 5 chaves de interconexão, tensão de 12,66 kV e potência base de 10 MVA.

Tabela D.2. Dados de carga do sistema, 33 barras [26].

Barra	P (kW)	Q (kVAr)
1	100,0	60,0
2	90,0	40,0
3	120,0	80,0
4	60,0	30,0
5	60,0	20,0
6	200,0	100,0
7	200,0	100,0
8	60,0	20,0
9	60,0	20,0
10	45,0	30,0
11	60,0	35,0
12	60,0	35,0
13	120,0	80,0
14	60,0	10,0
15	60,0	20,0
16	60,0	20,0
17	90,0	40,0
18	90,0	40,0
19	90,0	40,0
20	90,0	40,0
21	90,0	40,0
22	90,0	50,0
23	420,0	200,0
24	420,0	200,0
25	60,0	25,0
26	60,0	25,0
27	60,0	20,0
28	120,0	70,0

29	200,0	600,0
30	150,0	70,0
31	210,0	100,0
32	60,0	40,0
33	0,0	0,0

D.4 SISTEMA 69 BARRAS, [22]

O sistema é composto por 70 barras, tensão de 12,66 kV e potência base de 100 MVA.

Tabela D.3. Dados de carga do sistema, 69 barras [22].

Barra	P (kW)	Q (kVAr)
1	0,0000	0,0000
2	0,0000	0,0000
3	0,0000	0,0000
4	0,0000	0,0000
5	0,0000	0,0000
6	0,0009	0,0007
7	0,0135	0,0007
8	0,0249	0,0178
9	0,0100	0,0062
10	0,0093	0,0077
11	0,0485	0,2346
12	0,0485	0,2346
13	0,0027	0,0018
14	0,0027	0,0015
15	0,0000	0,0000
16	0,0152	0,0102
17	0,0165	0,2118
18	0,0165	0,2118
19	0,0000	0,0000
20	0,0003	0,0002
21	0,0380	0,2271

22	0,0018	0,0019
23	0,0000	0,0000
24	0,0094	0,0067
25	0,0000	0,0000
26	0,0047	0,0033
27	0,0047	0,0033
28	0,0087	0,0062
29	0,0087	0,0062
30	0,0000	0,0000
31	0,0000	0,0000
32	0,0000	0,0000
33	0,0046	0,0033
34	0,0065	0,0055
35	0,0019	0,0013
36	0,0087	0,0062
37	0,0087	0,0062
38	0,0000	0,0000
39	0,0080	0,0057
40	0,0080	0,0057
41	0,0004	0,0003
42	0,0000	0,0000
43	0,0020	0,0014
44	0,0000	0,0000
45	0,0031	0,0288
46	0,0031	0,0288
47	0,0000	0,0000
48	0,0264	0,0188
49	0,0282	0,2915
50	0,1282	0,2915
51	0,0135	0,0009
52	0,0012	0,0012
53	0,0014	0,0012
54	0,0088	0,0063
55	0,0080	0,0057

56	0,0000	0,0000
57	0,0000	0,0000
58	0,0000	0,0000
59	0,0007	0,0240
60	0,0000	0,0000
61	0,4147	0,2959
62	0,0107	0,0076
63	0,0000	0,0000
64	0,0757	0,2539
65	0,0197	0,0139
66	0,0060	0,0043
67	0,0060	0,0043
68	0,0093	0,0267
69	0,0093	0,0267
70	0,0000	0,0000

D.5 SISTEMA 69 BARRAS, [71]

O sistema é composto por 70 barras, tensão de 12,66 kV e potência base de 100 MVA. A barra de geração é a barra 1.

Tabela D.4. Dados de carga do sistema, 69 barras [71].

Barra	P (kW)	Q (kVAr)
1	0,0	0,0
2	0,0	0,0
3	0,0	0,0
4	0,0	0,0
5	0,0	0,0
6	2,6	2,2
7	40,4	30,0
8	75,0	54,0
9	30,0	22,0
10	28,0	19,0

11	145,0	104,0
12	145,0	104,0
13	8,0	5,5
14	8,0	5,5
15	0,0	0,0
16	45,5	30,0
17	60,0	35,0
18	60,0	35,0
19	0,0	0,0
20	1,0	0,6
21	114,0	81,0
22	5,3	3,5
23	0,0	0,0
24	28,0	20,0
25	0,0	0,0
26	14,0	10,0
27	14,0	10,0
28	26,0	18,6
29	26,0	18,6
30	0,0	0,0
31	0,0	0,0
32	0,0	0,0
33	14,0	10,0
34	19,5	14,0
35	6,0	4,0
36	26,0	18,55
37	26,0	18,55
38	0,0	0,0
39	24,0	17,0
40	24,0	17,0
41	1,2	1,0
42	0,0	0,0
43	6,0	4,3
44	0,0	0,0

45	39,22	26,3
46	39,22	26,3
47	0,0	0,0
48	79,0	56,4
49	384,7	274,5
50	384,7	274,5
51	40,5	28,3
52	3,6	2,7
53	4,35	3,5
54	26,4	19,0
55	24,0	17,2
56	0,0	0,0
57	0,0	0,0
58	0,0	0,0
59	100,0	72,0
60	0,0	0,0
61	1244,0	888,0
62	32,0	23,0
63	0,0	0,0
64	227,0	162,0
65	59,0	42,0
66	18,0	13,0
67	18,0	13,0
68	28,0	20,0
69	28,0	20,0

D.6 SISTEMA 476 BARRAS, [72]

Sistema formado por dois alimentadores aéreos urbanos de 13,8 kV. O primeiro possui 258 barras, carga ativa de 5140 kW e carga reativa de 1949 kVAr, enquanto que o segundo possui 218 barras, carga ativa de 3874 kW e carga reativa de 1498 kVAr. As bases utilizadas são 1 MVA e 7960,4 V.

Tabela D.5. Dados de carga do sistema, 476 barras [72].

Barra	P (MW)	Q(MVAR)	Barra	P (MW)	Q(MVAr)
1	0	0	239	0	0
2	0	0	240	0	0
3	0	0	241	0	0
4	0,43015	0,17782	242	0	0
5	0	0	243	0	0
6	0	0	244	0	0
7	0	0	245	0	0
8	0	0	246	0	0
9	0,43015	0,17782	247	0	0
10	0,43015	0,17782	248	0	0
11	0,43015	0,17782	247	0	0
12	0	0	250	0	0
13	0	0	251	0	0
14	0	0	252	0	0
15	0	0	253	0	0
16	0,43015	0,17782	254	0	0
17	0,43015	0,17782	255	0	0
18	0	0	256	0	0
19	0	0	257	0	0
20	0,43015	0,17782	1001	0	0
21	0	0	1002	0	0
22	0	0	1003	0,017005	0,005589
23	0	0	1004	0	0
24	0	0	1005	0,038	0,01249
25	0	0	1006	0	0
26	0	0	1007	0	0
27	0	0	1008	0	0
28	0	0	1009	0	0
29	0	0	1010	0,03952	0,01299
30	0	0	1011	0,027075	0,008899
31	0,43015	0,17782	1012	0	0
32	0	0	1013	0,029545	0,009711
33	0	0	1014	0	0
34	0	0	1015	0	0
35	0	0	1016	0,012065	0,003966
36	0	0	1017	0,013205	0,00434
37	0	0	1018	0,01577	0,005183

38	0	0	1019	0	0
39	0	0	1020	0	0
40	0	0	1021	0,01007	0,00331
41	0	0	1022	0,026695	0,008774
42	0	0	1021	0	0
43	0	0	1024	0	0
44	0	0	1025	0	0
45	0	0	1026	0,005605	0,001842
46	0	0	1027	0	0
47	0	0	1028	0,01102	0,003622
48	0	0	1029	0	0
49	0	0	1030	0	0
50	0	0	1031	0,042655	0,01402
51	0	0	1032	0	0
52	0,001003	-0,00281	1033	0,01634	0,005371
53	0	0	1034	0,01501	0,004934
54	0	0	1035	0	0
55	0	0	1036	0	0
56	0	0	1037	0	0
57	0	0	1038	0	0
58	0	0	1039	0	0
59	0,43015	0,17782	1040	0	0
60	0	0	1041	0	0
61	0	0	1042	0,00627	0,002061
62	0	0	1043	0	0
63	0	0	1044	0	0
64	0	0	1045	0	0
65	0	0	1046	0	0
66	0,43015	0,17782	1047	0,01482	0,004871
67	0,323	0,106165	1048	0,0019	0,000625
68	0	0	1049	0,005415	0,00178
69	0	0	1050	0	0
70	0,43015	0,17782	1051	0,03534	0,011616
71	0	0	1052	0,011305	0,003716
72	0	0	1053	0	0
73	0	0	1054	0	0
74	0	0	1055	0	0
75	0	0	1056	0,027455	0,009024
76	0	0	1057	0	0

77	0	0	1058	0	0
78	0	0	1059	0	0
79	0	0	1060	0	0
80	0	0	1061	0	0
81	0	0	1062	0,00779	0,00256
82	0	0	1063	0	0
83	0	0	1064	0	0
84	0	0	1065	0	0
85	0	0	1066	0	0
86	0	0	1067	0	0
87	0	0	1068	0	0
88	0	0	1069	0	0
89	0	0	1070	0,010545	0,00346597
90	0	0	1071	0	0
91	0,43015	0,17782	1072	0	0
92	0	0	1073	0	0
93	0,000685	0,00203	1074	0	0
94	0	0	1075	0	0
95	0	0	1076	0	0
96	0	0	1077	0	0
97	0,000822	0,001374	1078	0	0
98	0	0	1079	0	0
99	0,13015	0,042778	1080	0	0
100	0	0	1081	0	0
101	0	0	1082	0	0
102	0	0	1083	0	0
103	0	0	1084	0	0
104	0	0	1085	0,00437	0,00143635
105	0	0	1086	0	0
106	0	0	1087	0	0
107	0	0	1088	0	0
108	0	0	1089	0	0
109	0	0	1090	0,00608	0,0019984
110	0	0	1091	0	0
111	0	0	1092	0	0
112	0,000495	0,0014979	1093	0,010735	0,00352842
113	0	0	1094	0	0
114	0	0	1095	0	0
115	0	0	1096	0	0

116	0	0	1097	0	0
117	0,046746	0,0249762	1098	0	0
118	0	0	1099	0	0
119	0	0	1100	0,020615	0,00677582
120	0	0	1101	0	0
121	0	0	1102	0,027645	0,00908647
122	0	0	1103	0	0
123	0	0	1104	0,005795	0,001905
124	0,47025	0,154564	1105	0	0
125	0	0	1106	0,00513	0,001686
126	0	0	1107	0	0
127	0	0	1108	0,00551	0,001811
128	0	0	1109	0	0
129	0	0	1110	0,00019	6,25E-02
130	0	0	1111	0	0
131	0	0	1112	0	0
132	0	0	1113	0	0
133	0	0	1114	0	0
134	0	0	1115	0	0
135	0	0	1116	0	0
136	0	0	1117	0	0
137	0	0	1118	0	0
138	0	0	1119	0	0
139	0	0	1120	0,006935	0,002279
140	0	0	1121	0	0
141	0,000591	0,001121	1122	0	0
142	0	0	1123	0,011115	0,003653
143	0,083506	0,0205608	1124	0	0
144	0	0	1125	0	0
145	0	0	1126	0	0
146	0	0	1127	0	0
147	0	0	1128	0	0
148	0	0	1129	0,012255	0,004028
149	0,140238	0,074929	1130	0,019665	0,006464
150	0	0	1131	0	0
151	0	0	1132	0	0
152	0	0	1133	0,020235	0,006651
153	0,04631	0,029671	1134	0	0
154	0	0	1135	0,075335	0,024761

155	0	0	1136	0	0
156	0	0	1137	0,01083	0,00356
157	0	0	1138	0,004085	0,001343
158	0	0	1139	0,024225	0,007962
159	0	0	1140	0	0
160	0,78375	0,257606	1141	0,018525	0,006089
161	0	0	1142	0	0
162	0	0	1143	0,017195	0,005652
163	0	0	1144	0	0
164	0	0	1145	0	0
165	0	0	1146	0	0
166	0	0	1147	0	0
167	0	0	1148	0	0
168	0	0	1149	0	0
169	0	0	1150	0	0
170	0	0	1151	0	0
171	0,213342	0,061394	1152	0	0
172	0	0	1153	0,010925	0,003591
173	0	0	1154	0,03401	0,011179
174	0	0	1155	0	0
175	0	0	1156	0,001995	0,000656
176	0	0	1157	0	0
177	0	0	1158	0	0
178	0	0	1159	0	0
179	0	0	1160	0,087495	0,028758
180	0	0	1161	0	0
181	0	0	1162	0	0
182	0	0	1163	0	0
183	0	0	1164	0	0
184	0	0	1165	0	0
185	0	0	1166	0	0
186	0	0	1167	0	0
187	0	0	1168	0	0
188	0	0	1169	0,011685	0,003841
189	0	0	1170	0	0
190	0	0	1171	0,015865	0,005215
191	0	0	1172	0	0
192	0	0	1173	0	0
193	0	0	1174	0,008645	0,002841

194	0	0	1175	0	0
195	0	0	1176	0,039995	0,0131457
196	0	0	1177	0	0
197	0	0	1178	0	0
198	0	0	1179	0	0
199	0	0	1180	0,0209	0,0068695
200	0	0	1181	0,002185	0,00071818
201	0	0	1182	0	0
202	0	0	1183	0	0
203	0	0	1184	0	0
204	0	0	1185	0	0
205	0	0	1186	0	0
206	0	0	1187	0,00551	0,00181105
207	0	0	1188	0,0114	0,003747
208	0	0	1189	0,12749	0,0419039
209	0	0	1190	0	0
210	0	0	1191	0	0
211	0	0	1192	0	0
212	0	0	1193	0	0
213	0,32015	0,105228	1194	0	0
214	0	0	1195	0	0
215	0	0	1196	0,00703	0,00231065
216	0	0	1197	0	0
217	0	0	1198	0	0
218	0	0	1199	0,01254	0,0041217
219	0	0	1200	0	0
220	0	0	1201	0	0
221	0	0	1202	0	0
222	0	0	1203	0	0
223	0	0	1204	0,012065	0,00396557
224	0	0	1205	0,016055	0,00527702
225	0	0	1206	0,020615	0,00677582
226	0	0	1207	0	0
227	0	0	1208	0	0
228	0	0	1209	0	0
229	0	0	1210	0,004085	0,00134267
230	0	0	1211	0,014725	0,00483987
231	0	0	1212	0,017385	0,005714
232	0	0	1213	0,00646	0,002123

233	0	0	1214	0,02527	0,008306
234	0	0	1215	0	0
235	0	0	1216	0,01292	0,004247
236	0	0	1217	0	0
237	0	0	1218	0,01292	0,004247
238	0	0			

REFERÊNCIAS

- [1] STEVENSON JÚNIOR, W. D., 1986, *Elementos de Análise de Sistema de Potência*. 2 ed., McGraw-Hill.
- [2] ZANETTA JÚNIOR, L., 2005, *Fundamentos de Sistemas Elétricos de Potência*. Livraria da Física.
- [3] MONTICELLI, A., GARCIA, A., 2004, *Introdução a Sistemas de Energia Elétrica*. Unicamp.
- [4] FREITAS, M. V., FREITAS, J. S., HAFFNER, S., LEMOS, F. A. B., 2004, "Alocação de Bancos de Capacitores Fixos e Chaveados em Redes de Distribuição Considerando Diversos Níveis de Carga". *XV Congresso Brasileiro de Automação (CBA)*, Gramado, RS-Brasil.
- [5] GÖNEN, T., 1986, *Electric Power Distribution System Engineering*. 1 ed., McGraw-Hill.
- [6] SILVA, E. L., 2001, *Formação de Preços em Mercados de Energia Elétrica*. 1 ed., Sagra Luzzatto
- [7] JANNUZZI, G. M., KOZLOFF, K., MIELNIK, O., COWART, R., 2001, *Energia. Recomendações para uma estratégia nacional de combate ao desperdício*. Projeto de Inovação Tecnológica Energética, USAID.
- [8] JANNUZZI, G. M., 2005, *Power sector in Brazil and its impacts on energy efficiency and research and development activities*. *Energy Policy*, v. 33, n. 13, pp. 1753-1762.
- [9] ELETROBRÁS. Política de Eficiência Energética. *Resolução nº 0222/2010*, de 04 de março de 2010. Disponível em: <http://www.eln.gov.br/opencms/opencms/publicacoes/>
- [10] OLIVEIRA, L. W., OLIVEIRA, E. J., CARNEIRO JUNIOR, S., PEREIRA, J. L. R., COSTA, J. S. SILVA JUNIOR, I. C., 2010, "Optimal reconfiguration and capacitor allocation in radial distribution systems for energy losses minimization". *International Journal of Electrical Power and Energy Systems (IEPES)*, v. 32, n. 8, pp. 840–848.

- [11] AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (Brasil). *Resolução nº 505*, de 26 de novembro de 2001. Disponível em: www.aneel.gov.br
- [12] ELECTRIC UTILITY ENGINEERING REFERENCE BOOK, 1965, *Distribution Systems*. v. 3, p. 393, Westinghouse Electric Corporation.
- [13] NOCEDAL, J., WRIGHT, S. J., 1999, *Numerical Optimization*. Springer Series in Operations Research, 2 ed., Springer.
- [14] SILVA JUNIOR, I. C., CARNEIRO JUNIOR, S., OLIVEIRA, E. J. PEREIRA, J. L. R., GARCIA P. A. N., 2008a, "Metodologia heurística construtiva para alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição de energia elétrica". *SBA Controle e Automação*, v. 19, n. 1, pp. 72–82.
- [15] FRANCO, G. J., SILVA, M. I., SILVA, S. M., 2010, "Operação Dinâmica de bancos de capacitores com eliminação de correntes de inrush". *VIII Conferência Brasileira sobre Qualidade da Energia Elétrica (CBQEE)*, Blumenau, SC-Brasil.
- [16] MUCHERINO, A., SEREF, O., 2007, "Monkey Search: a novel metaheuristic search for global optimization". *AIP Conference Proceedings*, v. 953, pp. 162-173.
- [17] DUQUE, F. G., OLIVEIRA, L. W., OLIVEIRA, E. J., 2012, "Alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição utilizando técnica de otimização bio-inspirada". *XIX Congresso Brasileiro de Automática (CBA)*, Campina Grande, PB-Brasil.
- [18] GALLEGO, R. A., MONTICELLI, A. J., ROMERO, R., 2001, "Optimal capacitor placement in radial distribution networks", *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 16, n. 4, pp. 630-637.
- [19] LIU, C. C., LEE, S. J., VU, K., 1989, "Loss Minimization of Distribution Feeders: Optimality and Algorithms", *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 4, n. 2 (April), pp. 1281-1289.
- [20] NUGOLI, C. R., RIDER, M. J., MANTOVANI, J. R. S., 2006, "Algoritmo de Branch and Bound Não Linear para Problemas de Planejamento de Reativos em Sistemas de Energia Elétrica". *XXXVIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, Goiânia, GO-Brasil.

- [21] SARFI, R. J., SALAMA, M. M. A., CHIKHANI, A. Y., 1994, "A Survey of the State of the Art in Distribution System Reconfiguration for System Loss Reduction". *Electric Power Systems Research*, v. 31, n. 1, pp. 61-70.
- [22] AMASIFEN, J. C. C., 2003, *Algoritmo Evolutivo Dedicado à Solução do Problema de Reconfiguração de Sistemas de Distribuição Radiais*. Tese de M. Sc., UNESP, São Paulo, SP-Brasil.
- [23] CARVALHO, M. A., BACK, N., 2000, "Rumo a um Modelo para a Solução Criativa de Problemas nas Etapas Iniciais do Desenvolvimento de Produtos". In: *II Congresso Brasileiro de Gestão do Desenvolvimento de Produto*, São Carlos, SP-Brasil.
- [24] COSTA, J. S., 2008. *Técnicas de Otimização Aplicadas a Sistemas de Elétricos de Distribuição*. Tese de M.Sc, UFJF, Juiz de Fora, MG, Brasil.
- [25] CIVANLAR, S., GRAINGER, J. J., YIN, H., LEE, S. S. H., 1988, "Distribution Feeder Reconfiguration for Loss Reduction", *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 3, n. 3 (July), pp. 1217–1223.
- [26] BARAN, M. E., WU, F. F., 1989a, "Network Reconfiguration in Distribution Systems for Loss Reduction and Load Balancing", *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 4, n. 2 (April), pp. 1401-1407.
- [27] ZHANG, D., FU, Z., ZHANG, L., 2008, "Joint Optimization for Power Loss Reduction in Distribution Systems", *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 23, n. 1, pp. 161-169, Feb 2008.
- [28] SILVA JUNIOR., I. C., CARNEIRO JUNIOR., S., OLIVEIRA, E. J., COSTA, J. S., PEREIRA, J. L. R., GARCIA, P. A. N., 2008b, "A Heuristic Constructive Algorithm for Capacitor Placement on Distribution Systems", *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 23, n. 4; pp. 1619-1626.
- [29] SUCUPIRA, I. R., 2005. *Métodos Heurísticos Genéricos: Meta-heurísticas e Hiperheurísticas*. Disponível em: www.ime.usp.br/~igorrs/monografias/metahiper.pdf
- [30] GOLDBERG, D. E., 1989, *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*. Addison-Wesley Publishing Company.

- [31] HOLLAND, J. H., 1992, *Adaptation in natural and artificial systems*. 2 ed., p. 211, Mit Press-id.
- [32] GREFENSTETTE, J. J., 1986, "Optimization of Control Parameters for Genetic Algorithms", *IEEE Transactions on systems, Man and Cybernetics*, v. 16, p. 122-128.
- [33] MENDOZA, J., LÓPEZ, R., MORALES, D., LÓPEZ, E., DESSANTE, P., MORAGA, R., 2006, "Minimal Loss Reconfiguration Using Genetic Algorithms with Restricted Population and Addressed Operators: Real Application", *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 21, n. 2 (May), pp. 948-954.
- [34] DELFANTI, M., GRANELLI, G. P., MARANNINO, P., MONTAGNA, M., 2000, "Optimal capacitor placement using deterministic and genetic algorithms", *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 15, n. 3, pp. 1041-1046.
- [35] LEVITIN, G., KALYUZHNY, A., SHENKMAN, A., CHERTKOV, M., 2000, "Optimal capacitor allocation in distribution systems using a genetic algorithm and a fast energy loss computation technique", *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 15, n. 2, pp. 623-628.
- [36] SANTOS, J. R., EXPOSITO, A. G., RAMOS, J. L. M., 2004, "A reduced-size genetic algorithm for optimal capacitor placement on distribution feeders". In: *Proceedings of the 12th IEEE Mediterranean on Electrotechnical Conference (MELECON)*, v. 3, pp. 963 - 966.
- [37] BEÊ, R. T., 2007. *Alocação de Banco de Capacitores em Sistema de Distribuição de Energia Elétrica Utilizando Algoritmos Genéticos*. Tese de M.Sc, UFPR, Paraná, PR, Brasil.
- [38] GUIMARÃES, M. A. N., CASTRO, C. A., ROMERO, R., 2008, "Minimização de Perdas de Potência Ativa em Sistemas de Distribuição Utilizando Reconfiguração e Alocação de Capacitores". *XVII Congresso Brasileiro de Automática (CBA)*, Juiz de Fora, MG-Brasil.
- [39] PARK, J. Y., SOHN, J. M., PARK, J. K., 2009, "Optimal Capacitor Allocation in a Distribution System Considering Operation Costs", *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 24, n. 1 (February), pp. 462-468.

- [40] YANG, X. S., 2010, "A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm". In: *Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NICSO)*, Springer, SCI 284, pp. 65-74.
- [41] COELHO, F. C. R., SILVA JUNIOR, I. S., DIAS, B. H., MARCATO, A. L. M., 2012, "Metaheurística Inspirada na Ecolocalização de Morcegos: Aperfeiçoamento e Estudo de Casos", *Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional (SBPO)*.
- [42] ROCHA, R. K., 2012, *Otimização Bioinspirada para a solução do problema de despacho econômico de carga em sistemas termoeletricos*. Disponível em: www.bv.fapesp.br/pt/bolsas/126212/otimizacao-bioinspirada-solucao-problema-despacho/
- [43] GLOVER, F., 1989, "Tabu search. Part I", *ORSA Journal on Computing*, v. 1, n. 3, pp. 190-206.
- [44] FAIGLE, U., KERN, W., 1992, "Some Convergence Results for Probabilistic Tabu Search", *ORSA Journal on Computing*, v. 4, pp. 32-37
- [45] LAGUNA, M., 1995, "Tabu search tutorial". *II Escuela de Verano Latino-Americana de Investigación Operativa*, pp. 1-20.
- [46] HUANG, Y. C., YANG, H. T., HUANG, C. L., 1996, "Solving the Capacitor Placement Problem in a Radial Distribution System Using Tabu Search Approach", *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 11, n. 4, pp. 1868-1873.
- [47] DORIGO, M., MANIEZZO, V., COLORNI A., 1996, "The Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents". *IEEE Transaction on System, Man and Cybernetics*, Part B, v. 26, n. 1, pp. 29-41.
- [48] COLORNI, A., DORIGO, M., MANIEZZO, V., 1992, "An Investigation of Some Properties of an Ant Algorithm". In: *Proceedings 2nd Conference Parallel Problem Solving from Nature*, North-Holland, Amsterdam, pp. 509-520.
- [49] DORIGO, M., STÜTZLE, T., 2004, *Ant Colony Optimization*. MIT Press.
- [50] ANNALURU, R., DAS, S., PAHWA, A., 2004, "Multilevel ant colony algorithm for optimal placement of capacitors in distribution systems". *Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, v. 2 (June), pp. 1932-1937.

- [51] SIRJANI, R., HASSANPOUR, B., 2011, "A New Ant Colony-Based Method For Optimal Capacitor Placement And Sizing In Distribution Systems", *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, v. 4, n. 8, pp. 888-891.
- [52] CASAGRANDE, C. G., OLIVEIRA, E. J., MARCATO, A. L. M., SOUZA, F. L., SILVA JÚNIOR, I. C., OLIVEIRA, L. W. "Localização de Capacitores e Ajuste de Tapes para Minimização de Perdas em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica". *XVIII Congresso Brasileiro de Automática (CBA)*, Bonito, MS-Brasil
- [53] DANIEL, L. C., KHAN, I. H., RAVICHANDRAN, S., 2005, "Distribution Network Reconfiguration for Loss Reduction Using Ant Colony System Algorithm". In: *Proceedings of the IEEE Indicon Conference*, Chennai, India.
- [54] KHOA, T. Q. D., PHAN, B. T. T., 2006, "Ant Colony Search-Based Loss Minimum for Reconfiguration of Distribution Systems". In: *Proceedings of the IEEE Power India Conference*, New Delhi, Apr.
- [55] CHANG, C. F., 2008, "Reconfiguration and Capacitor Placement for Loss Reduction of Distribution Systems by Ant Colony Search Algorithm", *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 16, n. 4, pp. 1747-1755.
- [56] EBERHART, R. C., KENNEDY, J., 1995, "A new optimizer using particle swarm theory". In: *Proceedings of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science*, Nagoya, Japan, pp. 39-43.
- [57] GAING, Z., 2003, "Particle swarm optimization to solving the economic dispatch considering the generator constraints", *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 18, n. 3 (August), pp. 1187-1195.
- [58] YOSHIDA, H., KAWATA, K., FUKUYAMA, Y., TAKAYAMA, S., NAKANISHI, Y., 2000, "A particle swarm optimization for reactive power and voltage control considering voltage security assessment", *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 15, n. 4, pp. 1232-1239.
- [59] MANDAL, K. K., BASU, M., CHAKRABORTY, N., 2008, "Particle swarm optimization technique based shortterm hydrothermal scheduling". *Applied Soft Computing*, v. 8, n. 4 (September), pp. 1392-1399.

- [60] SALAS, S. S., CAVALCANTE, P. L., LOPES, M., TORRES, F., SILVA, L. C. P., LAZARO, R. R., 2009, “Uma Comparação dos Algoritmos Heurísticos Aplicados na Solução do Problema de Alocação Ótima de Bancos de Capacitores”, *XLI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional (SBPO)*.
- [61] GHADIMI, N., 2011, "Optimal Placement of Capacitor Banks in order to Improvement of Voltage Profile and Loss Reduction based on PSO", *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, v. 4, n. 8, pp. 957-961.
- [62] KIRKPATRICK, S., GELLAT, C. D., VECCHI, M. P., 1983, “Optimization by *Simulated Annealing*”, *Science*, v. 220, n. 4598 (May), pp. 671-680.
- [63] ARAGON, C. R., JOHNSON, D. D., McGEOCH, L. A., SCHEVON C., "Optimization by *Simulated Annealing*: An experimental evaluation", *Journal Operations Research*, v. 37, n. 6 (November), pp. 865-892.
- [64] REEVES, C. R., 1995, *Modern heuristic techniques for combinatorial problems*. McGraw-Hill Book Company Europe. London.
- [65] CHIANG, H. D., WANG, J. C., TONG, J., DARLING, G., 1995a, “Optimal Capacitor Placement, Replacement and Control in Large-Scale Unbalanced Distribution Systems: System Modeling and A New Formulation”, *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 10, n. 1 (February), pp. 356-362.
- [66] CHIANG, H. D., WANG, J. C., TONG, J., DARLING, G., 1995b, “Optimal Capacitor Placement, Replacement and Control in Large-Scale Unbalanced Distribution Systems: System Solution Algorithms and Numerical Studies”, *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 10, n. 1 (February), pp. 363-369.
- [67] RAO, A. S. G.; RAO, K. R.; ANANTHAPADMANABHA, T., KULKARNI, A. D., 1996, "Knowledge-Based Expert System for Optimal Reactive Power Control in Distribution Systems", *Electrical Power and Energy Systems*, v. 17, n. 1, pp. 27-31.
- [68] ZHAO, R.; TANG, W., 2008, "Monkey Algorithm for Global Numerical Optimization", *Journal of Uncertain Systems*, v. 2, n. 3, pp.165-176.

- [69] KAMMERDINER, A. R., MUCHERINO, A., PARDALOS, P. M., 2009, "Application of Monkey Search Meta – heuristic to Solving Instances of the Multidimensional Assignment Problem". In: *Proceedings of the 8th International Conference on Cooperative Control and Optimization*, v. 381, pp. 385–397.
- [70] MUCHERINO, A., LAVOR, C., MACULAN, N., 2009. "Comparisons between an Exact and a MetaHeuristic Algorithm for the Molecular Distance Geometry Problem", *GECCO'09*, pp. 8-12 (July), Montréal, Canada.
- [71] BARAN, M. E., WU, F. F., 1989b, "Optimal capacitor placement on radial distribution systems", *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 4, n. 1, pp. 725-734.
- [72] GOMES, F. V., CARNEIRO, S., PEREIRA, J. L. R., VINAGRE, M. P., GARCIA, P. A. N., OLIVEIRA, E. J., ARAÚJO, L. R., 2005, "A new distribution system reconfiguration approach using optimal power flow technique and sensitivity analysis for loss reduction", *IEEE Power Engineering Society General Meeting*, v. 1, n. 1, pp. 1-5.
- [73] SU, C. T., LEE, S. C., 2001, "Feeder reconfiguration and capacitor setting for loss reduction of distribution systems". *Electric Power Systems Research*, v. 58, n. 2, pp. 97-102.
- [74] MONTICELLI, A., 1983, *Fluxo de Carga em Redes de Energia Elétrica*. Edgar Blücher.
- [75] DIEU, V. N., ONGSAKUL. W., 2007, "Enhanced merit order and augmented Lagrange Hopfield network for hydrothermal scheduling", *Electrical Power and Energy Systems*, n. 28 (October), pp. 1-7.