

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA "JÚLIO DE MESQUITA FILHO"

FACULDADE DE ENGENHARIA DE ILHA SOLTEIRA

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

MARCOS CÉLIO DE SOUSA

**ALOCÇÃO DE BANCOS DE CAPACITORES EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO
RADIAIS USANDO BUSCA DISPERSA**

Ilha Solteira

2015

MARCOS CÉLIO DE SOUSA

**ALOCÇÃO DE BANCOS DE CAPACITORES EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO
RADIAIS USANDO BUSCA DISPERSA**

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

Área de Conhecimento: Automação.

Prof. Dr. Rubén Augusto Romero Lázaro

Orientador

Ilha Solteira

2015

FICHA CATALOGRÁFICA

Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

S725a Sousa, Marcos Célio de.
Alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição radiais usando busca dispersa / Marcos Celio de Sousa. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2015
103 f. : il.

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

Orientador: Rubén Augusto Romero Lázaro

Inclui bibliografia

1. Otimização de sistemas de distribuição. 2. Alocação de bancos de Capacitores. 3. Busca dispersa.

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO: Alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição radiais usando busca dispersa

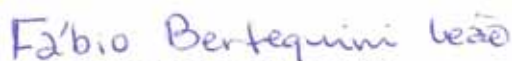
AUTOR: MARCOS CÉLIO DE SOUSA

ORIENTADOR: Prof. Dr. RUBEN AUGUSTO ROMERO LAZARO

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



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



Prof. Dr. FÁBIO BERTEQUINI LEÃO
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira



Prof. Dr. EDUARDO NOBUHIRO ASADA
Departamento de Engenharia Elétrica / Escola de Engenharia de São Carlos-Usp

Data da realização: 06 de fevereiro de 2015.

DEDICO

A minha irmã Crisálida dos Santos Alves
Feitosa que embora tenha partido, trouxe toda
felicidade e alegria a nossa família.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar a Deus pela dádiva da vida, e por ter me abençoado com a força da persistência, em buscar e lutar por aquilo que acredito.

Ao meu irmão João de Sousa, que foi a causa de todo o meu sucesso.

A toda minha família por acreditar em mim, e por toda força e apoio recebido.

A minha esposa Neila Marcione Lopes, pela compreensão, companhia e incentivo que me deu durante toda essa árdua caminhada.

Ao professor Dr. Rubén Augusto Romero Lázaro, companheiro e orientador a quem sou muito grato por toda ajuda, apoio e confiança que me proporcionou.

Ao comandante geral do Corpo de Bombeiros Militar do Estado de Mato Grosso, Coronel Aderson José Barbosa, ao meu comandante e aos meus superiores hierárquicos: Tenente-coronel BM Paulo Eduardo de Carvalho Wolkmer, Tenente-Coronel BM Cesar C. Viana de Brum, Major BM Marcelo Augusto Carvalho, 1º Tenente BM Fernando Rodrigues Neto, e a todos meus amigos da corporação pela confiança e apoio recebido antes e durante o ingresso no Mestrado.

A todos meus amigos do laboratório LAPSEE que me ajudaram direta ou indiretamente, para que eu pudesse concluir todo esse trabalho.

A todos os professores do LAPSSE que de forma direta ou indireta me instruíram para que eu pudesse alcançar com êxito essa vitória.

Ao meu amigo e companheiro Leonardo Henrique Faria Macedo Possagnolo pela grande ajuda prestada, pela paciência e dedicação que o mesmo se propôs, sem o qual essa vitória não seria possível.

“Não importa o quanto saímos feridos de uma batalha, o importante é que vencamos a guerra.”

Próprio autor

RESUMO

Neste trabalho é apresentada uma metodologia, baseada na meta-heurística de Busca Dispersa, para resolver o problema de alocação de bancos de capacitores em redes de distribuição radiais. Foram feitas novas propostas, objetivando a melhoria do tempo de processamento e convergência do método. A função objetivo a ser minimizada incorpora os custos totais de investimentos (aquisição, instalação e manutenção) e de operação. Para o cálculo do ponto de operação do sistema foi implementado um algoritmo de Fluxo de Carga de varredura. O método considera a instalação de bancos de capacitores fixos e chaveados. Os resultados obtidos com o algoritmo implementado reduziram as perdas elétricas e melhoraram o perfil de tensão do sistema, sendo comparados com os obtidos por outros dois métodos alternativos para o mesmo problema. A metodologia proposta foi implementada em linguagem MATLAB e testada em quatro sistemas presentes na literatura: o de 34, 136, 202 e 400 barras. A partir dos resultados foi verificado que a metodologia apresentou um bom desempenho.

Palavras-chave: Otimização de sistemas de distribuição. Alocação de bancos de capacitores. Planejamento de sistemas de distribuição. Programação não linear inteira mista. Meta-heurística. Busca dispersa.

ABSTRACT

This work proposes a methodology, based on the Scatter Search metaheuristic, to solve the problem of capacitor placement in radial distribution networks. New proposals were made to achieve a better convergence and computer performance of the method. The objective function to be minimized incorporates the total value of investments (acquisition, installation and maintenance of capacitor banks) and also operational costs. To obtain the operation state of the system, a specialized radial load flow algorithm is used. The method also considers the installation of fixed and switched capacitor banks. The results show that loss reduction and voltage profile improvement can be achieved with the installation of capacitor banks in the network, they were compared with those obtained by two alternative methods for the same problem. The methodology was implemented in MATLAB and tested with four systems presented in literature: the 34 bus, 136 bus, 202 bus and 400 bus systems. From the obtained results it was verified that the methodology presented a good performance.

Keywords: Distribution system optimization. Optimal placement of capacitors banks. Distribution system planning. Nonlinear mixed-integer programming. Metaheuristic. Scatter search.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Duas barras de um sistema de distribuição radial.....	31
Figura 2 - Corrente que sai de j em ramos das camadas inferiores	33
Figura 3 - Sistema de 14 barras antes de ser ordenado.....	35
Figura 4 - Sistema de 14 barras após feita a ordenação	35
Figura 5 - Fluxograma do algoritmo de Busca Dispersa.....	49
Figura 6 - Codificação da proposta de solução	58
Figura 7 - Algoritmo para análise da sensibilidade na FO	58
Figura 8 - Conjunto de soluções iniciais	59
Figura 9 - Conjunto de soluções de qualidade.....	59
Figura 10 - Recombinação de duas soluções.....	60
Figura 11 - Correção dos dados de uma proposta de solução	61
Figura 12 - Mudança de um BC para as barras vizinhas.....	62
Figura 13 - Fluxograma do algoritmo de Busca Dispersa especializado para o PABCSDR ..	63
Figura 14 - Sistema de 34 barras	65
Figura 15 - Perfil de tensão no sistema de 34 barras antes e depois da alocação dos BCs	66
Figura 16 - Evolução do algoritmo de BD no sistema de 34 barras.....	67
Figura 17 - Sistema de 136 barras	68
Figura 18 - Perfil de tensão no sistema de 136 barras antes e depois da alocação dos BCs ...	70
Figura 19 - Evolução do algoritmo de BD no sistema de 136 barras.....	71
Figura 20 - Sistema de 202 barras	73
Figura 21 - Perfil de tensão no sistema de 202 barras antes e depois da alocação dos BCs ...	74
Figura 22 - Evolução do algoritmo de BD no sistema de 200 barras.....	75
Figura 23 - Sistema de 400 barras	77
Figura 24 - Perfil de tensão no sistema de 400 barras antes e depois da alocação dos BCs ...	78
Figura 25 - Evolução do algoritmo de BD no sistema de 400 barras.....	79

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Resultados das perdas de potência e dos custos no estado inicial do sistema de 34 barras	65
Tabela 2 - Resultados e reduções das perdas e dos custos após alocação dos BCs no sistema de 34 barras.....	67
Tabela 3 - Resultados das perdas de potência e dos custos no estado inicial do sistema de 136 barras	69
Tabela 4 - Resultados e reduções das perdas e dos custos após alocação dos BCs no sistema de 136 barras.....	71
Tabela 5 - Resultados da alocação dos BCs para o sistema de 136 barras.....	72
Tabela 6 - Resultados das perdas de potência e dos custos no estado inicial do sistema de 202 barras	73
Tabela 7 - Resultados e reduções das perdas e dos custos após alocação dos BCs no sistema de 202 barras.....	75
Tabela 8 - Resultados da alocação dos BCs para o sistema de 202 barras.....	76
Tabela 9 - Resultados das perdas de potência e dos custos no estado inicial do sistema de 400 barras	77
Tabela 10 - Resultados e reduções das perdas e dos custos após alocação dos BCs no sistema de 400 barras.....	79
Tabela 11 - Resultados da alocação dos BCs para o sistema de 400 barras.....	80
Tabela 12 - Resultados obtidos para os sistemas testados antes e depois da alocação dos BCs	80
Tabela 13 - Dados do sistema de 34 barras	86
Tabela 14 - Dados do sistema de 136 barras	87
Tabela 15 - Dados do sistema de 202 barras	90
Tabela 16 - Dados do sistema de 400 barras	95

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

PNLIM	Programação Não Linear Inteira Mista
PLIM	Programação Linear Inteira Mista
BC	Banco de Capacitor
FC	Fluxo de Carga
SDEE	Sistema de Distribuição de Energia Elétrica
SE	Subestação
CSD	Conjunto de Soluções com Diversidade
CSQ	Conjunto de Solução de Qualidade
BD	Busca Dispersa
AG	Algoritmo Genético
RT	Regulador de Tensão
MLIM	Modelo Linear Inteiro Misto
MCSOIM	Modelo Cônico de Segunda Ordem Inteiro Misto
PABCSDR	Problema de Alocação de Bancos de Capacitores em Sistemas de Distribuição Radiais

LISTA DE SÍMBOLOS

Conjuntos:

Ω_b	Conjunto de barras.
Ω_l	Conjunto de ramos.
Ω_d	Conjunto de níveis de demanda.

Constantes:

V_{ref}	Tensão na barra de referência.
S_b	Potência base do sistema.
V_b	Tensão na base do sistema.
$\bar{S}_i^D$	Potência complexa absorvida na barra i .
r_{ij}	Resistência do ramo ij .
x_{ij}	Reatância do ramo ij .
c_d^{ls}	Custos das perdas no nível de demanda d .
α_d	Número de horas no nível de demanda d .
k_{bc}	Taxa de recuperação do capital da instalação e manutenção dos BCs.
c^{bc}	Custo de instalação e manutenção de um BC fixo.
c^{sw}	Custo de instalação e manutenção de um BC chaveado.
c^{un}	Custo unitário de BC padrão.
g_{ij}	Condutância do ramo ij .
b_{ij}	Susceptância do ramo ij .
b^{bc}	Susceptância de um módulo de capacitores.
$\underline{V}$	Limite mínimo do módulo da tensão nas barras do sistema.
$\bar{V}$	Limite máximo do módulo da tensão nas barras do sistema.
$\bar{I}_{ij}$	Fluxo máximo de corrente pelo ramo ij .
$\bar{n}^{bc}$	Número máximo de módulos de capacitores que podem ser instalados em um nó do sistema.
$\bar{m}^{bc}$	Número máximo de BCs que podem ser instalados no sistema.
$P_{i,d}^D$	Demanda de potência ativa na barra i , no nível de demanda d .
$Q_{i,d}^D$	Demanda de potência reativa na barra i , no nível de demanda d .

Variáveis Contínuas:

ΔP_{ativa}	Variação das perdas ativas.
--------------------	-----------------------------

$\dot{V}_i$	Fasor tensão na barra i .
V_i^r	Parte real do fasor tensão na barra i .
V_i^m	Parte imaginária do fasor tensão na barra i .
$\dot{I}_i$	Fasor corrente absorvida pela carga na barra i .
$\dot{I}_{ij}$	Fasor corrente no ramo ij .
I_{ij}^r	Parte real do fasor corrente no ramo ij .
I_{ij}^m	Parte imaginária do fasor corrente no ramo ij .
P_{ij}^{ls}	Perdas ativas no ramo ij .
Q_{ij}^{ls}	Perdas reativas no ramo ij .
P^{ls}	Perdas ativas no sistema.
Q^{ls}	Perdas reativas no sistema.
$V_{i,d}$	Módulo da tensão na barra i no nível de demanda d .
$\theta_{ij,d}$	Ângulo da tensão entre a barra i e a barra j , no nível de demanda d .
$P_{i,d}^S$	Potência ativa fornecida pela subestação na barra i , no nível de demanda d .
$Q_{i,d}^S$	Potência reativa fornecida pela subestação na barra i , no nível de demanda d .
$P_{ij,d}$	Fluxo de potência ativa no ramo ij , no nível de demanda d .
$Q_{ij,d}$	Fluxo de potência reativa no ramo ij , no nível de demanda d .
$I_{ij,d}^r$	Parte real do fluxo de corrente no ramo ij , no nível de demanda d .
$I_{ij,d}^m$	Parte imaginária do fluxo de corrente no ramo ij , no nível de demanda d .

Variáveis Binárias:

q_i^{bc}	Variável binária de decisão associada a alocação de um BC no nó i .
q_i^{sw}	Variável binária associada a alocação de um BC chaveado no nó i .

Variáveis Inteiras:

$n_{i,d}^{bc}$	Número de módulos de capacitores instalados no nó i , no nível de demanda d .
m_i^{bc}	Número de BCs fixos ou chaveados instalados no sistema.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	OBJETIVO.....	18
1.2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	19
1.2.1	Métodos exatos	19
1.2.2	Métodos meta-heurísticos.....	21
1.2.3	Métodos heurísticos.....	25
1.3	COMENTÁRIOS FINAIS SOBRE A REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	27
1.4	CONTRIBUIÇÕES.....	28
1.5	ESTRUTURA DO TRABALHO.....	28
2	FLUXO DE CARGA DE VARREDURA	30
2.1	CÁLCULO DAS CORRENTES.....	31
2.2	CÁLCULO DAS TENSÕES NAS BARRAS	33
2.3	CÁLCULO DAS PERDAS.....	33
2.4	ESTRUTURA DO ALGORITMO	34
2.5	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	36
3	A META-HEURÍSTICA DE BUSCA DISPERSA	38
3.1	META-HEURÍSTICAS	38
3.1.1	Simulated annealing (SA).....	39
3.1.2	Algoritmo genético (AG).....	40
3.1.3	Tabu search.....	42
3.1.4	Greedy randomized adaptive search procedure (GRASP)	43
3.2	DESENVOLVIMENTO DA META-HEURÍSTICA DE BUSCA DISPERSA.....	45

3.3	DESCRIÇÃO DA BUSCA DISPERSA	46
3.3.1	Modelo de busca dispersa proposta por Glover	47
3.4	IMPLEMENTAÇÕES DE PROPOSTAS AO MODELO BÁSICO DE BUSCA DISPERSA.....	51
3.4.1	Conjunto de Soluções de Qualidade	51
3.4.2	Execução do método de atualização dinâmica do CSQ	51
3.5	ESTRATÉGIAS AVANÇADAS.....	52
4	META-HEURÍSTICA DE BD APLICADA AO PABCSDR.....	55
4.1	MODELO MATEMÁTICO DO PABCSDR.....	55
4.2	CÁLCULO DA FUNÇÃO OBJETIVO PENALIZADA	57
4.3	CODIFICAÇÃO DE UMA PROPOSTA DE SOLUÇÃO	57
4.4	GERAÇÃO DO CONJUNTO INICIAL DE SOLUÇÕES.....	58
4.5	CONJUNTO DE SOLUÇÃO DE QUALIDADE.....	59
4.6	GERAÇÃO DO SUBCONJUNTO DE SOLUÇÕES.....	60
4.7	MELHORAMENTO DAS SOLUÇÕES	60
4.8	ATUALIZAÇÃO DO CSQ.....	62
4.9	FLUXOGRAMA DO ALGORITMO PARA RESOLVER O PABCSDR	63
5	RESULTADOS.....	64
5.1	SISTEMA DE 34 BARRAS	64
5.2	SISTEMA DE 136 BARRAS	68
5.3	SISTEMA DE 202 BARRAS	72
5.4	SISTEMA DE 400 BARRAS	76
6	CONCLUSÕES	81
	REFERÊNCIAS	82
	ANEXO A: DADOS DOS SISTEMAS TESTE.....	86

SISTEMA DE 34 BARRAS	86
SISTEMA DE 136 BARRAS	87
SISTEMA DE 202 BARRAS	90
SISTEMA DE 400 BARRAS	95

1 INTRODUÇÃO

O sistema de distribuição de energia é aquele que está ligado com a própria topografia das cidades ao longo de ruas e avenidas para conectar fisicamente o sistema de transmissão ou mesmo unidades geradoras de médio e pequeno porte, aos consumidores finais da energia elétrica (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA- ANEEL, 2013). Assim como ocorre com o sistema de transmissão, a distribuição também é composta por fios condutores, transformadores e equipamentos diversos de medição, controle e proteção das redes elétricas. Todavia, de forma bastante distinta do sistema de transmissão, o sistema de distribuição é muito mais extenso e ramificado, pois deve chegar aos domicílios e endereços de todos os seus consumidores. Grande parte das linhas de transmissão com tensão entre 69 kV e 138 kV são de responsabilidades das empresas distribuidoras. Essas linhas são também conhecidas no setor como “linhas de subtransmissão” (ANEEL, 2013).

Podemos definir bancos de capacitores como sendo fontes de potência reativa, cujo objetivo de sua aplicação em sistemas de potência é a compensação de potências reativas produzidas por cargas indutivas ou reatância de linhas, ou seja, serve para corrigir o fator de potência. Existem dois tipos de banco de capacitores: os fixos e os chaveados (ANEEL, 2013).

Os bancos de capacitores chaveados podem atuar em condições pré-definidas (períodos ou eventos) de acordo com a necessidade específica. Os bancos de capacitores fixos são recomendados para a correção de cargas constantes (MONTICELLI, 1983).

Os bancos de capacitores chaveados podem ser automáticos, ou seja, realizam uma compensação automática por meio de sinais de tensão e corrente ligando e desligando módulos capacitivos de acordo com a necessidade (MONTICELLI, 1983). Quando adequadamente utilizados permitem a obtenção de um conjunto de benefícios correlatos, que incluem a redução de perdas de energia, correção de perfis de tensões, controle dos fluxos de potência, melhoria do fator de potência e aumento da capacidade do sistema (MONTICELLI, 1983). Aspectos operacionais também são levados em conta, pois geram restrições que não podem ser desprezadas quando se planeja instalar capacitores em uma rede elétrica real.

Os benefícios reais obtidos com a instalação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição dependem das características dos equipamentos e da forma como é feita essa ins-

talação. Especificamente, dependem do número e tamanho dos bancos de capacitores, de sua localização, do tipo (fixos ou chaveados) e do esquema de controle utilizado. Neste trabalho, o problema de alocação de bancos de capacitores, restringe-se ao problema de encontrar a quantidade e a localização usando como metodologia a meta-heurística de BD.

Em função das não-linearidades referente a este tipo de abordagem, modelos baseados em métodos heurísticos de otimização têm sido utilizados com frequência. Todavia a alocação de bancos de capacitores se caracteriza como um problema de otimização não-linear inteiro misto de difícil solução.

Neste trabalho é apresentada uma metodologia baseada na meta-heurística de BD apresentada em Laguna e Martí (2003), sendo um método evolucionário, cujos conceitos e princípios foram propostos na década de 1970, e suas bases foram formuladas antes dos anos 1960. Suas estratégias consistem em efetuar buscas que enfatizam a diversificação e intensificação, atuando sobre um conjunto de soluções de qualidade (CSQ).

Para que seja implementado o algoritmo de BD é necessário seguir algumas etapas. A primeira etapa consiste em implementar o método de geração de soluções com diversidade, que gera uma coleção de soluções distintas de forma a representar o espaço de busca de maneira abrangente. A segunda etapa consiste em aplicar o método de melhoramento de soluções, e é aplicado sempre que existirem soluções ineficazes ou que poderão ser melhoradas através de uma heurística de busca local.

A terceira etapa é a que incorpora no CSQ as melhores soluções encontradas durante todo o processo, chamado método de atualização do CSQ. A quarta etapa é aquela em que são gerados os subconjuntos de soluções a partir do CSQ, para que posteriormente sejam submetidas à quinta etapa que é o chamado método de combinação de soluções. Neste método são geradas uma ou mais soluções, a partir da combinação das soluções de cada subconjunto de soluções gerado pelo método de geração de subconjuntos.

1.1 OBJETIVO

O objetivo deste trabalho é implementar um algoritmo especializado, baseado na meta-heurística de Busca Dispersa, para resolver o problema de alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição radiais.

1.2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Alguns trabalhos foram destacados no tocante a alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição radiais.

O objetivo deste capítulo é apresentar um estudo bibliográfico de maneira que seja possível aprofundar a pesquisa das principais metodologias de soluções para o problema de alocação de bancos de capacitores.

O problema de alocação de bancos de capacitores para redução de perdas de energia em sistemas de distribuição, foi bastante pesquisado durante a segunda metade do século XX, sendo abundante na literatura publicada descrevendo os algoritmos de alocação.

Os métodos analisados neste tópico consistem em: métodos exatos, métodos heurísticos e métodos meta-heurísticos.

1.2.1 Métodos exatos

Estes métodos costumam ser eficientes apenas em instâncias de pequeno e médio porte, pois o tempo de execução de certa forma aumenta consideravelmente com o tamanho da instância, restringindo dessa forma o uso prático destes algoritmos.

Entre os métodos exatos podemos citar; a programação dinâmica, métodos baseados em relaxação Lagrangeana e métodos baseados em programação linear e inteira, tais como *branch and bound*, *branch and cut*, *branch and price* e *branch and cut and price* (NEAGLE; SAMSONE, 1956). Grande parte destas técnicas são desenvolvidas para serem flexíveis e independentes de domínio, a fim de serem aplicáveis a uma grande variedade de problemas práticos e sem uso intenso de estratégias específicas.

Em Szuvovivski (2008) foi apresentado uma técnica utilizando algoritmos genéticos com o fluxo de potência ótimo tomando como base o método primal e dual de pontos interiores, para com isso resolver problemas de otimização multiobjetivo de alocação de bancos de capacitores e reguladores de tensão em sistemas de distribuição. A formulação matemática considera a minimização dos custos das perdas de potência ativa na rede penalizando violações nos limites e nas quedas de tensões, e também dos custos dos bancos de capacitores e dos reguladores de tensão. Os resultados foram apresentados para os sistemas de 11 e 70 barras, e a metodologia aplicada mostrou-se eficiente na solução de problemas de otimização, tendo todos os custos envolvidos na função objetivo reduzidos após a alocação dos dispositivos de regulação.

Em Haffner (2009) é apresentado um modelo de Otimização Linear Inteiro Misto para alocação e também a realocação de bancos de capacitores fixos e chaveados em redes de distribuição, dessa forma o modelo desenvolvido considerou a variação diária da carga, possibilitando assim determinar de maneira simultânea o tap ótimo de operação dos transformadores de distribuição, minimizando os custos totais de investimentos na aquisição, instalação e remoção, e também na manutenção e custos relativos às violações dos limites de tensão. Comparando os resultados foi observado grande proximidade entre os resultados obtidos pelo modelo linear apresentado e a solução do fluxo de carga, ou seja, a utilização do melhor tap para os transformadores de distribuição com as soluções sem ajustes, mostrando dessa forma grande importância deste ajuste para manter as tensões dentro dos limites pré-estabelecidos, no entanto ele se mostrou pouco eficiente em relação a redução das perdas. Esta metodologia apresenta uma solução de boa qualidade, uma vez que a solução deste foi aproximada da solução do fluxo de carga não linear.

Em Gonçalves (2013) foram apresentados modelos de Programação Linear Inteiro Misto convexos para resolver problemas de otimização de sistemas de distribuição de energia elétrica radiais, na qual foram destacados os planejamentos das operações dos sistemas de distribuição radiais, considerando a existência de geradores distribuídos e também reguladores de tensão. Também merece destaque os problemas envolvendo a alocação de bancos de capacitores e reguladores de tensão em sistemas de distribuição radiais. Com o objetivo de minimizar os custos das perdas diárias de energia, foram definidos os ajustes mais adequados da injeção de potência ativa e reativa dos geradores distribuídos, e também o número de bancos de capacitores em operação bem como a posição do tap dos reguladores de tensão, ainda dentro deste contexto e com o intuito de minimizar os custos do investimento total anual e das perdas de energia, foi realizado o recondutoramento de circuitos existentes, a construção e seleção do tipo de condutor dos novos circuitos, bem como a alocação dos bancos de capacitores e reguladores de tensão.

Nas formulações propostas foram usados modelos matemáticos que representam um problema de Programação Linear Inteiro Misto para modelar o cálculo do ponto de operação em regime permanente do sistema de distribuição radial.

No trabalho de Ribeiro (2013) são apresentados dois modelos, um de Programação Linear Inteiro Misto e outro de Programação Cônica de Segunda Ordem Inteiro Misto, tais modelos serviram para resolver o problema de alocação de bancos de capacitores ao longo dos alimentadores primários de sistemas de distribuição de energia elétrica radiais, cujo pro-

pósito é de melhorar o perfil de tensão e minimizar os custos das perdas de energia e de investimento. O uso dos modelos garante a convergência para uma boa solução usando ferramentas de otimização clássica existentes, a conclusão do uso desses modelos foi que os mesmos apresentaram bons resultados exatos para calcular o ponto de operação em regime permanente.

O ponto de operação em regime permanente de um sistema de distribuição radial pode ser calculado usando um problema linear inteiro misto. O modelo linear inteiro misto pode ser utilizado para modelar outros problemas de otimização de sistemas de distribuição radiais usando expressões lineares e resolvê-los utilizando técnicas de otimização clássica (como por exemplo, um algoritmo de *Branch and Bound*).

O ponto de operação em regime permanente de um sistema de distribuição radial pode também ser calculado usando um problema de programação cônica de segunda ordem. O modelo é simples, funcional e não possui acréscimos de variáveis contínuas, variáveis binárias e nem restrições, tornando-o mais rápido e computacionalmente do que o modelo linear inteiro misto.

O modelo linear inteiro misto (MLIM) e o modelo cônico de segunda ordem (MCSO) foram implementados na linguagem de modelagem AMPL (FOURER, 2003), e foram resolvidos com o *solver* comercial CPLEX (CPLEX, 2008), ambos os *solvers* foram chamados com suas opções padrões.

1.2.2 Métodos meta-heurísticos

As meta-heurísticas são conceitos que normalmente generalizam as técnicas utilizadas nos métodos heurísticos aplicáveis a muitos tipos de problemas, portanto a ideia fundamental de uma meta-heurística consiste em analisar ou visitar apenas um conjunto reduzido do espaço de busca, considerando que este espaço seja relativamente grande. A meta-heurística teve seu início em 1951 com os trabalhos de Robbins e Monro, na qual foram apresentados métodos estocásticos de otimização, mais o termo meta-heurística foi apresentado pela primeira vez em 1986 por Glover.

Ao logo do tempo foram surgindo vários trabalhos na aplicação do campo dos algoritmos heurísticos, logo com a popularidade das meta-heurísticas muitos pesquisadores passaram a investigar sua possibilidade de uso em aplicações de engenharia de potência, em particular os Algoritmos Genéticos, *Simulated Annealing* e outros, foram implementados no problema de alocação de capacitores.

Em Duran (1968) foi apresentada uma abordagem de programação dinâmica para encontrar o tamanho, a quantidade e a localização dos bancos de capacitores fixos no alimentador com cargas discretas. Alguns algoritmos foram apresentados em situações que envolviam custos de capacitores proporcional a capacidade instalada, mais custo fixo por banco de capacitor.

No trabalho de Chiang (1990) foi apresentado um novo conceito referente ao problema de alocação de bancos de capacitores, tal conceito é um problema que envolve otimização combinatória com uma função objetivo não diferenciável. A metodologia proposta baseia-se na meta-heurística *Simulated Annealing*, e tem como principal função determinar a localização, tipo e tamanho dos bancos de capacitores, considerando diferentes níveis de carga.

Em Boone e Chiang (1993) foi apresentada uma proposta utilizando o AG para resolver o problema da alocação de bancos de capacitores fixos em sistemas de distribuição radiais. Na função objetivo encontra-se os custos totais das perdas de energia, e os custos de alocação dos bancos de capacitores, incluindo compra, instalação e manutenção. Os autores chegaram a conclusão, de que o AG foi bem eficiente no que diz respeito ao problema da alocação de capacitores fixos em sistemas de distribuição radiais devido à grande facilidade de lidar com funções objetivo não-diferenciáveis, habilidade em encontrar a melhor solução global, e também sua boa velocidade computacional. Os resultados experimentais mostraram que o AG encontrou rapidamente a região no espaço de busca contendo a solução ótima global do problema de alocação de capacitor fixo, dessa forma estes resultados impulsionam a extensão do AG para o problema da alocação de capacitor fixo/chaveado.

Em Glover (1998) foi publicado uma versão mais específica do método, onde ficou esclarecido e simplificado muitas das ideias expostas em trabalhos anteriores. Esta publicação teve um grande impacto no mundo científico, e como tal serviu como referência padrão da BD.

Em Glover, Laguna e Marti (2000) foram apresentadas as aplicações mais recentes do método de BD na resolução de problemas envolvendo otimização combinatória. Sendo que foi realizado uma ligação deste método com a metodologia *Path Relinking*.

Em Glover, Laguna e Marti (2000) aparecem novas aplicações e ideias a respeito da BD e *Path Relinking*, sendo debatido a eficácia do método em aplicações recentes, como: *Neural Network Training*, *Muti-Objective Routing Problem*, *OpQuest: A Commercial Implementation*, *A Context-Independent Method for Permutation Problems*, *Classical Vehicle Routing*, *Matrix Bandwidth Minimization e Arc Crossing Minization*.

Em Marti, Laguna e Campos (2002) foi realizada uma analogia do desempenho do método de BD e do AG, na busca de soluções ótimas para os problemas de permutação e observaram que usando os mesmos critérios e problemas, a BD encontrou soluções de qualidade média superior às obtidas pelo AG.

Em Campos et al. (2001) foi utilizada a BD direcionada para encontrar soluções de alta qualidade em problemas que envolviam ordenação linear.

Em Souza (2004) foi apresentado um modelo com o objetivo de resolver o problema de alocação de bancos de capacitores, e um algoritmo micro genético com lógica *fuzzy*. Neste caso é incorporado na função objetivo o ganho econômico obtido pela redução de perdas de energia elétrica, indo de encontro ao custo de aquisição, e instalação dos bancos de capacitores tanto fixos quanto chaveados. É usado um programa simples de fluxo de carga, porém muito eficiente para avaliar cada indivíduo do algoritmo micro genético, assim o modelo calcula na rede de distribuição o controle dos bancos, a localização e o tamanho.

Em Chiou (2004) foi apresentado uma metodologia com o intuito de solucionar o problema de alocação de bancos de capacitores para sistemas de grande porte com maior eficiência. Foi colocado em prática uma meta-heurística tomando como base a evolução diferencial híbrida da direção das formigas utilizando programação inteira. O objetivo da utilização de uma busca de colônia de formiga com evolução diferencial híbrida, é melhorar o operador de mutação para acelerar a busca de uma solução factível.

No trabalho de Brandini (2007) foi apresentado uma proposta de solução baseada na utilização da meta-heurística *Particle Swarm*, além disso foi realizada uma análise de influência dos parâmetros e da topologia de vizinhança do algoritmo proposto sobre o processo de convergência do problema estudado para soluções de boa qualidade. Um algoritmo híbrido composto pelo algoritmo *Particle Swarm*, e pelo operador de mutação, também foi proposto para resolver o problema analisado. Um outro fator que merece destaque neste trabalho é a manutenção da tensão das barras do sistema dentro dos limites exigidos, sendo que foi necessário variar o tap do transformador da subestação para os diferentes níveis de carga.

O algoritmo *Particle Swarm* empregado mostrou-se eficiente na resolução do problema de alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição radiais, apresentando reduções de perdas de energia, sendo que o bom desempenho deste algoritmo aplicado a topologia de vizinhança em círculo, foi devido em grande parte a sua baixa convergência em ótimos locais, já o algoritmo *Particle Swarm* híbrido apresentou soluções de melhor qualidade que o algoritmo *Particle Swarm* puro. Esse bom desempenho do algoritmo *Particle Swarm*

híbrido foi devido à diversidade da população obtida com as buscas locais que foram realizadas através do processo de mutação empregado.

Um outro fator importante que merece destaque é a variação dos taps do transformador da subestação, o qual contribuiu de maneira significativa tanto na minimização das perdas de energia, quanto na melhoria do perfil de tensão apresentado pelas barras dos sistemas de energia analisados. Os parâmetros do algoritmo *Particle Swarm* utilizados mostraram-se eficientes na busca de soluções de boa qualidade dentro do espaço de busca do problema, além de evitar que as partículas do algoritmo PSO saíssem da região factível do problema, sendo assim do ponto de vista comercial financeiro o algoritmo desenvolvido foi capaz de minimizar as perdas ao longo de um período de planejamento de um ano, dessa forma o algoritmo apresenta várias vantagens para concessionárias de distribuição de energia.

Em Rao, Narasimhamb e Ramalingaraju (2011) foi apresentado uma metodologia com o objetivo de reduzir as perdas de energia e melhorar o perfil de tensão. Os autores fizeram uma abordagem muito eficaz no tocante a alocação de capacitores em sistemas de distribuição radiais. A metodologia de solução é dividida em duas partes: na primeira parte os fatores de sensibilidade de perda são usados para determinar as barras que serão alocados capacitores, e na segunda parte é utilizado o algoritmo *Plant Growth Simulation Algorithm* para estimar o tamanho ideal dos capacitores nas barras selecionadas na primeira parte.

Uma das vantagens do método é que ele não necessita de qualquer parâmetro de controle externo, e a outra vantagem é que ele trabalha com a função objetivo e as restrições separadamente. As soluções encontradas pelo método proposto foram comparadas com outras metodologias aplicadas, e o método proposto pelos autores superou os outros em termos de qualidade da solução.

Em Raju, Murthy e Ravindra (2012) foi apresentado um novo algoritmo para resolver o problema de alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição radiais, cujo objetivo consiste em minimizar o custo total anual incluindo também o custo anual dos bancos de capacitores. O algoritmo faz uma espécie de varredura em todos os locais possíveis do sistema, para que dessa forma possa determinar o tamanho do banco alocado na barra. O algoritmo proposto foi comparado com o *Particle Swarm Optimization* e o AG, e foi verificado que as perdas de energia utilizando o algoritmo proposto foram expressivamente menores em comparação com os outros dois métodos. Um outro ponto a ser analisado é que ele pode ser classificado como um algoritmo de busca direta.

Em Singh e Rao (2012) foi apresentado uma abordagem de otimização por enxame de partículas (PSO) para resolver o problema de alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição radiais, cujo objetivo consiste na redução das perdas de energia e a manutenção da regulação de tensão. A função objetivo consiste em minimizar as perdas de energia e os custos totais de investimentos com a alocação dos bancos de capacitores. Foi analisado sistemas testes de 135 e 70 barras, e as soluções do método PSO foram comparadas com as soluções obtidas por *Tabu Search* (HUANG; YANG; HUANG, 1996), e os resultados demonstraram que o PSO gerou uma maior economia, menos perdas de energia, e melhorou o perfil de tensão em comparação com os outros métodos, além disso o tempo computacional do PSO é muito menor quando comparado com o AG.

Em Farahani et al. (2013) propõe, simultaneamente, alocar bancos de capacitores e fazer o recondutoramento do sistema, de forma a reduzir as perdas em redes de distribuição. Um algoritmo genético especializado é apresentado e os resultados demonstram que considerar ambos problemas simultaneamente leva a soluções de melhor qualidade que resolvê-los separadamente.

1.2.3 Métodos heurísticos

Os métodos heurísticos são metodologias de fácil aplicação quando comparados com métodos analíticos e de programação numérica, em contra partida seus resultados não têm nenhuma garantia de serem ótimos, na prática estes algoritmos encontram configurações ótimas de sistemas pequenos, e apenas configurações boas para sistemas elétricos de médio e grande porte.

Nas décadas de 1960 e 1970, quando iniciou-se a primeira fase das pesquisas relacionadas a este algoritmo, esta era a única maneira que existia para solucionar os complexos problemas de sistemas elétricos de grande porte, todavia a maioria destes algoritmos são robustos e de fácil entendimento, e os esforços computacionais destes algoritmos são muito pequenos. Muitas características e propriedades destes algoritmos podem ser usados na aplicação de algoritmos mais complexos, atuando de forma conjunta com meta-heurísticas, como *Simulated Annealing*, *Algoritmo Genético*, *Tabu Search*, etc.

Algoritmos heurísticos para o problema de alocação de capacitores são rápidos, mas sofrem da deficiência de convergirem para ótimos locais.

Em Cook (1959) foi apresentado um modelo na qual o autor analisou em uma carga uniformemente distribuída a aplicação de bancos de capacitores fixos, no entanto em vez de considerar redução de perdas de pico de carga, a economia baseou-se na redução de perdas de energia considerando uma carga variável no tempo. Ficou estabelecido que o local de bancos de capacitores fixos deveria estar baseado na carga reativa, dessa forma foi definido a regra dos $2/3$ significando que, para a máxima redução de perdas, um banco com tamanho $2/3$ do pico de carga reativa, tinha que ser instalado a uma distância da subestação igual a $2/3$ do comprimento total do alimentador.

Em Cook (1961) foi apresentada uma revisão na qual o autor amplia seus conceitos incluindo capacitores fixos e chaveados. Foram calculadas as economias tomando como base as perdas de energia e as reduções de perdas de pico de carga. O modelo de alimentador usado no trabalho anterior, é utilizado em uma carga variável no tempo, e é introduzido para lidar com o tempo de duração dos capacitores fixos.

Nos trabalhos de Grainger e Civanlar (1985) foi apresentado um trabalho para o controle de volt/var em sistemas de distribuição radiais, com o objetivo de minimizar a potência de pico e as perdas de energia, e também fornecer um perfil de tensão suave, ao longo de uma rede de distribuição com ramos laterais sob diferentes condições de cargas.

O trabalho dos autores foi desmembrado em três seções, na primeira seção o problema foi tratado como dois problemas desacoplados, sendo que o primeiro é referente ao problema de alocação de bancos de capacitores onde é determinado a localização, o tamanho e o controle em tempo real das chaves, especificando o número das mudanças do interruptor. O segundo refere-se ao problema de alocação de reguladores de tensão, o qual determina a localização e o controle em tempo real do número mínimo de reguladores operando no sistema. O objetivo dos dois problemas é a minimização das perdas de energia, e dessa forma manter o perfil de tensão dentro dos limites ao longo do sistema de distribuição.

Na segunda seção foi apresentado um método de solução, e na terceira resultados numéricos. Os resultados mostraram que a metodologia utilizada nas três seções ofereceu uma boa sustentação para implementação em sistemas reais.

Em Baran e Wu (1989) foram apresentadas uma formulação geral e uma metodologia eficaz de solução no tocante a alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição radiais. A principal função consiste em minimizar os custos de instalação dos bancos, e também os custos das perdas de potência ativa no sistema, e dessa forma manter a regulação de

tensão. Uma metodologia de solução foi desenvolvida para a decomposição do problema, dividindo-o em dois níveis, um mestre, chamado de problema principal, e um escravo. O problema mestre é um problema de programação inteira, e é utilizado para alocar os capacitores, o problema escravo funciona como uma subrotina usada pelo problema mestre, ainda existe uma decomposição que foi dividida em dois níveis, um superior e um inferior, no nível superior o problema consiste em determinar os tipos de capacitores, e no nível mais baixo também chamado de inferior, o problema consiste em determinar os tamanhos dos capacitores.

Em Mekhamer et al. (2002) foi apresentado um modelo no qual o autor introduziu duas novas heurísticas para compensação reativa em alimentadores radiais de distribuição. Os métodos foram considerados como ideias gerais que surgiram de estratégias de buscas heurísticas conduzindo a resultados melhores, as técnicas foram aplicadas a três alimentadores. Foram comparados resultados da aproximação proposta com métodos prévios para mostrar sua eficiência. Após implementação desses métodos, de forma a mostrar a proximidade ou o afastamento da solução ótima, um novo algoritmo usando técnica variacional foi apresentado para obtenção da alocação de bancos de capacitores de acordo com tamanhos padrões, e os resultados das simulações mostraram as vantagens dessa aproximação sobre algoritmos anteriores referente a alocação dos bancos de capacitores.

1.3 COMENTÁRIOS FINAIS SOBRE A REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A alocação de BCs é bastante utilizada nos problemas envolvendo sistemas de distribuição, com o objetivo de reduzir as perdas de energia e melhorar o perfil de tensão. São poucos os trabalhos que utilizam apenas reguladores de tensão para resolver este tipo de problema, e ainda pode se dizer que a alocação conjunta de bancos de capacitores e reguladores de tensão é um tema ainda pouco explorado, sendo assim, é possível dizer que todos os trabalhos citados, são problemas de PNLIM, no entanto não existe uma técnica de solução exata que encontre o ótimo global do problema. Sendo assim, poucos trabalhos usam técnicas de otimização clássica para resolver esses problemas, os quais normalmente consideram modelos relaxados. Destaca-se também que a utilização de meta-heurísticas e algoritmos Heurísticos foram muito utilizados como metodologia para resolver estes problemas, no entanto essas metodologias não garantem a solução ótima, e dependendo do problema podem exigir um alto esforço computacional.

1.4 CONTRIBUIÇÕES

A principal contribuição deste trabalho é a aplicação de uma meta-heurística, pouco utilizada na área de otimização de sistemas elétricos, a de Busca Dispersa, para resolver de forma eficiente o problema de alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição radiais de grande porte.

1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho foi desenvolvido da seguinte maneira: No capítulo 1 é apresentado a introdução desta dissertação, na qual é dado ênfase ao problema de alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição. Também foram apresentados os objetivos deste trabalho e a revisão bibliográfica, bem como os métodos analisados, ou seja, Métodos Exatos, Métodos Heurísticos e Métodos Meta-heurísticos.

No capítulo 2 é descrita toda a metodologia do fluxo de carga utilizando o método de varredura para sistemas radiais, o cálculo das correntes através do processo *backward*, cálculo das tensões nas barras através do processo *forward*, cálculo das perdas e a estrutura do algoritmo

No capítulo 3 é mostrada a metodologia da meta-heurística de BD, baseada em Laguna e Martí (2003), realçando a diversificação e intensificação atuando sobre um Conjunto de Solução de Qualidade (CSQ). Também é descrito o modelo de BD proposto por Glover, bem como algumas estratégias avançadas da meta-heurística. É destacado também algumas meta-heurísticas, como *Simulated Annealing*, *Algoritmo Genético*, *Tabu Search* e *GRASP*.

No capítulo 4 é apresentado a meta-heurística de BD aplicada ao PABCSDR, sendo que uma codificação inteira mista foi adotada para representar uma proposta de solução, e todos os passos foram implementados, começando com a geração do conjunto inicial de soluções até a última etapa que é a atualização do CSQ. Também é apresentado o modelo matemático do PABCSDR, sendo um problema de Programação não Linear Inteiro Misto, não convexo, e de difícil solução, cujo objetivo consiste em minimizar as perdas de energia e os custos dos bancos de capacitores.

No capítulo 5 foram apresentados os resultados, na qual a metodologia proposta foi testada inicialmente em quatro sistemas de distribuição, 34 barras, 136 barras, 202 barras, e

400 barras sendo que foram realizados testes, e dessa forma foi possível verificar o bom desempenho do algoritmo.

Finalmente no capítulo 6 foram apresentadas as conclusões, na qual foi destacado a eficiência do algoritmo de BD na resolução do PABCSDR, e também algumas considerações finais e perspectivas de trabalhos futuros.

2 FLUXO DE CARGA DE VARREDURA

O fluxo de carga (FC) é uma metodologia que permite calcular o estado de operação de uma rede elétrica em regime permanente. Além disso possibilita avaliar o desempenho da rede fornecendo subsídios para tornar a operação e o planejamento mais seguro e econômico, sendo a aplicação amplamente utilizada nessas duas áreas (GÓMEZ-EXPÓSITO; CONEJO; CAÑIZARES, 2011).

O problema de FC consiste na obtenção das condições de operação (magnitude e ângulo de fase dos fasores de tensão nodal, a partir dos quais podem ser determinados os fluxos de potência ativa e reativa) em regime permanente de uma rede de energia elétrica com topologia e níveis de geração e consumo conhecidos. Esse problema pode ser modelado matematicamente como um sistema de equações algébricas não lineares, cuja solução pode ser obtida utilizando o método iterativo de Newton. Entretanto, pelas características particulares dos sistemas de distribuição, existem métodos específicos (SHIRMOHAMMADI et al., 1988), rápidos e que apresenta boa convergência se comparado com o método de Newton. Apesar de possuir uma estrutura malhada, os sistemas de distribuição operam de forma radial (o que simplifica a complexidade do FC), apresentam alta relação R/X , e os circuitos tem comprimento muito variável, o que pode causar problemas de convergência ao se utilizar métodos usados para resolver o FC aplicados em sistemas de transmissão.

Consideram-se as seguintes hipóteses para um sistema de distribuição radial operando em regime permanente:

- As demandas das cargas são representadas por potências ativas e reativas constantes;
- O sistema é balanceado, e pode ser representado por um equivalente monofásico.

Neste trabalho utilizaremos o método de varredura para sistemas radiais (SHIRMOHAMMADI et al., 1988) sob todos os aspectos. O método utilizado possui um processo iterativo que faz um percurso das barras terminais em direção a barra de referência, e vice-versa, e por esse motivo é chamado método de varredura.

Para resolver o problema de FC utilizando este método, inicialmente escolhemos um valor para as tensões nas barras, cujo módulo geralmente é igual à tensão da barra de referên-

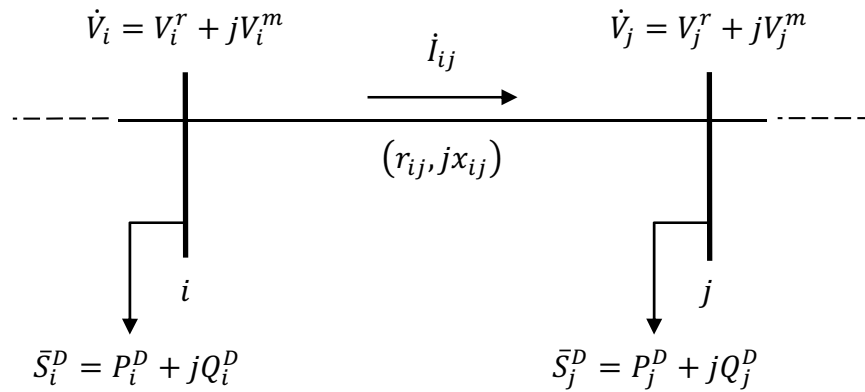
cia (1 pu), dessa forma as barras assumem a seguinte tensão: $\dot{V}_{ref} = V_{real} + jV_{imag} \rightarrow \dot{V}_{ref} = V_{real} + j0$, onde $\dot{V}_{ref}$ é o fasor tensão na barra de referência, V_{real} é a parte real e V_{imag} é a parte imaginária desse fasor. Sendo assim determinamos as correntes absorvidas em cada barra. Através do processo “*Backward*”, que começa nas barras terminais até a barra de referência, é possível calcular os valores das correntes em todos os ramos, e assim é possível ter uma estimativa da corrente que está saindo na barra de referência. Usando os valores das correntes calculadas em todos os ramos, inicia-se um processo conhecido como “*Forward*”, para calcular as tensões nas barras. Esse processo é repetido até que algum critério de parada seja satisfeito.

Neste trabalho, o critério de parada é a variação das perdas ativas entre duas iterações consecutivas. Esta variação das perdas ativas, cuja expressão é dada por ΔP_{ativa} , tem que ser menor ou igual a uma tolerância especificada, ou seja, $|\Delta P_{ativa}| \leq \varepsilon$ (BRANDINI, 2000).

2.1 CÁLCULO DAS CORRENTES

No processo *backward* do método de varredura, calculam-se as correntes absorvidas nas barras. Aqui fazemos as deduções para obter as expressões das correntes absorvidas nas barras em coordenadas retangulares. A Figura 1 ilustra um trecho de um sistema de distribuição, com duas barras, a partir do qual faremos as deduções a seguir.

Figura 1 - Duas barras de um sistema de distribuição radial



Fonte: Elaboração do autor

A potência complexa demandada na barra i , $\bar{S}_i^D$, e o fasor tensão na barra i , $\dot{V}_i$, são

definidos, respectivamente, por (1) e (2).

$$\bar{S}_i^D = P_i^D + jQ_i^D \quad (1)$$

$$\dot{V}_i = V_i^r + jV_i^m \quad (2)$$

onde P_i^D e Q_i^D são respectivamente os valores das demandas de potência ativa e reativa na barra i , e V_i^r e V_i^m são respectivamente as partes real e imaginária do fasor tensão na barra i . O fasor corrente absorvida na barra i , $\dot{I}_i$, é dada pelas equações (3) e (4).

$$\dot{I}_i = \left(\frac{\bar{S}_i^D}{\dot{V}_i} \right)^* \rightarrow \dot{I}_i^* = \frac{P_i^D + jQ_i^D}{V_i^r + jV_i^m} = \frac{(P_i^D + jQ_i^D)(V_i^r - jV_i^m)}{(V_i^r + jV_i^m)(V_i^r - jV_i^m)} \quad (3)$$

$$\dot{I}_i = \left(\frac{(P_i^D + jQ_i^D)(V_i^r - jV_i^m)}{(V_i^r)^2 + (V_i^m)^2} \right)^* = \frac{(P_i^D V_i^r + Q_i^D V_i^m) + j(P_i^D V_i^m - Q_i^D V_i^r)}{(V_i^r)^2 + (V_i^m)^2} \quad (4)$$

Separando (4) em parte real e imaginária, obtemos I_i^r e I_i^m , as partes real e imaginária do fasor corrente absorvida na barra i , respectivamente.

$$I_i^r = \frac{(P_i^D V_i^r + Q_i^D V_i^m)}{(V_i^r)^2 + (V_i^m)^2} \quad (5)$$

$$I_i^m = \frac{(P_i^D V_i^m - Q_i^D V_i^r)}{(V_i^r)^2 + (V_i^m)^2} \quad (6)$$

O fasor corrente que flui no circuito ij é dado por (7).

$$\dot{I}_{ij} = I_{ij}^r + jI_{ij}^m \quad (7)$$

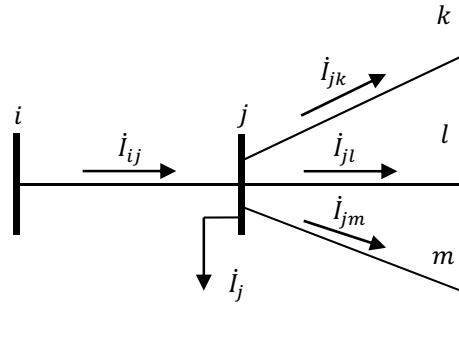
onde I_{ij}^r e I_{ij}^m são respectivamente as partes real e imaginária do fasor corrente no ramo ij .

A maneira como se calculam as correntes nos ramos é dada pela equação (8).

$$\dot{I}_{ij} = \dot{I}_j + \sum_{jl \in \Omega_l} \dot{I}_{jl} \quad (8)$$

sendo j a barra mais distante da subestação em cada ramo ij . $\dot{I}_j$ é a corrente absorvida pela carga na barra j . A equação (8) é aplicada da última para a primeira camada como mostrado na Figura 2.

Figura 2 - Corrente que sai de j em ramos das camadas inferiores



Fonte: Elaboração do autor

2.2 CÁLCULO DAS TENSÕES NAS BARRAS

No processo de *forward*, é preciso calcular as tensões nas barras do sistema. No caso da Figura 1, deve-se calcular a tensão na barra j a partir da tensão na barra i , considerada mais próxima da subestação. Aqui fazemos a dedução da expressão tensão na barra genérica j , em função da barra i , em coordenadas retangulares.

As equações (9) e (10) mostram uma forma de se obter o fasor tensão na barra i a partir do fasor tensão na barra j .

$$\dot{V}_i = V_i^r + jV_i^m = \dot{V}_j + (r_{ij} + jx_{ij})(I_{ij}^r + jI_{ij}^m) \quad (9)$$

$$V_i^r + jV_i^m = V_j^r + jV_j^m + (r_{ij}I_{ij}^r - x_{ij}I_{ij}^m) + j(r_{ij}I_{ij}^m + x_{ij}I_{ij}^r) \quad (10)$$

onde r_{ij} e x_{ij} são respectivamente, a resistência e a reatância do circuito ij .

Separando em parte real e imaginária, obtém-se as equações desejadas (11) e (12).

$$V_j^r = V_i^r - r_{ij}I_{ij}^r + x_{ij}I_{ij}^m \quad (11)$$

$$V_j^m = V_i^m - r_{ij}I_{ij}^m - x_{ij}I_{ij}^r \quad (12)$$

No processo *forward*, (11) e (12) devem ser aplicadas da primeira para a última camada.

2.3 CÁLCULO DAS PERDAS

A partir dos valores das correntes e tensões calculados anteriormente, é possível deduzir as equações das perdas nas linhas e no sistema. As perdas nas linhas podem ser calculadas como mostrado em (13).

$$\bar{S}_{ij}^{ls} = P_{ij}^{ls} + jQ_{ij}^{ls} = \Delta \dot{V}_{ij} I_{ij}^* = (r_{ij} + jx_{ij}) I_{ij} I_{ij}^* = (r_{ij} + jx_{ij}) I_{ij}^2 \quad (13)$$

onde $\bar{S}_{ij}^{ls}$ é o valor da potência complexa consumida pelo circuito ij , P_{ij}^{ls} e Q_{ij}^{ls} são respectivamente, as perdas ativa e reativa no circuito ij .

Separando (13) em parte real e imaginária, obtém-se (14) e (15), as expressões das perdas ativa e reativa no circuito ij .

$$P_{ij}^{ls} = r_{ij} I_{ij}^2 \quad (14)$$

$$Q_{ij}^{ls} = x_{ij} I_{ij}^2 \quad (15)$$

As perdas ativas e reativas totais no sistema são dadas por (16) e (17), respectivamente.

$$P^{ls} = \sum_{ij \in \Omega_l} r_{ij} I_{ij}^2 \quad (16)$$

$$Q^{ls} = \sum_{ij \in \Omega_l} x_{ij} I_{ij}^2 \quad (17)$$

O processo deve ser repetido até que $|\Delta P_{ativa}| \leq \varepsilon$.

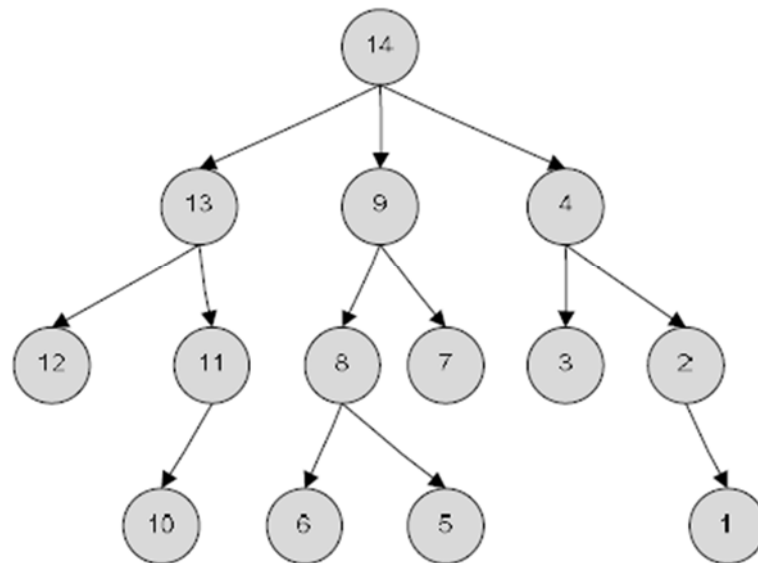
2.4 ESTRUTURA DO ALGORITMO

O algoritmo de fluxo de carga para sistemas radiais desenvolvido neste trabalho segue os seguintes passos abaixo:

1. Ler os dados de entrada do sistema considerado.
2. Definir a tolerância da variação das perdas ativas e reativas
3. Fazer uma ordenação dos ramos do sistema para que possamos identificar o sentido dos fluxos de potência, lembrando que essa ordenação é feita através da renumeração dos ramos por camada como mostrado nas Figura 3 e 4.
4. Após feita a ordenação das barras, aplicamos as equações descritas nesta seção para resolver o referido fluxo de carga radial.

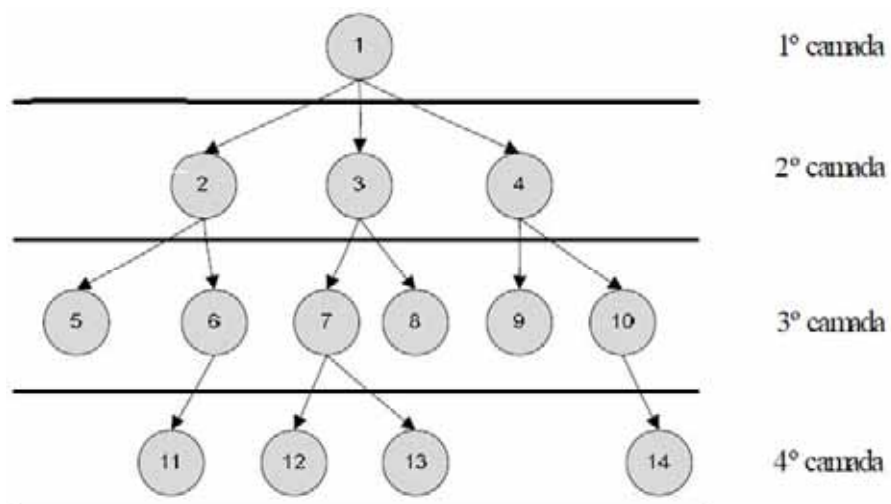
No passo 3 é feita a renumeração dos ramos do sistema de acordo com as camadas, onde todos os nós de uma camada são renumerados antes de se iniciar a renumeração da camada seguinte. A primeira camada é a dos ramos ligados à subestação. A próxima camada contém os ramos ligados à primeira camada, e as próximas camadas são determinadas usando essa mesma lógica. As Figuras 3 e 4 ilustram um sistema de distribuição com os ramos ordenados em camadas.

Figura 3 - Sistema de 14 barras antes de ser ordenado



Fonte: Oliveira (2011)

Figura 4 - Sistema de 14 barras após feita a ordenação



Fonte: Oliveira (2011)

2.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O cálculo do fluxo de potência é uma das ferramentas básicas em análise de sistemas elétricos. As equações de fluxo de potência podem ser aplicadas tanto em sistemas de grande porte quanto em pequenas instalações. Através da análise do fluxo de potência pode-se conhecer o desempenho de sistemas sob o ponto de vista de operação ou planejamento.

A operação de um sistema é considerada adequada quando os níveis de tensão permanecem dentro de determinadas faixas. Em sistemas de grande porte, na maioria das vezes, considera-se como normal, variações de tensão entre 0,93 pu e 1,05 pu. Valores fora desta faixa podem significar que o sistema opera precariamente, como por exemplo tensões da ordem de 0,90 pu em sistemas de pequeno porte (ANEEL, 2013). A análise de fluxo de potência deve também considerar os carregamentos dos componentes do sistema.

Um sistema de potência normalmente contém barras de carga e barras de geração. Ao se resolver as equações de fluxo de potência, normalmente adotam-se uma barra como referência também conhecida como barra de balanço ou barra infinita. O nome barra infinita vem do fato de que a tensão permanece constante independentemente do valor de corrente ou potência. O valor da tensão e do defasamento angular da barra de referência são conhecidos. O mais comum é adotar uma barra de geração como referência (MONTICELLI, 1983).

Uma outra denominação para as barras é classificá-las como barras PQ ou barras PV. Denominam-se barras PQ as barras onde os valores da potência ativa (P) e potência reativa (Q) são conhecidos, tanto as barras de geração quanto as barras de carga podem ser do tipo PQ. Nas barras do tipo PQ, as correspondentes tensões e defasamentos angulares são incógnitas nas equações de fluxo de potência. A barra PV é um tipo de barra com tensão controlada, ou em outras palavras, a barra onde se conhece a tensão e mantida constante através de injeções de reativos. Na barra PV, a potência ativa (P) e o módulo da tensão são conhecidos, e a potência reativa (Q) e o defasamento angular da tensão são incógnitas.

Portanto neste trabalho desenvolvido não existe barras do tipo PV, somente do tipo PQ, e temos apenas uma do tipo $V\theta$ (a subestação). Dessa forma iniciamos a solução do problema aplicando a tensão da barra de referência em todas as barras PQ, em seguida utilizamos o processo conhecido como “*backward*” para calcular as correntes de cada ramo com os dados de tensões das barras já obtidos.

O passo seguinte é determinar as novas tensões das barras utilizando o processo “*for-*

ward”, mais para isso devemos conhecer as novas correntes de todas as barras. Após esses procedimentos, calculamos as perdas ativas e reativas utilizando as equações desenvolvidas acima, em seguida verificamos o critério de parada do algoritmo.

Quando a variação das perdas ativas entre duas iterações consecutivas for menor que a tolerância estipulada o algoritmo para, sendo assim se o critério de parada não for satisfeito, serão executadas mais iterações, até que a variação das perdas ativas entre duas iterações consecutivas seja menor que a tolerância estipulada, ou ainda que o algoritmo ultrapasse o número limite de iterações.

3 A META-HEURÍSTICA DE BUSCA DISPERSA

Neste trabalho foi implementada a meta-heurística de BD para resolução do PAB-CSDR, tendo em vista que não foram verificados atualmente na literatura nenhum trabalho que resolve este problema utilizando esta metodologia. A meta-heurística de BD foi introduzida em 1977 por *Fred Glover*, e provém do inglês *Scatter Search*, incorporada como uma heurística para programação inteira, ela contrapõe o efeito aleatório dos processos de otimização, e propõe de forma robusta e sofisticada buscar o ordenamento de soluções dentro de um espaço de busca considerado. Foi baseada em estratégias apresentadas na *Management Science and Engineering Conference*, em Austin, Texas em setembro de 1967.

A metodologia apresentada sobre busca dispersa é baseada em (LAGUNA; MARTÍ, 2003). Sua metodologia é fundamentada em uma estratégia de busca que realça diversificação e intensificação, atuando sobre um Conjunto de Soluções de Qualidade (CSQ). Um resumo sobre este método pode ser encontrado em Martí, Laguna e Glover (2006).

3.1 META-HEURÍSTICAS

Com o objetivo de aprofundar no tema da pesquisa desenvolvida inicialmente foram feitas abordagens de algumas outras meta-heurísticas, servindo não só como analogias, mais também subsidiando o trabalho concernente a meta-heurística de BD.

A meta-heurística é um conjunto de conceitos que geralmente utiliza métodos heurísticos que podem servir na aplicação de diversos tipos de problemas, ou seja, combinam as ferramentas de busca local com técnicas de busca mais sofisticadas, cujo objetivo é suprir as dificuldades que estes tipos de busca possuem quando isoladas. O fato preponderante destas dificuldades é a maneira prematura em que as heurísticas conseguem alcançar ótimos locais, interrompendo dessa forma a busca. As meta-heurísticas desenvolvem técnicas inteligentes interagindo com as heurísticas, tornando dinâmica a heurística de busca através de vizinhança, em que cada etapa no processo de busca, o tamanho da vizinhança pode ser modificado, bem como a forma de composição desta.

O uso de meta-heurísticas teve início em 1951, quando foram apresentados métodos estocásticos de otimização. Entretanto, o termo meta-heurística foi apresentado pela primeira vez por Glover (1977). As aplicações e relevância das meta-heurísticas vem aumentando desde 1986, no entanto encontram-se trabalhos realizados desde a década de 1970.

Dentre uma variedade de meta-heurística existente pode-se destacar algumas mais relevantes, *Simulated Annealing*, *Algoritmo Genético*, *Tabu Search* e *GRASP*.

3.1.1 Simulated annealing (SA)

O desenvolvimento da meta-heurística *Simulated Annealing* ocorreu na década de 1950 pelo pesquisador Metropolis, para o processo de cristalização (VAN LAARHOVEN; AARTS, 1987).

Este processo de cristalização consiste em elevar a altas temperaturas alguns cristais, e em seguida um rígido controle de resfriamento nessas partículas provocam extrema agitação das moléculas que perdem sua estrutura original, dessa forma com o resfriamento lento e controlado levando em conta as leis da termodinâmica é esperado um reordenamento específico das moléculas, que quando alcançado, este novo material se transforma em um cristal perfeito. Mais foi apenas na década de 1980 que os pesquisadores, Kirkpatrick, Gelatt e Vecchi (1983) de forma independente notaram semelhança entre o processo físico de cristalização e alguns problemas de otimização combinatória.

O algoritmo *Simulated Annealing* faz a simulação de um processo semelhante ao *Annealing*, para encontrar a configuração ótima de um problema complexo. Os pesquisadores observaram que a mudança de estado físico do material, poderia ser comparado ao espaço de solução de um problema de otimização, dessa maneira a energia livre do material é comparada ao espaço de solução de um problema de otimização. A energia livre do material é comparada com a função objetivo do problema e a temperatura do processo físico torna-se um parâmetro de controle, a ser determinado para conseguir os resultados desejados.

Este método desenvolvido apresenta duas características cruciais, são elas: a escolha do vizinho mais interessante, e o controle no processo de transição. O algoritmo escolhe o vizinho baseando-se no processo de *Annealing*, se esse vizinho for de melhor qualidade é feita a permutação e ele será a nova solução corrente, em caso contrário a escolha de um vizinho de pior qualidade é controlada por dois parâmetros, que são a temperatura e a variação da função objetivo, se a variação da função objetivo for pequena e/ou a temperatura for alta, aumenta a probabilidade de escolher uma solução de menor qualidade. Esta probabilidade diminui du-

rante o processo chegando ao final realizando apenas permutações para soluções vizinhas de melhor qualidade, com esta ideia o método percorre uma grande área do conjunto solução permitindo que o algoritmo saia dos ótimos locais.

Uma breve avaliação deste mecanismo mostra que, quanto maior a queda na temperatura, menor é a chance de soluções de pior qualidade serem aceitas. O critério de parada é muito semelhante ao fenômeno físico do *Annealing*, onde a temperatura se estabiliza com a do ambiente externo ao controle. A característica aleatória atribuída a escolha de uma solução vizinha reduz de maneira expressiva o trabalho em regiões promissoras do espaço de busca, podendo ser considerado uma boa vantagem quando analisado em termos de tempo computacional.

3.1.2 Algoritmo genético (AG)

O AG foi amplamente divulgada a partir de sua criação na década de 1970, tornando seu uso mais intenso em problemas de pesquisa operacional em 1980. O AG foi criado para resolver problemas de otimização, procurando imitar o processo de evolução das espécies e da seleção natural, ou seja, onde sobrevive o indivíduo geneticamente melhor adaptado para superar os problemas do meio ambiente.

Em 1975, o pesquisador John H. Holland apresentou uma meta-heurística que utilizava mecanismo da evolução e da genética natural publicada no livro Holland (1975). Esta meta-heurística recebeu o nome de AG, por desenvolver sistemas artificiais com características análogas a sistemas naturais.

Dentro do AG existe um número de indivíduos que chamamos de população, cada um deles é uma solução que disputa entre si para sobreviverem, dessa maneira a solução melhor adaptada geneticamente possui uma maior chance de criar novos indivíduos, contribuindo assim com o aprimoramento da população, o operador de recombinação é responsável por gerar novos indivíduos. Basicamente é realizado a troca de fragmentos entre dois indivíduos previamente selecionados, combinando característica dos mesmos, e através do operador de mutação são feitas minúsculas alterações em um indivíduo da população, usando uma probabilidade.

A diversidade de indivíduos de uma determinada espécie ocorre geneticamente pelo fenômeno da recombinação, que é a grande responsável por provocar recombinações variadas entre as informações genotípicas recebidas do pai e da mãe. Na evolução natural ocorre que os indivíduos começam a ficar muito parecidos e até idênticos, sendo assim o mecanismo da

recombinação adaptado para o AG apresenta um comportamento parecido, sendo assim a combinação de soluções pode gerar soluções de melhor ou de pior qualidade.

Na mutação ocorre um outro fator natural nas espécies, podendo gerar indivíduos diferentes dos existentes, pois alguns alelos são alterados e selecionados de maneira aleatória depois de serem recombinados, que necessariamente não representam as informações dos pais.

No AG a mutação consiste na troca de 0 para 1, ou 1 para 0, em algumas posições selecionadas por algum indicador das propostas de solução que estão sendo geradas.

No que tange o AG, é feita uma associação numérica para identificar a qualidade de cada indivíduo da população, esse valor numérico é chamado de função objetivo, sendo assim os indivíduos com uma boa função objetivo sobrepõe os demais, permitindo uma crescente melhoria na qualidade da população. Uma das características mais relevantes dos algoritmos genéticos é a manipulação de diversas soluções ao mesmo tempo, com essa característica a meta-heurística possui a capacidade de explorar com mais precisão o espaço de busca, tornando o método mais compacto e encontrando soluções de boa qualidade.

É possível formular as etapas de um AG seguindo os seguintes passos:

1. Primeiramente é identificado e extraído os dados mais importantes do problema.
2. Escolher uma codificação apropriada para representar uma solução.
3. Definir a maneira de avaliar a qualidade da solução na função objetivo.
4. Definir a estrutura de vizinhança.
5. Escolher de maneira sistemática os parâmetros do AG, como o tamanho da população, as taxas de recombinação e mutação, o tipo de seleção e um critério de parada.
6. Criar um conjunto de soluções iniciais, chamado de população inicial, para tornarem-se as soluções correntes.
7. Avaliar a qualidade de todas as soluções que representam a população, e atualizar a incumbente.
8. Se o critério de parada for satisfeito pare, caso contrário ir ao passo 9.
9. Gerar um mecanismo de seleção.
10. Gerar um mecanismo de recombinação.
11. Implementar um mecanismo de mutação e fazer a atualização da população, em seguida voltar ao passo 7.

Nas versões mais recentes, o AG foi adaptado para alguns problemas, e os vetores soluções não assumiram mas somente valores binários, mas também inteiros, discretos, reais ou outra forma não numérica. Este tipo de adaptação criou uma forma de representar muito

melhor as variáveis de muitos problemas, e como consequência resultados melhores puderam ser alcançados. A seleção proporcional por muito tempo foi utilizada, embora com muitas críticas.

O mecanismo de seleção determina o número de participações que cada elemento deve ter de uma população na formação de uma nova. Deve-se frisar que o processo de seleção nas fases iniciais do AG é praticamente aleatório. Foram feitos muitos estudos com a missão de agregar estratégias mais robustas tentando substituir a seleção proporcional, e principalmente o uso da roleta, e com o passar do tempo a seleção por torneio ganhou força na proporção em que os problemas de otimização não necessitavam mais serem padronizados, e podiam oferecer maior diversidade na geração de uma nova população.

3.1.3 Tabu search

O algoritmo Tabu Search surgiu na década de 1980 como uma meta-heurística inovadora desenvolvida pelo pesquisador Fred Glover, cujos métodos incorporam conceitos de inteligência artificial com conjuntos de funções que de forma integrada, permitem resolver problemas complexos de maneira inteligente. Este método foi criado com o propósito de elaborar uma estratégia inteligente, que não se preocupasse com simulações na qual se assemelhavam aos fenômenos comportamentais de espécies como o AG, ou de simulações de fenômenos controlados no caso do *Simulated Annealing*, portanto este método se difere dos outros por não possuir uma origem relacionada com processo de otimização biológico ou químico (LUCERO, 2003).

Esta metodologia consiste em conduzir e transformar outras heurísticas de forma a produzir outras soluções, além das que seriam geradas normalmente em uma busca local. O método em princípio parte de uma solução inicial e vai evoluindo de maneira iterativa de uma solução para outra até satisfazer algum critério de parada, sendo assim cada solução pertencente ao conjunto solução do problema possui associada uma vizinhança dentro do mesmo conjunto, em seguida é realizada uma busca nesta vizinhança com o objetivo de encontrar uma solução de melhor qualidade.

Na maioria dos casos não é encontrado o ótimo global do conjunto de solução, sendo assim a solução final obtida com a utilização deste método, chamada de ótimo local por ser a melhor de todas as soluções dentro da vizinhança.

O algoritmo *Tabu Search* se diferencia dos algoritmos de busca local por dois critérios (GUIMARÃES, 2005), o primeiro trata-se na questão de encontrar uma solução de melhor

qualidade, basicamente na passagem da solução corrente para a próxima solução, esta nova solução pode ter uma melhor configuração da vizinhança, ou melhor dentre as visitadas, e isso pode indicar uma decadência na qualidade, com isto o algoritmo pode sair de ótimos locais e continuar uma procura por um resultado melhor.

O segundo aspecto a ser analisado, refere-se ao conjunto de vizinhança que não são caracterizadas de maneira estática, sendo assim durante o processo de otimização são definidas novas estruturas de vizinhança que variam de forma dinâmica o seu tamanho. Com este artifício quando o algoritmo não encontrar uma boa solução dentro da vizinhança esta poderá se expandir, realizando uma busca inteligente e eficaz no conjunto solução do problema.

É criada uma lista tabu com os atributos das configurações já visitadas que são consideradas proibidas, esses atributos são considerados proibidos para impedir o retorno a uma configuração já visitada evitando assim o fenômeno de ciclagem, este processo gera um problema, ou seja, se for encontrada uma solução de boa qualidade, e que possua atributos proibidos, o algoritmo não poderá se utilizar desta solução. No intuito de evitar este problema, é utilizada uma função do algoritmo chamada critério de aspiração, onde é possível eliminar o processo de proibição de uma solução candidata, caso esta satisfaça um determinado critério de aspiração.

O critério de aspiração completa o algoritmo mesmo que um atributo proibido de uma solução vizinha possa ser aceito pelo algoritmo, sendo assim o critério poderá ter qualidade superior a da solução incumbente na função objetivo, e eliminar temporariamente a proibição. Também pode ser usado o critério de aspiração para uma solução que apresente melhor qualidade das vizinhas nas últimas n iterações.

Atualmente é reduzido o número de soluções visitadas, ou são selecionadas antes do armazenamento em estudo de problemas de grande porte.

3.1.4 Greedy randomized adaptive search procedure (GRASP)

A meta-heurística GRASP provém do inglês, *Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*, baseada em um algoritmo heurístico do tipo guloso, só que neste caso utiliza uma componente aleatória e adaptativa. Esta meta-heurística foi apresentada por Feo e Resende (1989), e foi usada para resolver problemas complexos e de grande porte.

A meta-heurística GRASP é uma evolução dos algoritmos heurísticos construtivos. O objetivo do algoritmo heurístico construtivo é desenvolver uma solução factível passo a passo utilizando um indicador de sensibilidade, e dessa forma indicar uma melhor componente na

introdução das soluções. A diferença principal entre essas duas metodologias é a aleatoriedade, que o algoritmo GRASP possui na escolha de uma componente em que será adicionada as soluções.

O uso dessa metodologia permite encontrar muitas soluções factíveis e de boa qualidade, e também possui a finalidade de atender o carácter guloso do algoritmo heurístico construtivo.

O processo de construção de uma solução é iniciado com a escolha de um indicador de sensibilidade, que poderá ser feito a partir da solução de um problema de fluxo de carga. O uso desse indicador permite iniciar a fase construtiva do GRASP, no entanto a escolha de uma componente que será introduzida na solução do problema dependerá também de um parâmetro, chamado de parâmetro *alfa* (α), que varia entre 0 e 1, se $\alpha = 0$ (o indicador de sensibilidade é totalmente guloso), e se $\alpha = 1$ (o indicador de sensibilidade é totalmente aleatória), sendo assim, o valor de α dependerá exclusivamente da complexidade do problema, dessa forma a fase construtiva é descrita em 5 passos a seguir:

1. A escolha da solução inicial que poderá ser vazia ou não, e se transformará na solução corrente;
2. Avaliação dos elementos candidatos a entrar no conjunto solução do problema;
3. Criar uma lista com as k variáveis mais interessantes, usando um indicador de sensibilidade.
4. Escolher de maneira aleatória uma variável da lista construída no passo 3, e atualizar o conjunto solução adicionando a variável escolhida.
5. Fazer a verificação do conjunto solução, terminando assim a fase construtiva. Se o conjunto solução for incompleto, voltar ao passo 2.

Uma fase de busca local é feita na solução corrente após a fase construtiva do algoritmo GRASP. A solução fornecida pela fase construtiva é factível e de boa qualidade, porém é possível melhorá-las ainda mais através de um algoritmo de otimização local, o qual consiste em fazer uma busca de forma sistemática com a finalidade de encontrar uma solução factível de melhor qualidade que a solução corrente. Nesta fase é fundamental que se tenha uma estrutura adequada de vizinhança, uma solução inicial factível de boa qualidade, e técnicas eficazes de buscas.

O algoritmo de busca local segue os seguintes passos:

1. Ler os dados da solução corrente, que é a solução encontrada na fase construtiva da meta-heurística GRASP;
2. Identificar a melhor solução vizinha na vizinhança da solução corrente;

3. Caso a solução vizinha identificada for melhor que a solução corrente, então esta será a solução;
4. Critério de parada. Caso não seja encontrada soluções vizinhas de melhor qualidade na vizinhança da solução corrente, a fase de busca será finalizada, caso contrário voltar ao passo 2.

Pode se dizer então que esta meta-heurística é de fácil aplicação, no entanto pode tornar-se mais complexa ou não, dependendo do problema a ser resolvido, e dependendo também das dimensões deste problema.

3.2 DESENVOLVIMENTO DA META-HEURÍSTICA DE BUSCA DISPERSA

Na proposta original são obtidos pontos ou soluções de forma sistematizada, de maneira a evitar a aleatoriedade, e de forma a representar as características de várias partes de um espaço de busca, e através de uma sucessão coordenada de busca a partir de pontos já criados, é selecionado um conjunto com aqueles pontos que contemplem prioritariamente diversidade ou qualidade, ou seja, podemos dizer que a BD atua em um conjunto de soluções chamado de conjunto de soluções iniciais, dessa maneira as soluções são combinadas para gerar outras soluções novas de melhor qualidade que as soluções correntes.

Em contrapartida com outros algoritmos evolutivos como os algoritmos genéticos, a BD é baseada em métodos sistemáticos com a finalidade de criar novas soluções, uma das estratégias utilizadas pela BD é a diversificação na busca.

O ponto crucial desta metodologia é a forma de combinação convexa, pois estas combinações irão definir novas sub-regiões do espaço de busca que serão avaliadas de maneira criteriosa. Dessa forma é considerado que um ponto pode ser uma solução de um problema de otimização que procuramos minimizar.

Todos os pontos encontrados durante o procedimento são passados por uma avaliação e depois melhorados por um algoritmo de melhoria preestabelecido para cada situação, então o melhor dentre esses pontos será considerado a solução do problema. Fazendo uma breve comparação do AG que trabalha com um conjunto em torno de 100 elementos a BD trabalha com um CSQ de até 20 elementos.

As soluções são sistematicamente geradas levando em consideração as características contidas em várias regiões do espaço de busca. A BD é considerada um método evolutivo,

porém difere de outros métodos evolutivos conhecidos como os algoritmos genéticos, pois no caso da BD esta não está embasada na combinação aleatória de um grande conjunto de soluções, e sim em seleções sistemáticas e estratégias em um conjunto pequeno.

A BD se baseia no princípio de que as informações sobre a qualidade, ou sobre um conjunto de regras, restrições ou soluções, podem ser melhor utilizadas mediante a combinação conjunta destas informações, do que usando informações isoladamente.

Dentro do que foi pesquisado, a BD não foi novamente aplicada ou discutida até 1990, quando então foi apresentada no *Seminar on Operations Research and Artificial Intelligence Search Methods* (Lausanne, Suíça).

Um artigo baseado nessa apresentação foi publicado algum tempo depois por Glover 1994, em que foi introduzido métodos de combinações ponderadas como ferramentas principais para gerar novas soluções. Neste trabalho destaca-se as buscas lineares entre duas soluções e uso de pesos para apontar direções de qualidade, também é incorporado o conceito de combinar soluções de qualidade com soluções de diversidade, além disso o método inclui um componente de intensificação que consiste em mostrar uma quantidade maior de soluções na vizinhança que estiver produzindo melhores soluções.

Neste artigo ainda é introduzido um conceito de combinações baseado no que foi chamado de “voto”, onde é definido regras mediante as quais cada solução “vota” para que suas características apareçam na solução que está sendo construída. Este método dos votos é frequentemente utilizado na rotina de combinação dos algoritmos de BD, e constitui um dos pilares na eficiência do método.

Vários pesquisadores aplicaram o método na solução de inúmeros problemas, obtendo resultados de excelente qualidade (MARTÍ, 2006).

Em 2003 foi publicado por Laguna e Marti o primeiro livro a respeito deste método (LAGUNA; MARTI, 2003). Foi realizado pelos autores um trabalho árduo de BD, revisando métodos avançados, e chegando até as linhas de pesquisas mais atuais.

3.3 DESCRIÇÃO DA BUSCA DISPERSA

A meta-heurística de BD possui como base combinar soluções que aparecem em um conjunto denominado conjunto de solução inicial ou conjunto de referência, neste conjunto é armazenado boas soluções encontradas durante todo o processo de busca.

3.3.1 Modelo de busca dispersa proposta por Glover

O método apresentado por Laguna e Martí (2003), é amplamente utilizado como referência a implementação do algoritmo de BD em diversos problemas, adaptando outras estratégias. Os procedimentos básicos deste modelo reformulado são apresentados a seguir:

1. Inicialmente é gerado um conjunto de soluções para garantir um nível crítico de diversidade e em seguida é aplicada uma heurística na tentativa de melhorar sua qualidade, dessa forma selecionam-se para compor o CSQ as melhores soluções considerando tanto a qualidade quanto a diversidade.
2. Novas soluções são criadas a partir de combinações das soluções inseridas no CSQ.
3. É aplicada novamente a heurística de melhoramento, que foi usada no passo 1, nas soluções obtidas no passo 2, dessa maneira elas são melhoradas e são retiradas possíveis infactibilidades.
4. São extraídas as melhores soluções encontradas no passo anterior que são acrescentadas ao CSQ, caso estas soluções sejam de melhor qualidade.
5. Os passos 2, 3 e 4 são repetidos até que o CSQ não tenha mais nenhuma alteração.

O ponto decisivo deste algoritmo, é o fato de que podemos provocar um deslocamento de tais soluções para regiões do espaço ainda não exploradas, e desta maneira a exploração não fica restrita ao espaço de busca compreendido entre duas soluções no evento. A estratégia para combinar as escolhas de duas ou mais soluções do CSQ são preponderantes dentro do contexto, principalmente para permitir que novas soluções sejam criadas e dessa forma compor a atualização do CSQ. O método aplicado deve estar em condições para que o mecanismo de melhora consiga atuar sobre as regiões infactíveis, ou melhor dizendo, que seja capaz de retirar a infactibilidade das soluções, a fim de que sejam fortes candidatas a compor o CSQ.

O modelo generalizado para implementação da BD é basicamente composto de cinco etapas, que são descritas a seguir:

1. Técnica da Diversidade de geração das soluções, ou seja, é gerada uma sequência de soluções distintas que representam o espaço de busca de maneira geral.
2. Técnica de melhoramento das soluções propostas. Esta técnica consiste em aplicar uma heurística de busca local toda vez que aparecerem soluções infactíveis ou que possam ser melhoradas.

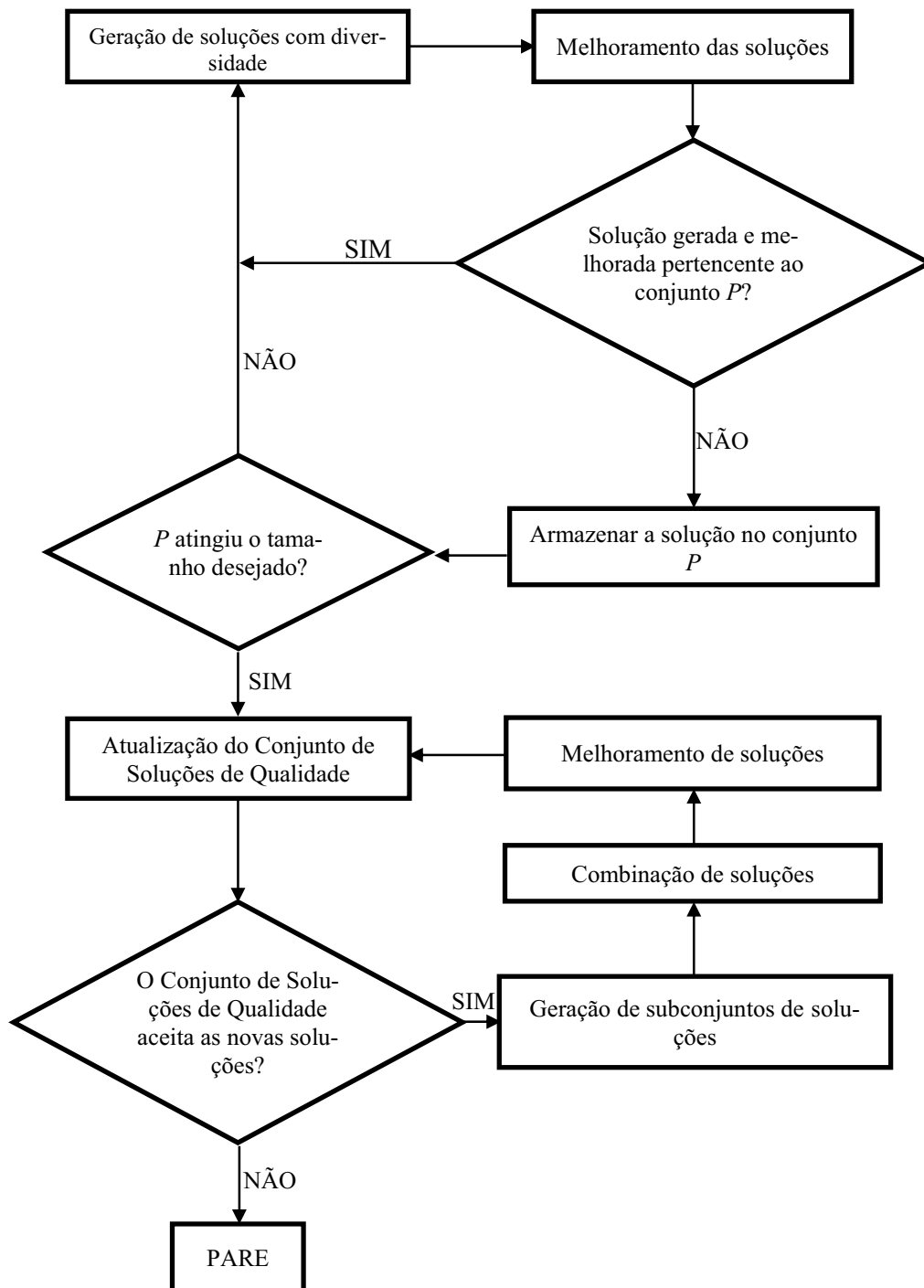
3. Técnica de atualização do CSQ. Neste método são incorporadas as melhores soluções que foram encontradas durante os procedimentos, neste caso o conjunto só comporta até 20 soluções, portanto elas serão substituídas de acordo com a diversidade ou qualidade.
4. Técnica de geração de subconjuntos de soluções. Neste passo do algoritmo a geração de subconjuntos especifica que cada subconjunto conterá duas ou mais soluções do CSQ, e que em seguida serão submetidas ao método de combinação de soluções.
5. Técnica de combinação de soluções. Neste contexto temos que, a partir da combinação das soluções de cada subconjunto, são geradas uma ou mais soluções.

De acordo com o fluxograma ilustrado na Figura 5 podemos fazer uma análise mais detalhada do modelo básico da meta-heurística de BD.

Temos que, para cada solução encontrada pela técnica da geração de soluções, esta será submetida à técnica de melhoramento de soluções, portanto o melhoramento é uma forma de explorar a vizinhança desta solução através de uma busca local sistematizada na tentativa de encontrar uma solução vizinha de melhor qualidade que ela, ou seja, melhor valor na função objetivo. Se por acaso a solução for infactível, este processo submete a mesma heurística de melhoramento escolhida, na tentativa de torná-la factível e posteriormente tentar melhorar sua qualidade.

Um conjunto será criado e chamado de conjunto P , dessa forma depois que a primeira solução for gerada, melhorada e incluída neste conjunto, as demais que forem sendo geradas somente serão incluídas no conjunto se não existirem soluções com a mesma configuração das que já foram escolhidas, independentemente do valor avaliado na função objetivo.

Se existir uma solução idêntica esta será descartada e o procedimento se repete até completar o número de soluções específicas para o conjunto P que geralmente possui 100 soluções, lembrando que o conjunto deverá ser ordenado de menor valor na função objetivo para o de maior valor, isto é, ordenado por qualidade.

Figura 5 - Fluxograma do algoritmo de Busca Dispersa

Fonte: Laguna (2003).

Determinadas as soluções diversas melhoradas, serão selecionadas as soluções deste conjunto para compor um conjunto reduzido chamado de Conjunto de Soluções de Qualidade (CSQ), usando a técnica de atualização do CSQ. O CSQ geralmente possui 10 soluções de

qualidade, na qual chamamos de $|b|$ soluções de qualidade. Podemos dizer que soluções de qualidade ($b1$) são aquelas que possuem melhor valor na função objetivo, e também as que possuem a maior dispersão no espaço de busca chamadas ($b2$), independentemente do valor funcional, portanto temos que $|b| = |b1| + |b2| = |CSQ|$.

Depois de efetuada a seleção, será calculada a distância entre todas as soluções inseridas no CSQ, com as que ainda restaram no conjunto P . A distância entre uma solução do conjunto P e o CSQ, será definida como a menor das distâncias entre esta solução de P e todas as soluções do CSQ. Sequencialmente o ordenamento das soluções do conjunto P será feito pelos valores das menores distâncias, dessa forma a solução que tiver a maior distância é excluída de P e inserida no CSQ, logo $|b2| = 1$. A próxima solução de $b2$ será obtida tomando as distâncias entre todas as soluções de $|P| - 1$ com as $|b1| + 1$ do CSQ atualizado, e o processo será repetido até completar as $b2$ soluções do CSQ, dessa maneira as soluções presentes no CSQ são ordenadas através do valor que assume na função objetivo.

Em um CSQ que possui n soluções podem ser elaborados até $n(n - 1)/2$ subconjuntos de duas soluções distintas. Na técnica de combinação das soluções, todas as soluções que estiverem contidas nos subconjuntos gerados contendo duas ou mais soluções serão combinadas. A estratégia utilizada por esta técnica de combinação das soluções é crucial para encontrar soluções de boa qualidade, e dessa forma evitar que o método pare em ótimos locais. Novas soluções serão geradas pela técnica de combinação das soluções que poderão ser de baixa qualidade e até ineficazes, sendo assim essas novas soluções geradas passarão pela mesma heurística de melhoramento que já foi utilizada.

Depois que todas as soluções da técnica de combinação das soluções tiverem sido combinadas, as novas soluções obtidas terão que ser validadas pelo método de atualização do CSQ. O CSQ poderá ser atualizado se forem encontradas soluções de melhor valor na função objetivo em qualquer uma das soluções existentes. Quando uma solução é aceita no CSQ, a solução de pior qualidade é excluída e o CSQ é reordenado. Quando todas as soluções combinadas passarem pela atualização do CSQ, o processo será repetido iniciando uma nova rotina de geração de subconjuntos mantendo a mesma sequência.

O algoritmo de BD será executado até que nenhuma solução seja aceita pelo método de atualização do CSQ, isto é, as soluções do CSQ serão as soluções principais, dessa forma será considerada como solução final do problema a primeira solução presente no CSQ que mantém ordenado pelo valor adquirido na função objetivo.

3.4 IMPLEMENTAÇÕES DE PROPOSTAS AO MODELO BÁSICO DE BUSCA DISPERSA

A grande possibilidade de se propor implementações ao modelo básico da BD é devido a sua versatilidade, facilitando dessa maneira sua adaptação para determinados problemas em que se pode incluir novos padrões. Serão delineadas a seguir algumas considerações que de acordo com determinados problemas poderão ser implementadas a fim de tornar mais robusto o trabalho na busca de soluções de alta qualidade.

3.4.1 Conjunto de Soluções de Qualidade

O Conjunto de Solução de Qualidade (CSQ) é sem dúvida o maior destaque da meta-heurística de BD, pois contém as informações preponderantes dentro das regiões do espaço de busca com diversidade a partir da execução do método de geração de soluções.

No início do procedimento é determinada uma certa quantidade de soluções de melhor qualidade, estas podem ser de menor custo para um problema de minimização, cuja ordem é determinada pela qualidade da função objetivo. Completando este conjunto de forma predefinida, escolhem-se as soluções mais distantes das já selecionadas, no entanto como o método de combinação de soluções fica limitado pelas soluções contidas no CSQ, então alguns mecanismos avançados associados a este conjunto são formulados e propostos.

3.4.2 Execução do método de atualização dinâmica do CSQ

O método de atualização do CSQ somente será executado depois que todas as soluções deste conjunto forem combinadas e armazenadas no *Pool*, identificada pela atualização estática do mesmo. O *Pool* é um conjunto de soluções de elite armazenadas durante o processo, no entanto nestas atualizações são consideradas as melhores soluções encontradas na união do CSQ e do *Pool*.

A melhor vantagem da atualização dinâmica é que as soluções de pior qualidade são imediatamente substituídas por outras de melhor qualidade, e as combinações futuras serão realizadas com soluções melhoradas, e a desvantagem é que combinações julgadas promissoras na busca poderão ser eliminadas precocemente sem que ao menos tenham sido analisadas.

A atualização dinâmica pode ocorrer por reconstrução, em que será reconstruído parcialmente o CSQ quando os métodos de combinação e melhoramento das soluções que não forem capazes de fornecer soluções de qualidade suficiente para serem admitidas no CSQ corrente, o CSQ será parcialmente reconstruído utilizando o método de geração de soluções com diversidade. Uma outra maneira é a atualização de multiníveis do CSQ, esta técnica faz com que ao invés de esperar que o CSQ pare de ser atualizado por não aceitar mais novas soluções, reinicie então a diversificação durante a atualização. Ela pode se dar com dois níveis e com três níveis.

Na implementação da meta-heurística de BD Básica, será atualizado o conjunto de referência pela substituição de soluções com pior valor na função objetivo com uma nova solução que tenha um melhor valor, portanto considerando que o CSQ sempre será ordenado, a melhor solução será x_l e a pior x_b . Logo quando uma nova solução é gerada pelo método de combinação de soluções e melhorada, seu valor na função objetivo é utilizado para determinar quando o CSQ precisará ser atualizado.

3.5 ESTRATÉGIAS AVANÇADAS

A BD é um método cujos princípios foram propostos há quase três décadas, no entanto suas aplicações e desenvolvimento são recentes. Durante os últimos anos foram realizadas novas contribuições na solução de problemas clássicos de otimização, podendo ser citado alguns exemplos, entre eles o problema do roteamento de ônibus escolares com objetivo múltiplo que é tratado em (CORBERÁN et al., 2002), o problema da mochila é resolvido em (LAGUNA; MARTÍ; CAMPOS, 1999), também em (GLOVER, 1994) é feito o desenvolvimento teórico da BD.

Essas aplicações abriram novos horizontes de pesquisa oferecendo novas implementações aos modelos básicos. Laguna e Martí desenvolveram em (LAGUNA; MARTÍ, 2003) uma revisão essencial dos métodos criados durante esses anos, a seguir é apresentado de forma clara e objetiva esses métodos:

1. Propor o uso de memórias tomando como base as frequências no tocante ao desenvolvimento de métodos de diversificação eficiente. Sendo assim em vez de gerar soluções aleatórias, sugere construir uma metodologia que baseado no número de aparições de atributos significativos na solução, evite a repetição de bases similares.

2. De maneira seletiva aplicar a rotina de melhoria. Os resultados indicam que aplicar o método de melhoria em todas as soluções geradas e combinadas não garantem o melhor resultado final. Utilizar limites de qualidade para não aplicar a rotina de melhoria em soluções que dificilmente irão proporcionar a melhor solução, ocasionando um gasto desnecessário de tempo computacional (MARTÍ; LAGUNA, 2003). Em contrapartida ao se aplicar o método de melhoria em todas as soluções acelera-se a convergência do método, o que pode ser aplicável em alguns casos, mais deve ser evitado ao ser executado em problemas no qual o espaço de busca apresente grande dimensão.
3. O equilíbrio entre a intensificação e a diversificação, ou seja, é necessário avaliar o espaço de tempo em que o método está gerando soluções, e o espaço de tempo em que está combinando soluções. Esta é uma questão que pode ser observada em muitos modelos heurísticos.
4. Inicializar o conjunto de soluções iniciais com metade das soluções escolhidas por diversidade, e a outra metade escolhida por qualidade. Experimentos foram feitos com tamanhos distintos, e verificou-se que esta proporção ofereceu melhor resultado.
5. Ao fazer a atualização do conjunto de soluções iniciais, deve-se verificar que a qualidade sobrepõe a diversidade, ou seja, mesmo que o método inicie com um conjunto de soluções iniciais de qualidade e diversidade, ao ser feita as combinações só irão entrar no conjunto de soluções iniciais as que satisfizerem o critério de qualidade. Em Glover, Laguna e Martí (2000) foram feitas atualizações no conjunto inicial de soluções utilizando o critério de diversidade, porém os resultados finais obtidos foram piores.
6. As atualizações do conjunto de soluções iniciais deverão passar por uma análise comparativa de forma estática e dinâmica, a forma dinâmica consiste em introduzir as soluções combinadas no conjunto de soluções iniciais logo após sua combinação, e a forma estática consiste em cumprir os requisitos necessários para ingressarem no conjunto, e depois que todas as combinações tiverem sido realizadas armazenar em uma lista e proceder as atualizações.

O método dinâmico é mais incisivo, no sentido de que as boas soluções podem entrar rapidamente no conjunto de solução inicial, outrossim, como o conjunto de solução inicial é de tamanho constante, isto implica dizer que existam soluções saindo do

conjunto de soluções iniciais sem terem sido utilizadas para fazer as devidas combinações, por isso há a necessidade de comparar as duas estratégias para verificar qual delas proporcionam melhor resultado.

Um outro aspecto relevante, diz respeito aos critérios de aceitação ou eliminação de uma solução pertencente ao conjunto de solução inicial, ou seja, só por qualidade, ou por qualidade e diversidade. Uma solução por qualidade é aceita sempre que a mesma melhore a pior solução em relação ao valor da função objetivo, e uma solução por diversidade é aceita se esta tiver maior diversidade em relação as que estiverem no conjunto de solução inicial.

7. Praticamente todas as soluções do conjunto de solução de qualidade provém da combinação de duas soluções, também as boas soluções costumam ser geradas da combinação de boas soluções. Em Campos, Laguna e Martí (1999), e em Campos et al. (2001) foram realizados vários experimentos realizando uma busca em toda a trajetória das soluções de qualidade em problemas concretos.
8. Devem ser considerados o uso de múltiplos métodos de combinação. Martí, Laguna e Lourenço (2000) fizeram um estudo de diferentes métodos de combinação, alguns com elementos determinísticos e outros aleatórios, de maneira que o algoritmo selecionou o método de combinação probabilisticamente de acordo com os êxitos obtidos por estes. Da mesma maneira que os métodos de busca local baseados em trocas sistemáticas de vizinhança estão proporcionando excelentes resultados, é preciso considerar a definição de várias vizinhanças de combinação para realizar uma busca mais completa dentro do espaço de soluções.

Outras técnicas avançadas podem ser encontradas em Laguna e Martí (2003), incluindo uma revisão das principais aplicações de BD e *Path Relinking* na solução de problemas de otimização tais como: *The Graph Coloring Problem*, *Capacitated Multicommodity Network Design*, *The Maximum Clique Problem*, *Assigning Proctor to Exams*, *Periodic Vehicle Loading*, *The Linear Ordering Problem*, *The Bipartite Drawing Problem*, *Job Shop Scheduling*, *The Arc Routing Problem*, *Multiple Criteria Scatter Search*, *Metaheuristic Use of Scatter Search via OpQuest*, *Generation of Diverse MIP Solutions e Path Relinking to Improve Iterated Start Procedures*.

4 META-HEURÍSTICA DE BD APLICADA AO PABCSDR

4.1 MODELO MATEMÁTICO DO PABCSDR

Neste capítulo é apresentado o modelo matemático do PABCSDR. O modelo é um problema de Programação não Linear Inteiro Misto, não convexo e de difícil solução, para o qual métodos clássicos de otimização não garantem convergência para um ótimo global. Portanto, para resolver o problema, neste capítulo é proposta uma meta-heurística de BD especializada. A seguir é feita uma descrição sucinta do modelo matemático do PABCSDR.

A formulação matemática usada neste estudo, tem como objetivo minimizar os custos das perdas de energia para os referidos níveis de cargas do sistema, e os custos dos bancos de capacitores (fixos e/ou chaveados) tanto na instalação, quanto na manutenção dos mesmos. O modelo matemático do PABCSDR é dado por (18)-(32), onde as equações dos BCs foram adaptadas em (GONÇALVES, 2013).

$$\begin{aligned} \min v = & \sum_{d \in \Omega_d} c_d^{ls} \alpha_d \sum_{ij \in \Omega_l} (g_{ij}(V_{i,d}^2 + V_{j,d}^2 - 2V_{i,d}V_{j,d} \cos \theta_{ij,d})) \\ & + k_{bc} \sum_{i \in \Omega_b} (c^{bc} q_i^{bc} + c^{sw} q_i^{sw} + c^{un} m_i^{bc}) \end{aligned} \quad (18)$$

Sujeito a:

$$P_{S_{i,d}} - P_{D_{i,d}} - \sum_{j \in \Omega_{b_i}} P_{ij,d} = 0 \quad \forall i \in \Omega_b; \forall d \in \Omega_d \quad (19)$$

$$Q_{S_{i,d}} - Q_{D_{i,d}} - \sum_{j \in \Omega_{b_i}} Q_{ij,d} + n_{i,d}^{bc} V_{i,d}^2 b^{bc} = 0 \quad \forall i \in \Omega_b; \forall d \in \Omega_d \quad (20)$$

$$P_{ij,d} = V_{i,d}^2 g_{ij} - V_{i,d} V_{j,d} (g_{ij} \cos \theta_{ij,d} + b_{ij} \sin \theta_{ij,d}) \quad \forall ij \in \Omega_l; \forall d \in \Omega_d \quad (21)$$

$$Q_{ij,d} = -V_{i,d}^2 b_{ij} - V_{i,d} V_{j,d} (g_{ij} \sin \theta_{ij,d} + b_{ij} \cos \theta_{ij,d}) \quad \forall ij \in \Omega_l; \forall d \in \Omega_d \quad (22)$$

$$\begin{aligned} I_{r_{ij,d}} = & g_{ij} (V_{i,d} \cos \theta_{i,d} - V_{j,d} \cos \theta_{j,d}) \\ & - b_{ij} (V_{i,d} \sin \theta_{i,d} - V_{j,d} \sin \theta_{j,d}) \end{aligned} \quad \forall ij \in \Omega_l; \forall d \in \Omega_d \quad (23)$$

$$\begin{aligned} I_{m_{ij,d}} = & g_{ij} (V_{i,d} \sin \theta_{i,d} - V_{j,d} \sin \theta_{j,d}) \\ & + b_{ij} (V_{i,d} \cos \theta_{i,d} - V_{j,d} \cos \theta_{j,d}) \end{aligned} \quad \forall ij \in \Omega_l; \forall d \in \Omega_d \quad (24)$$

$$\underline{V} \leq V_{i,d} \leq \bar{V} \quad \forall i \in \Omega_b; \forall d \in \Omega_d \quad (25)$$

$$(I_{r_{ij,d}})^2 + (I_{m_{ij,d}})^2 \leq \bar{I}_{ij}^2 \quad \forall ij \in \Omega_l; \forall d \in \Omega_d \quad (26)$$

$$0 \leq m_i^{bc} \leq \bar{n}^{bc} q_i^{bc} \quad \forall i \in \Omega_b; \forall d \in \Omega_d \quad (27)$$

$$|n_{i,d}^{bc} - n_{i,d-1}^{bc}| \leq \bar{n}^{bc} q_i^{sw} \quad \forall i \in \Omega_b; \forall d \in \Omega_d |d > 1 \quad (28)$$

$$\sum_{i \in \Omega_b} q_i^{bc} \leq \bar{m}^{bc} \quad (29)$$

$$q_i^{bc} \in \{0,1\} \quad \forall i \in \Omega_b \quad (30)$$

$$q_i^{sw} \in \{0,1\} \quad \forall i \in \Omega_b \quad (31)$$

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

Dessa forma é descrito a seguir o modelo do problema: na equação (18) temos a função objetivo, a primeira parte representa os custos das perdas de potência ativa dos três níveis de demanda, e a segunda parte representa os custos de instalação e manutenção dos BCs (fixos e/ou chaveados). A equação (19) representa o balanço de potência ativa do sistema, e (20) o balanço de potência reativa do sistema. Em (21) é feito o cálculo do fluxo de potência ativa nas linhas, e em (22) o fluxo de potência reativa. A equação (23) representa a parte real da corrente no ramo ij , e (24) representa a parte imaginária da corrente no ramo ij . A restrição (25) representa os limites do módulo de tensão inferior e superior nas barras do sistema elétrico, e (26) representa os limites de corrente nos ramos. A restrição (27) indica que o número de BCs instalado em uma barra precisa ser maior que zero e menor que o valor máximo multiplicado pela variável binária de decisão. A restrição (28) indica que a diferença do número de BCs ligados à uma barra entre níveis de demanda consecutivos precisa ser menor ou igual ao máximo permitido, multiplicado pela variável de decisão que indica a presença de bancos de capacitores chaveados na barra. A restrição (29) indica que o número de BCs instalados no sistema precisa ser menor ou igual a um número máximo de BCs previamente especificado. A restrição (30) representa a natureza binária da variável de decisão associada a instalação de um BC na barra i , e vale 1 se o BC for adicionado, e 0 se não for adicionado. A restrição (31) representa a natureza binária da variável de decisão associada à instalação de um BC chaveado na barra i , e vale 1 se o BC chaveado for adicionado, e 0 se não for adicionado. A restrição (32) representa a natureza inteira do número de módulos de capacitores instalados na barra i .

Verifica-se que as equações (20)-(24) e (26) são não lineares e no modelo existem variáveis inteiras e binárias, tornando o modelo um problema de PNLIM. É apresentado no item seguinte a formulação de uma meta-heurística de BD para resolver o PABCSDR.

Descreveremos neste capítulo todos os passos da meta-heurística de BD aplicada ao PABCSDR de forma sucinta e progressiva.

4.2 CÁLCULO DA FUNÇÃO OBJETIVO PENALIZADA

Na metodologia proposta foi necessário aplicar a penalização na função objetivo para evitar as violações de tensões em algumas barras da rede, conforme a equação a seguir:

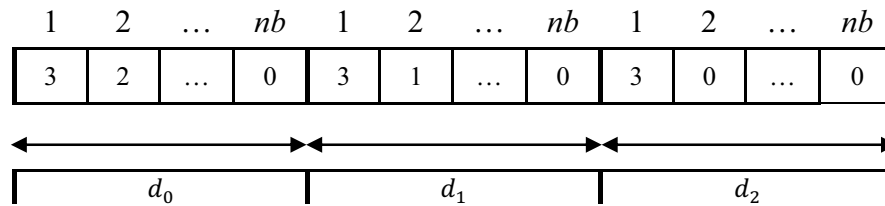
$$v' = v + \rho \sum_{d \in \Omega_d} \left(\sum_{i \in \Omega_b} \alpha_{i,d} (\underline{V} - V_{i,d}) + \sum_{ij \in \Omega_l} \gamma_{ij,d} (I_{ij,d} - \bar{I}_{ij}) \right) \quad (33)$$

Onde ρ é um fator de penalização, e deve ser grande (neste trabalho utiliza-se $\rho = 10^7$ de maneira que a metodologia descarte toda e qualquer solução infactível), $\alpha_{i,d}$ vale 0 se a tensão em uma barra i do sistema, no nível de demanda d , não estiver violando o limite inferior e vale 1 em caso contrário e $\gamma_{ij,d}$ vale 0 se a corrente em um ramo ij do sistema, no nível de demanda d , não estiver violando o limite superior e vale 1 em caso contrário.

4.3 CODIFICAÇÃO DE UMA PROPOSTA DE SOLUÇÃO

Uma codificação inteira foi adota para representar uma proposta de solução. Dessa maneira tal proposta foi desmembrada em três subconjuntos, em que cada subconjunto apresenta a proposta de solução referente a cada nível de demanda (d_i). Estes níveis de demanda foram divididos em; pesado (d_0), médio (d_1) e leve (d_2). Os elementos de cada nível de demanda correspondem a quantidade de bancos de capacitores de uma determinada potência reativa, os quais serão alocados em uma determinada barra. De maneira simultânea, a codificação proposta permite determinar não só a localização, mais também o tamanho e os tipos dos bancos de capacitores para todos os níveis de demanda.

Na Figura 6 está representada a codificação inteira adotada para o vetor da proposta de solução para alocação de bancos de capacitores fixos e chaveados do algoritmo de BD.

Figura 6 - Codificação da proposta de solução

Fonte: Elaboração do autor

Especificou-se como tamanho padrão para cada módulo de BC (Q_0), 300 kVAr.

4.4 GERAÇÃO DO CONJUNTO INICIAL DE SOLUÇÕES

Primeiramente para se obter uma informação sobre a sensibilidade da função objetivo em relação à instalação de um BC no sistema, utiliza-se a metodologia mostrada na Figura 7. Considera-se sem perda de generalidade, que as barras do sistema estejam numeradas de 1 à nb , onde nb é o número total de barras do sistema.

Figura 7 - Algoritmo para análise da sensibilidade na FO

Repita os passos seguintes até que todas as nb barras do sistema tenham sido analisadas:

- (1) Faça $i \leftarrow 1$;
 - (2) Insira um BC fixo na barra i ;
 - (3) Calcule e armazene o valor da função objetivo;
 - (4) Remova o BC da barra i ;
 - (5) Faça $i \leftarrow i + 1$ e volte ao passo 2 se $i \leq nb$, pare em caso contrário;
-

Fonte: Elaboração do autor

Dessa forma é inserido um banco em cada barra, em seguida faz-se a retirada do mesmo, e em cada inserção verifica-se o valor da função objetivo, e esta é armazenada. Este processo é repetido até que todas as barras tenham sido analisadas.

Considera-se então, no conjunto de solução inicial instalar BCs fixos apenas nas barras cuja função objetivo correspondente, obtida pelo algoritmo da Figura 7, esteja entre as 40%

melhores soluções. Definiu-se o tamanho do Conjunto Inicial de Soluções como sendo $|P| = 100$, e para cada solução, pode-se instalar BCs fixos em até 5 barras distintas (escolhidas aleatoriamente entre as 40% citadas anteriormente). O número de BCs é escolhido aleatoriamente entre 1 e 3. A Figura 8 mostra o conjunto de soluções iniciais.

Figura 8 - Conjunto de soluções iniciais

PESADO				MÉDIO				LEVE				FO
1	...	2	...	1	...	2	...	1	...	2	...	F_1
...	3	...	...	...	3	...	...	...	3	...	...	F_2
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2	...	3	...	2	...	3	...	2	...	3	...	$F_{ P }$

Fonte: Elaboração do autor

A partir do conjunto de soluções iniciais obtém-se o conjunto de soluções de qualidade (CSQ), como explicado no item seguinte.

4.5 CONJUNTO DE SOLUÇÃO DE QUALIDADE

O CSQ será composto por $b = 5$ soluções, sendo que são escolhidas as soluções com melhor valor na função objetivo do conjunto de soluções iniciais, e que apresentam diversidade, ou seja, apresentem BCs instalados em barras diferentes. A Figura 9 ilustra um exemplo de CSQ.

Figura 9 - Conjunto de soluções de qualidade

PESADO				MÉDIO				LEVE				FO
1	...	2	...	1	...	2	...	1	...	2	...	F_1
...	3	...	...	...	3	...	...	...	3	...	...	F_2
3	...	1	...	3	...	1	...	3	...	1	...	F_3
...	...	...	2	...	...	...	2	...	...	...	2	F_4
...	3	...	1	...	3	...	1	...	3	...	1	F_5

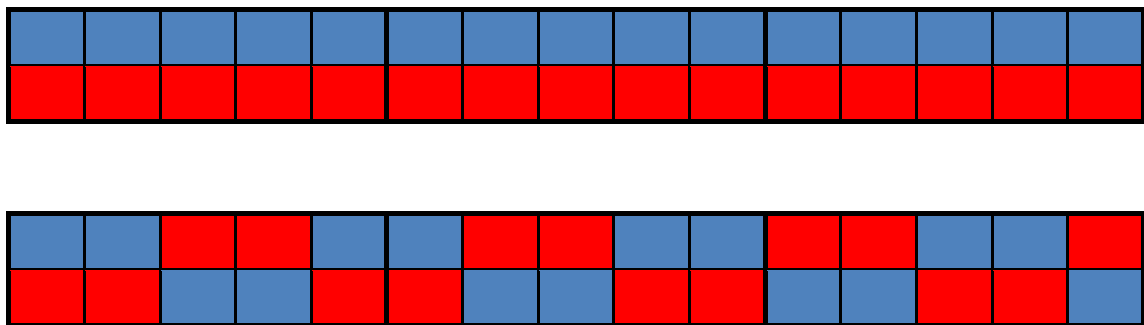
Fonte: Elaboração do autor

4.6 GERAÇÃO DO SUBCONJUNTO DE SOLUÇÕES

Nesta seção descreve-se como gerar o subconjunto de soluções a partir do CSQ. São realizadas as $n(n - 1)/2$ combinações (duas a duas) possíveis de todas soluções do CSQ. Com isso será gerado o subconjunto de soluções distintas.

A estratégia utilizada para gerar esse subconjunto de combinação das soluções é crucial para encontrar soluções de boa qualidade, e dessa forma evitar que o método pare em ótimos locais. Novas soluções serão geradas pela técnica de recombinação, baseada no algoritmo genético (AG) das soluções que poderão ser de baixa qualidade e até infactíveis, sendo assim essas novas soluções geradas passarão por uma heurística de melhoramento. A Figura 10 mostra um exemplo ilustrativo do processo de recombinação.

Figura 10 - Recombinação de duas soluções



Fonte: Elaboração do autor

No caso, o CSQ possui 5 soluções, ou seja, $n = 5 \rightarrow n(n - 1)/2 = 10$. Cada recombinação gera duas soluções novas, portanto 20 novas soluções são geradas a partir do CSQ.

4.7 MELHORAMENTO DAS SOLUÇÕES

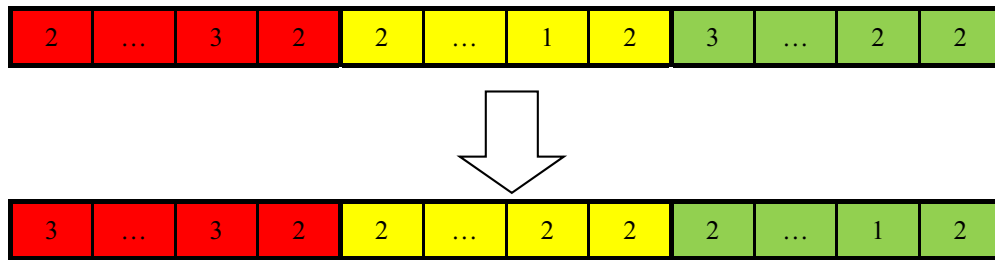
Todas as soluções do subconjunto de soluções passam por uma fase de melhoria. Os passos desta fase são descritos a seguir.

Passo 1: Correção dos dados

Neste passo é feita a correção das soluções, ou seja, durante as recombinações os bancos serão realocados de tal forma que no nível pesado poderão aparecer um número de bancos

alocados menor que no leve ou no médio, ou melhor dizendo: n_{BC}^{pesado} pode ser menor que $n_{BC}^{médio}$ ou n_{BC}^{leve} para uma mesma barra, sendo assim há a necessidade de reordená-los. Um exemplo de reordenação é ilustrado na Figura 11, em que os níveis de demanda pesado, médio e leve, estão representados em vermelho, amarelo e verde respectivamente.

Figura 11 - Correção dos dados de uma proposta de solução



Fonte: Elaboração do autor

Passo 2: Remover BCs Chaveados

Nessa etapa a melhoria da solução é feita escolhendo-se aleatoriamente uma barra que possui um BC chaveado e removendo-o. Se a solução assim obtida for melhor que a solução corrente, será feita a atualização da mesma, caso contrário os BCs chaveados serão realocados. A operação é repetida para todas as barras com BCs chaveados, sem repetição.

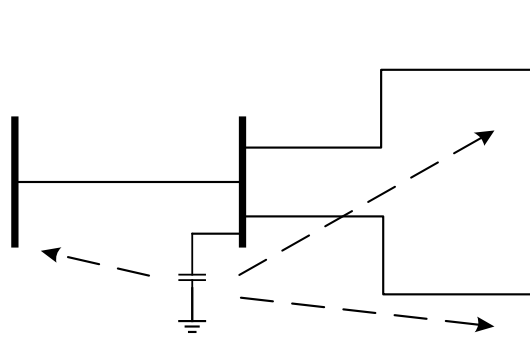
Passo 3: Considerar o número inicial de BCs como sendo todos fixos

Nessa etapa a melhoria da solução é feita escolhendo-se aleatoriamente uma barra que possui um BC chaveado, e fazendo com que todos esses BCs chaveados sejam fixos. Se a solução assim obtida for melhor que a solução corrente, será feita a atualização da mesma, caso contrário os BCs voltam a ser chaveados. A operação é repetida para todas as barras com BCs chaveados, sem repetição.

Passo 4: Deslocar os BCs para as barras vizinhas

Nessa etapa a melhoria da solução é feita escolhendo-se aleatoriamente uma barra que possui BCs, movem-se esses BCs para todas as barras vizinhas e escolhe-se a melhor vizinha. Se a solução assim obtida for melhor que a solução corrente, será feita a atualização da mesma, caso contrário os BCs voltam para a barra original. A operação é repetida para todas as barras com BCs, sem repetição de barras. A mudança de um BC para uma barra vizinha é ilustrada na Figura 12.

Figura 12 - Mudança de um BC para as barras vizinhas



Fonte: Elaboração do autor

Passo 5: Adicionar um BC

Escolhe-se uma barra do sistema e adiciona-se um BC fixo. Se a solução em análise for melhor, atualiza-se a mesma, caso contrário retiramos o banco adicionado, e escolhe-se aleatoriamente outra barra e adiciona-se um banco novamente. Repete-se este processo até que todas as barras tenham sido analisadas.

Passo 6: Remover um BC

Escolhe-se uma barra do sistema com BC instalado, e remove-se o BC. Se a solução em análise for melhor, atualiza-se a mesma, caso contrário retira-se o banco adicionado e escolhe-se aleatoriamente outra barra, e removemos o banco novamente. Repete-se este processo até que todas as barras tenham sido analisadas.

Passo 7: Trocar um BC fixo por um chaveado

Escolhe-se uma barra do sistema com BC fixo instalado e muda-se esse BC para chaveado. Se a solução em análise for melhor atualiza-se a mesma, caso contrário o BC volta a ser fixo, e escolhe-se aleatoriamente outra barra. Repete-se este processo até que todas as barras tenham sido analisadas.

4.8 ATUALIZAÇÃO DO CSQ

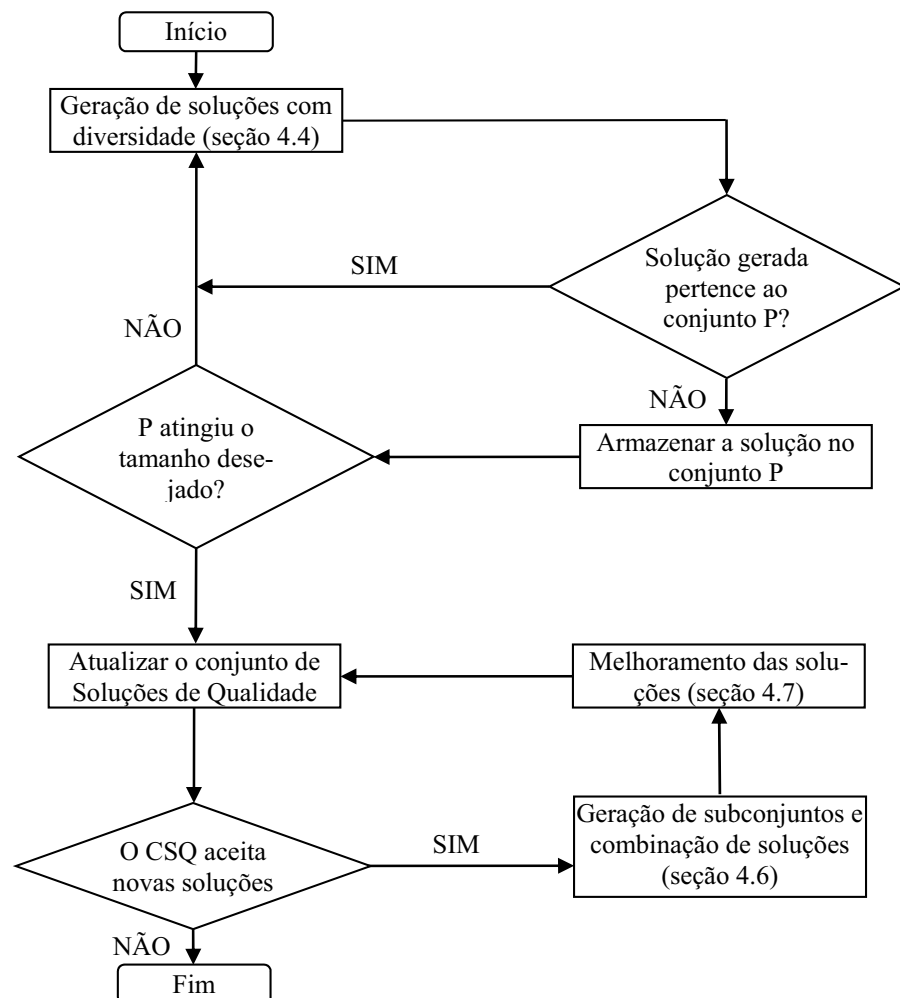
Na última etapa é feita a atualização do CSQ, ou seja, quando todas as soluções combinadas passarem pela fase de melhoria, aquelas soluções obtidas que são de melhor qualidade que as piores do CSQ devem entrar no CSQ. O algoritmo de BD será executado até que

nenhuma solução de um dado subconjunto de soluções melhorada seja aceita pelo CSQ. As soluções do CSQ serão as soluções principais, e dessa forma será considerada como solução final do problema a primeira solução presente no CSQ que é mantida ordenada pelo valor da função objetivo.

4.9 FLUXOGRAMA DO ALGORITMO PARA RESOLVER O PABCSDR

A Figura 13 mostra o fluxograma do algoritmo de Busca Dispersa especializado para resolver o PABCSDR. O fluxograma é apresentado de forma geral, mostrando uma interligação entre as seções apresentadas neste capítulo.

Figura 13 - Fluxograma do algoritmo de Busca Dispersa especializado para o PABCSDR



Fonte: Elaboração do autor

5 RESULTADOS

A metodologia proposta para resolver o PABCSDR foi testada em quatro sistemas de distribuição: de 34, 136, 202 e 400 barras. Os limites de tensão considerados foram $\underline{V} = 0,93$ pu e $\overline{V} = 1,05$ pu, para todos os sistemas. O valor adotado para a potência reativa nominal de cada módulo de um BC é de 300 kVAr, o custo de compra de um BC fixo é US\$ 900,00, e o custo do equipamento de chaveamento é de US\$ 300,00 (RIBEIRO 2013). Além disso, o custo de instalação e manutenção dos BCs em uma barra do sistema é de US\$ 1000,00. Dessa forma foi possível comparar de forma minuciosa os resultados com os do trabalho de Ribeiro (2013), que utiliza metodologias clássicas, e verificar o bom desempenho do algoritmo. Os parâmetros da busca dispersa são os seguintes: tamanho do conjunto inicial de soluções igual a 100, tamanho do conjunto de soluções de qualidade igual a cinco, onde destas cinco, três são soluções com a melhor função objetivo (todas distintas) e duas são soluções com maior dispersão no espaço de busca (considera-se aquelas com o maior número de barras com BCs alocados, e que não possuem BCs alocados nas três melhores soluções). A seguir os resultados de cada sistema são descritos e analisados. A meta-heurística foi implementada em MATLAB e os sistemas foram testados em um computador com processador de Intel core i7 de 3,40 GHz e 16 GB de memória RAM.

5.1 SISTEMA DE 34 BARRAS

A Figura 14 mostra o sistema de 34 barras. Os dados completos do sistema são mostrados no Anexo 1, sendo que o percentual do fator de multiplicação das cargas foram de: 110 % para o nível Pesado; 80 % para o Médio e 60 % para o Leve. Foram adotados períodos de 1000 h, 6760 h e 1000 h para os níveis de demanda pesado, médio e leve respectivamente. O custo das perdas adotadas foram de 0,06 US\$/kWh em todos níveis de demanda (RIBEIRO, 2013). Para este sistema foi estipulado que o número máximo de módulos de capacitores a serem instalados em uma barra seria igual a quatro.

O estado inicial do sistema antes da alocação dos BCs é: para o nível de demanda pesado, as perdas no sistema foram de 271,6757 kW, com custo de US\$ 16300,5412, no nível

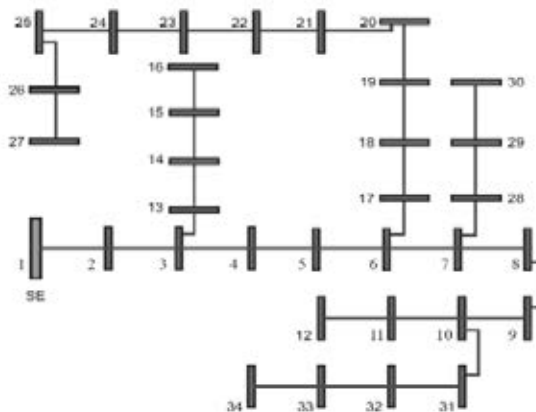
médio foram 139,5192 kW, com custo de US\$ 56589,0001, e para o nível leve 77,0112 kW, com custo de US\$ 4620,6690. O custo inicial total das perdas no sistema foram de US\$ 77510,2102. Esses resultados estão organizados na Tabela 1.

Tabela 1 - Resultados das perdas de potência e dos custos no estado inicial do sistema de 34 barras

ESTADO INICIAL DO SISTEMA		
NÍVEL PESADO	<i>Perdas no sistema</i> 271,6757 kW	<i>Custo das perdas</i> US\$ 16300,5412
NÍVEL MÉDIO	<i>Perdas no sistema</i> 139,5192 kW	<i>Custo das perdas</i> US\$ 56589,0001
NÍVEL LEVE	<i>Perdas no sistema</i> 77,0112 kW	<i>Custo das perdas</i> US\$ 4620,6690
		Custo Total das perdas US\$ 77510,2102

Fonte: Elaboração do autor

Figura 14 - Sistema de 34 barras



Fonte: Gonçalves (2013).

Para o sistema de 34 barras, o algoritmo de BD fez quatro iterações para encontrar a melhor solução conhecida do problema. Foram resolvidos 17250 problemas de fluxo de carga radial. O tempo de processamento foi de 3,13 segundos.

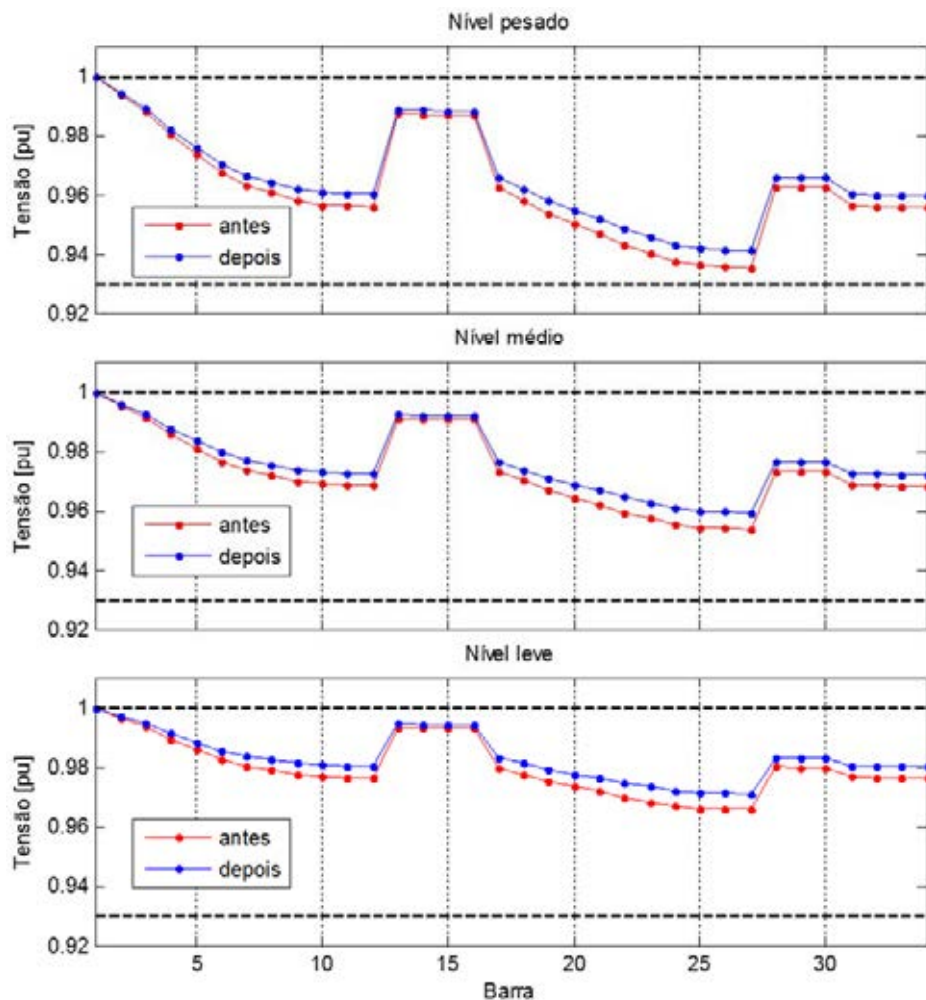
Foram alocados dois bancos de capacitores fixos na barra 10 ($n_{10}^{bc} = 2$) e três bancos de capacitores fixos na barra 23 ($n_{23}^{bc} = 3$). Para o nível de demanda pesado, as perdas no sistema passaram a ser de 209,4094 kW, com custo de US\$ 12564,5666, no nível médio fo-

ram para 103,6839 kW, com custo de US\$ 42054,1965, e para o nível leve 57,6454 kW, com custo de US\$ 3458,7263.

O custo total das perdas no sistema foi de US\$ 58077,4894. O custo da compra, instalação e manutenção dos BCs foi de US\$ 6500,0000, e o valor final da função objetivo é de US\$ 64577,4894.

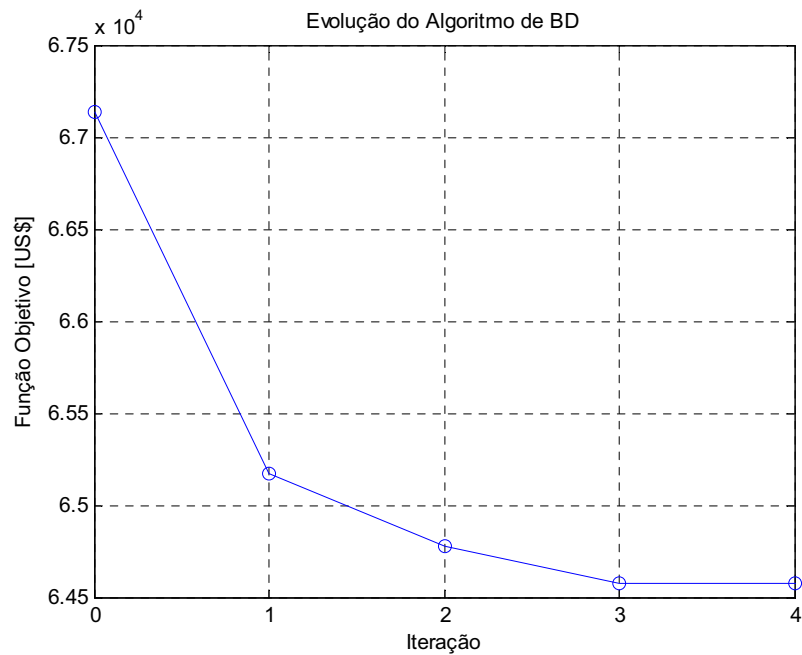
A Figura 15 mostra os perfis de tensão no sistema de 34 barras antes e depois da alocação dos BCs para os três níveis de demanda. As curvas em vermelho representam os níveis de tensão antes da alocação, e as em azul após a alocação. É possível observar que não houve violação em nenhum dos três níveis de demanda.

Figura 15 - Perfil de tensão no sistema de 34 barras antes e depois da alocação dos BCs



Fonte: Elaboração do autor

O gráfico da Figura 16 mostra a evolução da meta-heurística na resolução do PAB-CSDR considerando o sistema de 34 barras. A solução na iteração zero é a melhor solução do conjunto inicial de soluções.

Figura 16 - Evolução do algoritmo de BD no sistema de 34 barras

Fonte: Elaboração do autor

A Tabela 2 mostra o resumo da solução obtida pela BD. São mostrados os valores de redução das perdas e dos custos.

Tabela 2 - Resultados e reduções das perdas e dos custos após alocação dos BCs no sistema de 34 barras

RESULTADOS APÓS ALOCAÇÕES DOS BCs		
NÍVEL PESADO	<i>Perdas no sistema</i> 209,4094 kW	<i>Redução das perdas</i> 62,2663 kW
	<i>Custo das perdas</i> US\$ 12564,5666	<i>Redução dos custos</i> US\$ 3735,9746
NÍVEL MÉDIO	<i>Perdas no sistema</i> 103,6839 kW	<i>Redução das perdas</i> 35,8353 kW
	<i>Custo das perdas</i> US\$ 42054,1965	<i>Redução dos custos</i> US\$ 14534,8036
NÍVEL LEVE	<i>Perdas no sistema</i> 57,6454 kW	<i>Redução das perdas</i> 19,3658 kW
	<i>Custo das perdas</i> US\$ 3458,7263	<i>Redução dos custos</i> US\$ 1161,9427
		Custo total das perdas
		US\$ 58077,4894
		Redução dos custos das perdas
		US\$ 19432,7208

Fonte: Elaboração do autor

O estado inicial do sistema antes da alocação dos BCs é: para o nível de demanda pesado, as perdas no sistema foram de 753,2673 kW, com custo de US\$ 45196,0398, no nível médio foram 320,2664 kW, com custo de US\$ 129900,0646, e para o nível leve 111,6922 kW, com custo de US\$ 6701,5308. O custo total das perdas no sistema foi de US\$ 181797,6352. Esses resultados estão organizados na Tabela 3.

Tabela 3 - Resultados das perdas de potência e dos custos no estado inicial do sistema de 136 barras

ESTADO INICIAL DO SISTEMA		
NÍVEL PESADO	<i>Perdas no sistema</i> 753,2673 kW	<i>Custo das perdas</i> US\$ 45196,0398
NÍVEL MÉDIO	<i>Perdas no sistema</i> 320,2664 kW	<i>Custo das perdas</i> US\$ 129900,0646
NÍVEL LEVE	<i>Perdas no sistema</i> 111,6922 kW	<i>Custo das perdas</i> US\$ 6701,5308
		<i>Custo Total das perdas</i> US\$ 181797,6352

Fonte: Elaboração do autor

Para o sistema de 136 barras, o algoritmo de BD fez três iterações para encontrar a melhor solução conhecida do problema. Foram resolvidos 32595 problemas de fluxo de carga radial. O tempo de processamento foi de 16,27 segundos.

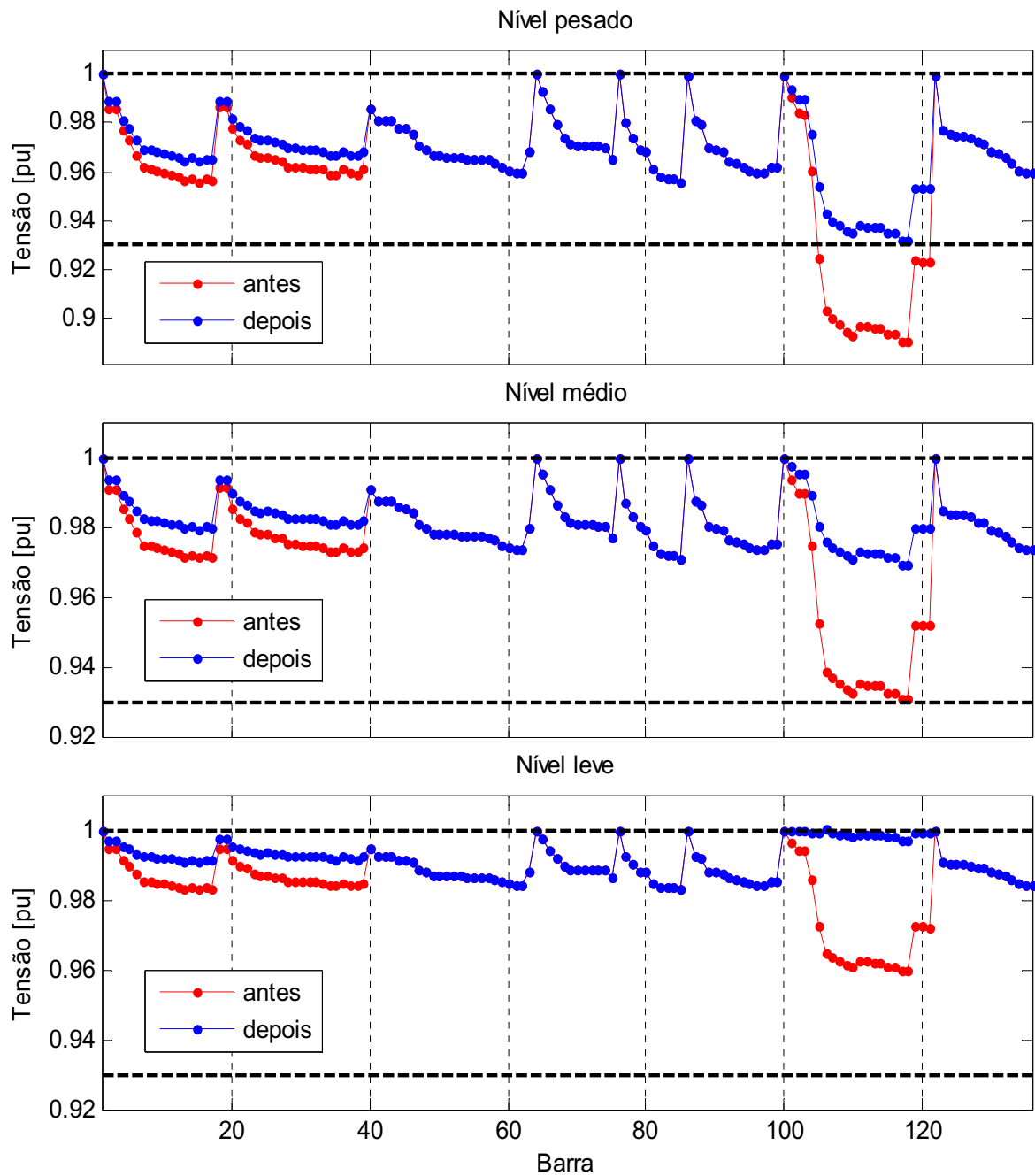
Foram alocados dois bancos de capacitores fixos na barra 14, $n_{14}^{bc} = 2$, na barra 32 também foram alocados dois bancos de capacitores fixos, $n_{32}^{bc} = 2$, na barra 106 foram alocados quatro bancos de capacitores fixos, $n_{106}^{bc} = 4$, e na barra 109 foi alocado um banco de capacitor fixo, $n_{109}^{bc} = 1$. O custo da compra, instalação e manutenção dos BCs foram US\$ 12100,0000, e o valor final da função objetivo foi de US\$ 175181,9983.

Para o nível de demanda pesado, as perdas no sistema passaram a ser de 674,5675 kW, com custo de US\$ 40474,0500, no nível médio foram 286,6489 kW, com custo de US\$ 116264,8121, e para o nível leve 105,7189 kW, com custo de US\$ 6343,1363. O custo total das perdas no sistema foi de US\$ 163081,9983.

A Figura 18 mostra os perfis de tensão no sistema de 136 barras antes e depois da alocação dos BCs para os três níveis de demanda. As curvas em vermelho representam os níveis de tensão antes da alocação, e as em azul após a alocação. É possível observar que não houve

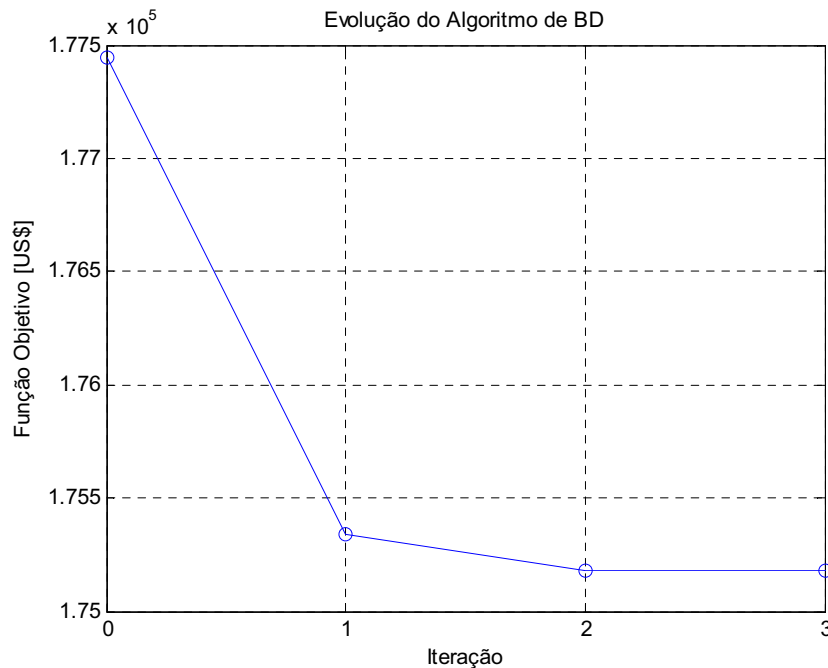
violação em nenhum dos três níveis de demanda após a alocação dos BCs.

Figura 18 - Perfil de tensão no sistema de 136 barras antes e depois da alocação dos BCs



Fonte: Elaboração do autor

O gráfico da Figura 19 mostra a evolução da meta-heurística na resolução do PAB-CSDR considerando o sistema de 136 barras. A solução na iteração zero é a melhor solução do conjunto inicial de soluções.

Figura 19 - Evolução do algoritmo de BD no sistema de 136 barras

Fonte: Elaboração do autor

A Tabela 4 mostra o resumo da solução obtida pela BD. São mostrados os valores de redução das perdas e dos custos.

Tabela 4 - Resultados e reduções das perdas e dos custos após alocação dos BCs no sistema de 136 barras

RESULTADOS APÓS ALOCAÇÕES DOS BCs		
NÍVEL PESADO	Perdas no sistema 674,5675 kW	Redução das perdas 78,6998 kW
	Custo das perdas US\$ 40474,0500	Redução dos custos US\$ 4721,9898
NÍVEL MÉDIO	Perdas no sistema 286,6489 kW	Redução das perdas 33,6175 kW
	Custo das perdas US\$ 116264,8121	Redução dos custos US\$ 13635,2526
NÍVEL LEVE	Perdas no sistema 105,7189 kW	Redução das perdas 5,9733 kW
	Custo das perdas US\$ 6343,1363	Redução dos custos US\$ 358,3945
		Custo Total das perdas
		US\$ 163081,9983
		Redução dos custos
		US\$ 18715,6370

Fonte: Elaboração do autor

A redução total obtida na função objetivo considerando os estados iniciais e finais foram de US\$ 6615,6369, o que representa uma redução percentual de 3,64 %, além de tornar

factível a operação no nível pesado, pois sem BCs a operação violava os níveis de tensão.

Sem a restrição do número máximo de módulos de BCs por barra (que nesse caso foi quatro), a BD encontra uma solução com função objetivo de melhor qualidade para o sistema de 136 barras. Nesse caso algoritmo de BD também fez três iterações para encontrar a solução do problema. Foram resolvidos 31101 problemas de fluxo de carga radial. O tempo de processamento foi de 15,55 segundos.

Foram alocados dois bancos de capacitores fixos na barra 32, $n_{32}^{bc} = 2$, e na barra 106 foram cinco bancos de capacitores fixos, $n_{106}^{bc} = 5$. O custo da compra, instalação e manutenção dos BCs foi US\$ 8300,0000 e o valor final da função objetivo foi de US\$ 174562,5564. Comparado com o caso anterior, a função objetivo é reduzida em 0,35 %.

Para o nível de demanda pesado, as perdas no sistema passaram a ser de 685,8333 kW, com custo de US\$ 41149,9991, no nível médio foram 292,5122 kW, com custo de US\$ 118642,9657, e para o nível leve 107,8265 kW, com custo de US\$ 6469,5917. O custo total das perdas no sistema foi de US\$ 166262,5564.

De acordo com a Tabela 5 pode-se comparar os resultados de Ribeiro (2013), referente aos dois modelos (MLIM e MCSOIM) com os obtidos pela BD, na qual BD 1 representa a metodologia da BD limitando o número máximo de BCs por barra, e BD 2 representa a aplicação da metodologia de BD sem a limitação dos BCs. Foi aplicado o fluxo de potência (FC) para obter as perdas reais do sistema.

Tabela 5 - Resultados da alocação dos BCs para o sistema de 136 barras

MODELOS/BD	Custo total das perdas (US\$)	Custo de compra, instalação e manutenção (US\$)	Custo total FO (US\$)	Tempo(s)
MLIM	162710,93	12400,00	175110,93	120020,78
MCSOIM	163085,25	12100,00	175185,25	26390,67
FC (MLIM)	162784,66	12400,00	175184,66	-
FC (MCSOIM)	163082,00	12100,00	175182,00	-
BD 1	163081,99	12100,00	175181,99	16,27
BD 2	166262,56	8300,00	174562,56	15,55

Fonte: Elaboração do autor

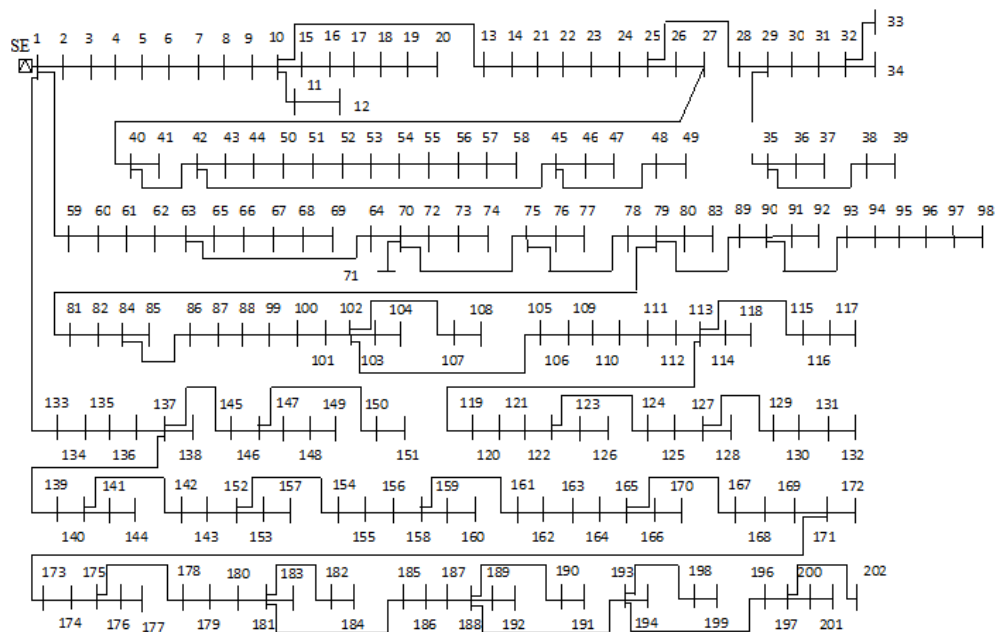
5.3 SISTEMA DE 202 BARRAS

A Figura 20 mostra o sistema de 202 barras. Os dados completos do sistema são mos-

trados no Anexo 1, sendo que o percentual do fator de multiplicação das cargas foram de: 166 % para o nível Pesado e 100 % para o Médio. De acordo com a literatura neste caso não foi considerado o nível de demanda leve (RIBEIRO, 2013). Foram adotados períodos de 1000 h e 7760 h para os níveis de demanda pesado e médio respectivamente. O custo das perdas adotadas foram de 0,02 US\$/kWh nos dois níveis de demanda. Para este sistema foi estipulado que o número máximo de módulos de capacitores a serem instalados em uma barra seria igual a seis.

O estado inicial do sistema antes da alocação dos BCs é: para o nível de demanda pesado, as perdas no sistema foram de 1603,6375 kW, com custo de US\$ 32072,7506, no nível médio foram 552,0075 kW, com custo de US\$ 85671,5571. O custo total das perdas no sistema foi de US\$ 117744,3077. Esses resultados estão organizados na Tabela 6.

Figura 20 - Sistema de 202 barras



Fonte: Ribeiro (2013)

Tabela 6 - Resultados das perdas de potência e dos custos no estado inicial do sistema de 202 barras

ESTADO INICIAL DO SISTEMA		
NÍVEL PESADO	Perdas no sistema 1603,6375 kW	Custo das perdas US\$ 32072,7506
NÍVEL MÉDIO	Perdas no sistema 552,0075 kW	Custo das perdas US\$ 85671,5571
		Custo Total das perdas US\$ 117744,3077

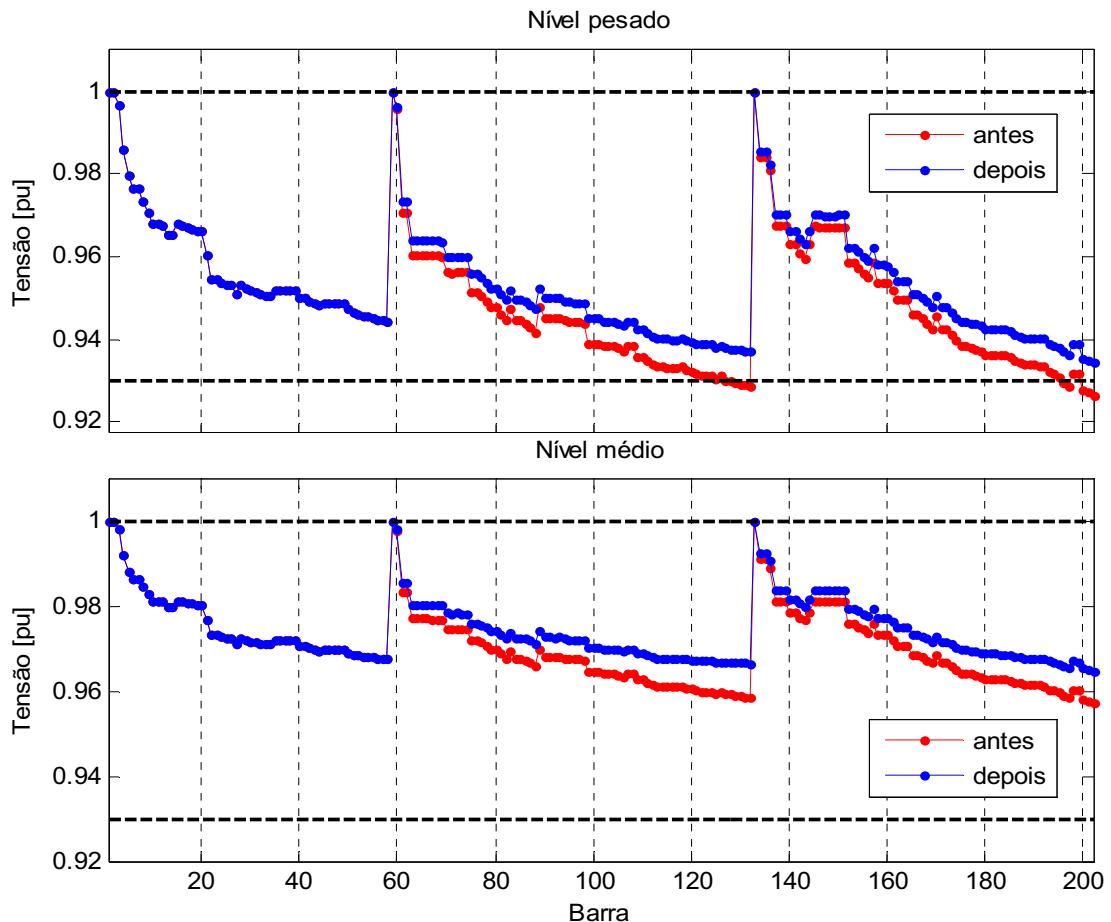
Fonte: Elaboração do autor

Para o sistema de 202 barras, o algoritmo de BD fez três iterações para encontrar a melhor solução conhecida do problema. Foram resolvidos 28562 problemas de fluxo de carga radial. O tempo de processamento foi de 27,54 segundos.

Foram alocados cinco bancos de capacitores fixos na barra 130, $n_{130}^{bc} = 5$, e na barra 200 também foram alocados cinco bancos de capacitores fixos, $n_{200}^{bc} = 5$. O custo da compra, instalação e manutenção dos BCs foram US\$ 11000,0000 e o valor final da função objetivo foi de US\$ 117113,2577. Para o nível de demanda pesado, as perdas no sistema passaram a ser de 1483,4110 kW, com custo de US\$ 29668,2199, e no nível médio foram 492,5582 kW, com custo de US\$ 76445,0378. O custo total das perdas no sistema foi de US\$ 106113,2577.

A Figura 21 mostra os perfis de tensão no sistema de 202 barras antes e depois da alocação dos BCs para os dois níveis de demanda. As curvas em vermelho representam os níveis de tensão antes da alocação, e as em azul após a alocação. É possível observar que não houve violação em nenhum dos dois níveis de demanda após a alocação dos BCs.

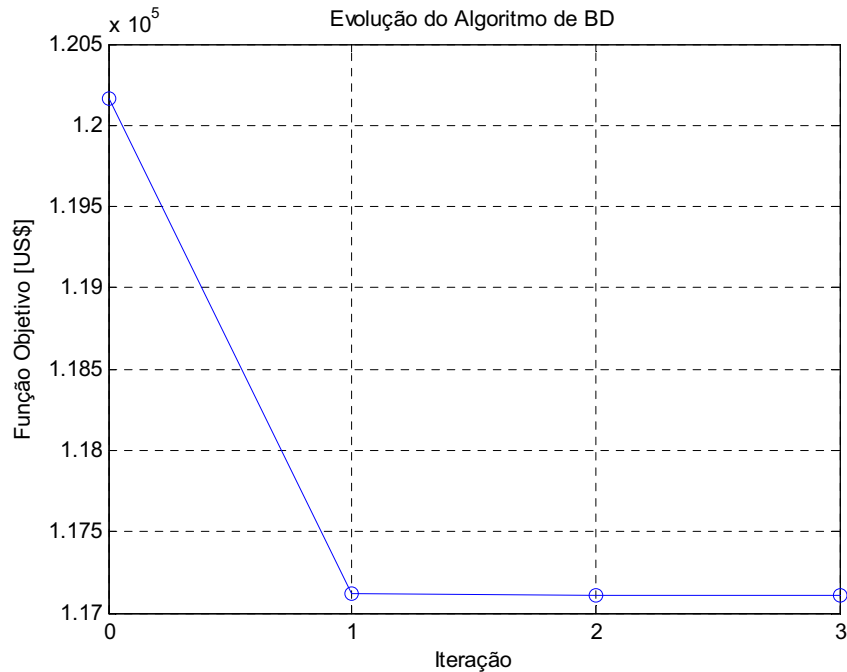
Figura 21 - Perfil de tensão no sistema de 202 barras antes e depois da alocação dos BCs



Fonte: Elaboração do autor

O gráfico da Figura 22 mostra a evolução da meta-heurística na resolução do PAB-CSDR considerando o sistema de 202 barras. A solução na iteração zero é a melhor solução do conjunto inicial de soluções.

Figura 22 - Evolução do algoritmo de BD no sistema de 200 barras



Fonte: Elaboração do autor

A Tabela 7 mostra o resumo da solução obtida pela BD. São mostrados os valores de redução das perdas e dos custos.

Tabela 7 - Resultados e reduções das perdas e dos custos após alocação dos BCs no sistema de 202 barras

RESULTADOS APÓS ALOCAÇÕES DOS BCs		
NÍVEL PESADO	<i>Perdas no sistema</i> 1483,4110 kW	<i>Redução das perdas</i> 120,2265 kW
	<i>Custo das perdas</i> US\$ 29668,2199	<i>Redução dos custos</i> US\$ 2404,5307
NÍVEL MÉDIO	<i>Perdas no sistema</i> 492,5582 kW	<i>Redução das perdas</i> 59,4493 kW
	<i>Custo das perdas</i> US\$ 76445,0378	<i>Redução dos custos</i> US\$ 10226,5193
Custo Total das perdas		US\$ 106113,2577
Redução dos custos		US\$ 11631,0500

Fonte: Elaboração do autor

A redução total obtida na função objetivo considerando os estados iniciais e finais foram de US\$ 631,05, o que representa uma redução percentual de 0,53 %, além de tornar factível a operação no nível de carga pesado.

De acordo com a Tabela 8 pode-se comparar os resultados de Ribeiro (2013) referente aos dois modelos (MLIM e MCSOIM) com os obtidos pela BD. Foi aplicado o fluxo de potência (FC) para obter as perdas reais do sistema. Com o algoritmo de BD foi obtido o mesmo resultado do MCSOIM.

Tabela 8 - Resultados da alocação dos BCs para o sistema de 202 barras

MODELOS/BD	Custo total das perdas (US\$)	Custo de compra, instalação e manutenção (US\$)	Custo total FO (US\$)	Tempo(s)
MLIM	105468,75	11900,00	117368,75	17320,25
MCSOIM	106117,07	11000,00	117117,07	133,12
FC (MLIM)	105219,27	11900,00	117119,27	-
FC (MCSOIM)	106113,26	11000,00	117113,26	-
BD	106113,26	11000,00	117113,26	27,54

Fonte: Elaboração do autor

5.4 SISTEMA DE 400 BARRAS

A Figura 23 mostra o sistema de 400 barras. Os dados completos do sistema são mostrados no Anexo 1, sendo que o percentual do fator de multiplicação das cargas foram de: 150% para o nível Pesado e 100% para o Médio. Foram adotados períodos de 1000 h e 7760 h para os níveis de demanda pesado e médio respectivamente. O custo das perdas adotadas foram de 0,02 US\$/kWh nos dois níveis de demanda (RIBEIRO, 2013). Para este sistema foi estipulado que o número máximo de módulos de capacitores a serem instalados em uma barra seria igual a três. Neste caso adotou-se $\underline{V} = 0,9298$, pois em Ribeiro (2013) a tensão foi dada em kV, sendo que foi dividida a tensão mínima pela tensão nominal (10,6 kV/ 11,4 kV) para obter o limite mínimo em pu.

O estado inicial do sistema antes da alocação dos BCs é: para o nível de demanda pesado as perdas no sistema foram de 356,7300 kW, com custo de US\$ 7134,6005 e no nível médio foram 149,6267 kW, com custo de US\$ 23222,0598. O custo total das perdas no sistema foi de US\$ 30356,6603. Esses resultados estão organizados na Tabela 9.

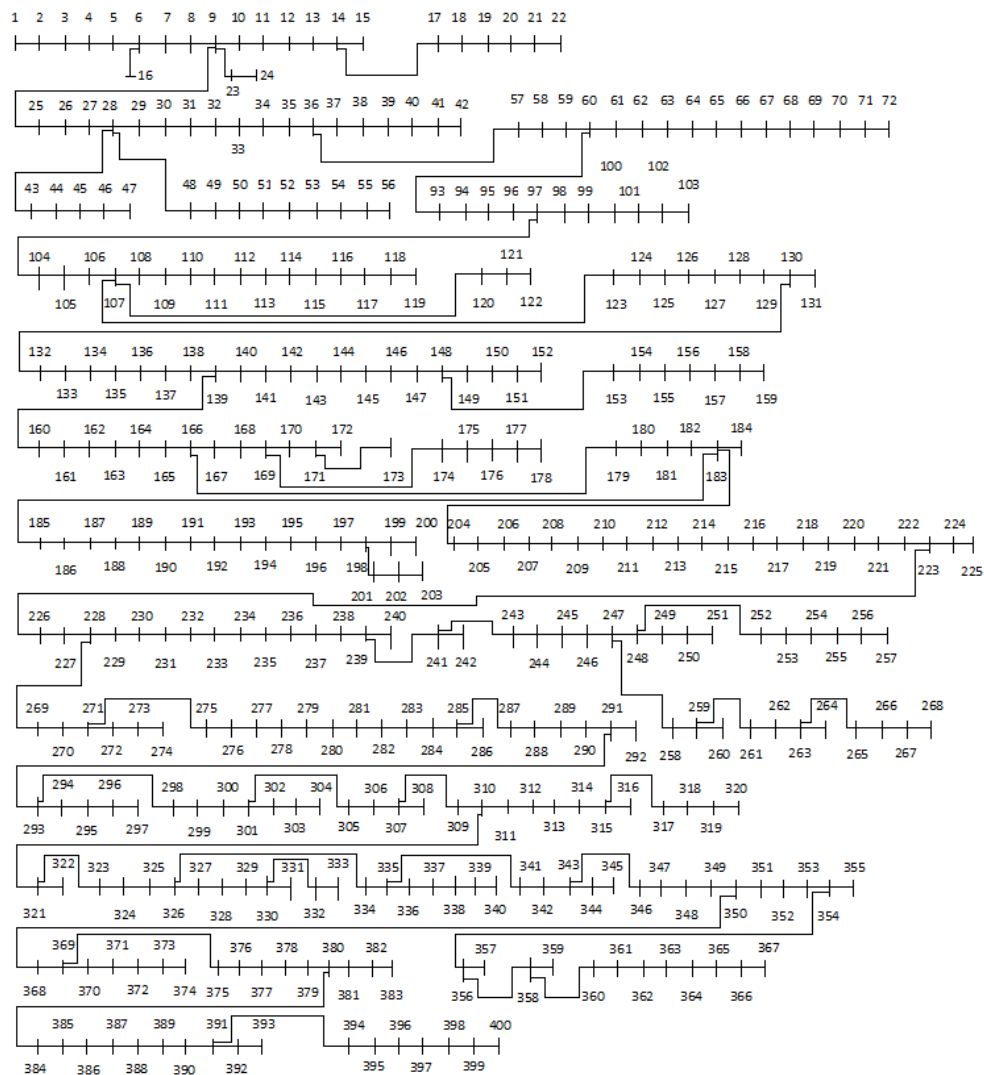
Tabela 9 - Resultados das perdas de potência e dos custos no estado inicial do sistema de 400 barras

ESTADO INICIAL DO SISTEMA		
NÍVEL PESADO	<i>Perdas no sistema</i> 356,7300 kW	<i>Custo das perdas</i> US\$ 7134,6005
NÍVEL MÉDIO	<i>Perdas no sistema</i> 149,6267 kW	<i>Custo das perdas</i> US\$ 23222,0598
		<i>Custo Total das perdas</i>
		US\$ 30356,6603

Fonte: Elaboração do autor

Para o sistema de 400 barras, o algoritmo de BD fez seis iterações para encontrar a melhor solução conhecida do problema. Foram resolvidos 105810 problemas de fluxo de carga radial. O tempo de processamento foi de 209,12 segundos.

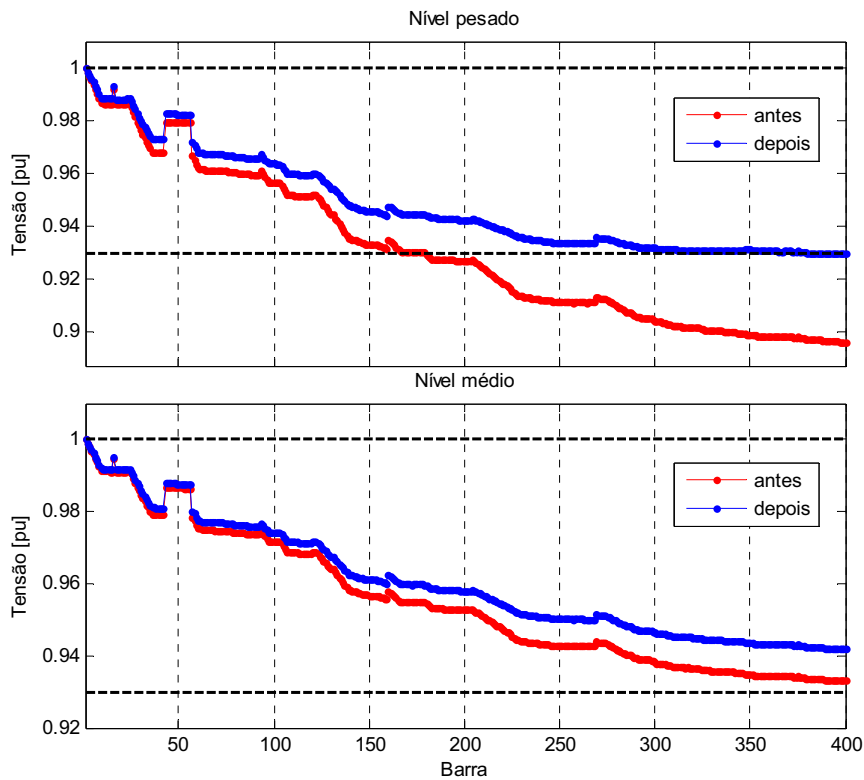
Figura 23 - Sistema de 400 barras



Fonte: Ribeiro (2013)

Foram alocados dois bancos de capacitores fixos na barra 228 ($n_{228}^{bc} = 2$) na barra 348 foram três bancos de capacitores ($n_{348}^{bc} = 3$), sendo um fixo e dois chaveados ($n_{348}^{sw} = 2$), de tal forma que no nível pesado os três bancos fiquem ligados, e no nível médio apenas um banco fique ligado, na barra 350 foram alocados três bancos de capacitores chaveados, $n_{350}^{sw} = 3$, de tal forma que no nível pesado os três bancos fiquem ligados, e no nível médio nenhum banco fique ligado, e na barra 398 foram alocados dois bancos de capacitores chaveados, $n_{398}^{sw} = 2$, de tal forma que no nível pesado os dois bancos fiquem ligados, e no nível médio nenhum banco fique ligado. O custo da compra, instalação e manutenção dos BCs foram US\$ 13900,0000 e o valor final da função objetivo foi de US\$ 43058,7167. Para o nível de demanda pesado, as perdas no sistema foram de 453,8329 kW, com custo de US\$ 9076,6583, e no nível médio foram 129,3947 kW, com custo de US\$ 20082,0584. O custo total das perdas no sistema foi de US\$ 29158,7167.

Figura 24 - Perfil de tensão no sistema de 400 barras antes e depois da alocação dos BCs



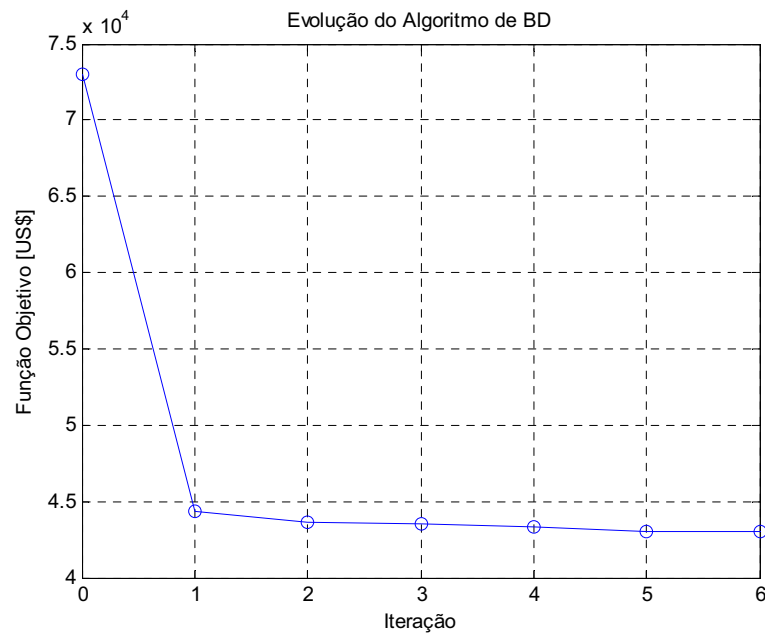
Fonte: Elaboração do autor

A Figura 24 mostra os perfis de tensão no sistema de 400 barras antes e depois da alocação dos BCs para os dois níveis de demanda. As curvas em vermelho representam os níveis de tensão antes da alocação, e as em azul após a alocação. Antes da alocação dos BCs, verificava-se que existia violação dos limites de tensão, no nível de demanda pesado, em mais da me-

tade das barras do sistema. É possível observar que não houve violação em nenhum dos dois níveis de demanda após a alocação dos BCs.

O gráfico da Figura 25 mostra a evolução da meta-heurística na resolução do PAB-CSDR considerando o sistema de 400 barras. A solução na iteração zero é a melhor solução do conjunto inicial de soluções.

Figura 25 - Evolução do algoritmo de BD no sistema de 400 barras



Fonte: Elaboração do autor

A Tabela 10 mostra o resumo da solução obtida pela BD. São mostrados os valores de redução das perdas e dos custos.

Tabela 10 - Resultados e reduções das perdas e dos custos após alocação dos BCs no sistema de 400 barras

RESULTADOS APÓS ALOCAÇÕES DOS BCs		
NÍVEL PESADO	<i>Perdas no sistema</i> 453,8329 kW	<i>Variação das perdas</i> 97,1029 kW
	<i>Custo das perdas</i> US\$ 9076,6583	<i>Variação dos custos</i> US\$ 1942,0578
NÍVEL MÉDIO	<i>Perdas no sistema</i> 129,3947 kW	<i>Redução das perdas</i> 20,232 kW
	<i>Custo das perdas</i> 20082,0584	<i>Redução dos custos</i> US\$ 3140,0014
Custo Total das perdas		
US\$ 29158,7167		
Redução dos custos		
US\$ 1197,9436		

Fonte: Elaboração do autor

De acordo com a Tabela 11 pode-se comparar os resultados de Ribeiro (2013) referente aos dois modelos (MLIM e MCSOIM) com os obtidos pela BD. Foi aplicado o fluxo de potência (FC) para obter as perdas reais do sistema. Com o algoritmo de BD foi obtido o mesmo resultado do MCSOIM.

Tabela 11 - Resultados da alocação dos BCs para o sistema de 400 barras

MODELOS/BD	Custo total das perdas (US\$)	Custo de compra, instalação e manutenção (US\$)	Custo total FO (US\$)	Tempo(s)
MLIM	29171,97	13900,00	43071,97	54800,76
MCSOIM	29159,17	13900,00	43059,17	67708,63
FC (MLIM)	29158,58	13900,00	43058,58	-
FC (MCSOIM)	29158,72	13900,00	43058,72	-
BD	29158,72	13900,00	43058,72	209,12

Fonte: Elaboração do autor

A solução obtida pela BD possui uma função objetivo maior que a do estado inicial do sistema que é de US\$ 30.356,6603. Verifica-se que as perdas diminuem após a alocação dos BCs, entretanto esta redução não compensa os custos dos BCs. Isto ocorre porque no estado inicial várias barras do sistema violam os limites de tensão, mostrando uma operação infactível, assim os BCs foram alocados para encontrar um estado de operação factível.

A Tabela 12 resume os resultados obtidos pela metodologia para resolver o PAB-CSDR nos sistemas testados.

Tabela 12 - Resultados obtidos para os sistemas testados antes e depois da alocação dos BCs

SISTEMA	FO antes da alocação (US\$)	FO depois da alocação (US\$)
34 barras	77510,2102	64577,4894
136 barras	181797,6352	175181,9983 (BD 1) 174562,5564 (BD 2)
202 barras	117744,3077	117113,2577
400 barras	30356,6603	43058,7167

Fonte: Elaboração do autor

6 CONCLUSÕES

O algoritmo de BD utilizado no trabalho desenvolvido mostrou-se eficaz na resolução do PABCSDR, apresentando consideráveis reduções de perdas de energia, o qual encontrou soluções semelhantes para os sistemas de 136 barras, 202 barras e 400 barras se comparado com (RIBEIRO,2013).

Pode-se dizer que a boa convergência do algoritmo de BD se deu devido a geração da população inicial de maneira aleatória e controlada, uma vez que ela alocou uma quantidade limitada de bancos de capacitores para os três níveis de demanda nos sistemas de 34 e 136 barras e para os dois níveis de demanda nos sistemas de 202 e 400 barras. Além disso a etapa de melhoria local mostrou-se muito eficaz.

No método de combinação das soluções, todas as soluções contidas no CSQ foram recombinadas duas a duas. A estratégia de recombinação desenvolvida foi muito importante para encontrar soluções de boa qualidade, e evitou dessa forma que o algoritmo utilizado parasse em ótimos locais.

As soluções recombinadas foram submetidas ao método de melhoramento de soluções, e desta forma foi feita a exploração na vizinhança das soluções, através de uma busca local sistematizada na tentativa de encontrar uma solução vizinha que tivesse melhor qualidade. Novas soluções geralmente de baixa qualidade foram geradas pelo método de combinação das soluções, e passaram pela mesma heurística de melhoramento.

Concluindo, o algoritmo de BD foi executado até o momento em que nenhuma solução adicional foi aceita pelo método de atualização do CSQ, tornando as soluções do CSQ soluções elite, e foi aceito como solução final do problema a primeira solução presente no CSQ que se manteve ordenado pelo valor obtido na função objetivo. Analisando este trabalho do ponto de vista comercial-financeiro, o algoritmo proposto mostrou-se eficaz na minimização das perdas de energia nos quatro sistemas apresentados.

Como sugestão para trabalhos futuros, pode-se adotar outras técnicas de combinação de soluções, como o *path-relinking* e testar em sistemas de maior porte.

REFERÊNCIAS

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA – ANEEL. **Procedimentos de distribuição de energia elétrica no sistema elétrico nacional- PRODIST**. [S.l.: s.n.], 2012. Módulo 3 – Acesso ao Sistema de Distribuição.

BRANDINI, A. C. **Análise crítica de algoritmos de fluxo de carga usados em sistemas de distribuição radial**. 2000. 71 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2000.

BRANDINI, P. A. F. **Meta-heurística Particle Swarm utilizada para alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição radial**. 2007. 128 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2007.

BARAN, M. E.; WU, F. F. Optimal capacitor placement on radial distribution systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, v. 4, n. 1, p. 725-734, Jan. 1989.

BOONE, G.; CHIANG, H. D. Optimal capacitor placement in distribution systems by genetic algorithm. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, Brussels, v. 15, n. 3, p. 155-161, Jun. 1993.

CAMPOS, V.; GLOVER, F.; LAGUNA, M.; MARTÍ, R. An experimental evaluation of a scatter search for the linear ordering problem. **Journal of Global Optimization**, New York, v. 21, p. 397-414, 2001.

CAMPOS, V.; LAGUNA, M.; MARTÍ, R. **Scatter search for linear ordering problem: new ideas in optimization**. India; McGraw-Hill, 1999. p. 397-341.

CERNY, V. Thermodynamical approach to the traveling salesman problem: an efficient simulation algorithm. **Journal of Optimization Theory and Applications**, New York, v. 45, p. 41-51, 1985.

CHIANG, H. D.; WANG, J. C.; COCKINGS, O.; SHIN, H. D. Optimal capacitor placement in distribution systems, part I: A new formulation and the overall problem. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, v. 5, n. 2, p. 634-642, 1990.

CHIOU, J. P.; CHANG C. F.; SU, C. T. Ant direction hybrid differential evolution for solving large capacitor placement problems. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 19, n. 4, p. 1794-1800, 2004.

COOK, R. F. Analysis of capacitor application by load cycle. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, New Jersey, v. 78, p. 950-957, 1959.

COOK, R. F. Optimizing the application of shunt capacitors for reactive-volt-ampere control and loss reduction. **IEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, New Jersey, v. PAS-80, p. 430-444, 1961.

CORBERÁN, A.; FERNANDEZ, E.; LAGUNA, M.; MARTÍ, R. Heuristic solutions to the problem of routing school buses with multiple objectives. **Journal of the Operational Research Society**, United Kingdom, v. 53, n. 4, p. 427-435, 2002.

DURAN, H. Optimum number, location, and size of shunt capacitors in radial distribution feeders - a dynamic programming approach. **IEEE Trans. Power Apparatus and Systems**, New Jersey, v. PAS-87, n. 9, p. 1769-1774, 1968.

FARAHANI, V.; SADEGHI, S. H. H.; ABYANEH, H. A.; AGAH, S. M. M.; MAZLUMI, K. Energy loss reduction by conductor replacement and capacitor placement in distribution systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 28, n. 3, p. 2077-2085, 2013.

FEO, T. A.; RESENDE, M. G. C. A probabilistic heuristic for a computationally difficult set covering problem. **Operations Research Letters**, Netherlands, v. 8, p. 67-71, 1989.

GLOVER, F. Heuristics for integer programming using surrogate constraints. **Decision Sciences**, United States, v. 8, n. 1, p. 156-166, 1977.

GLOVER, F. Tabu search for nonlinear and parametric optimization (with links to genetic algorithms). **Discrete Applied Mathematics**, Netherlands, v. 49, p. 231-255, 1994.

GLOVER, F. **A template for scatter search and path relinking**: artificial evolution, lecture notes in computer science 1363. Germany: Springer, 1998. p. 13-54.

GLOVER, F.; LAGUNA, M.; MARTÍ, R. Fundamentals of Scatter Search and Path Relinking. **Control and Cybernetics**, Poland, v. 39, n. 3, p. 653-684, 2000.

GÓMEZ-EXPÓSITO, A.; CONEJO, A. J.; CAÑIZARES, C. **Sistemas de energia elétrica: análise e operação**. Rio de Janeiro: LTC, 2011.

GONÇALVES, R. S. **Modelo de programação linear inteira mista para resolver problemas de otimização de sistemas de distribuição de energia elétrica radiais**. 2013. 209 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica)- Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira 2013.

GRAINGER, J. J.; CIVANLAR, S. Volt/var control on distribution system with lateral branches using shunt capacitors and voltage regulators part i: the overall problem. **IEEE Trans Power Appl. Syst.**, PAS-104, n. 11, p. 3278-3283, 1985.

GRAINGER, J. J.; CIVANLAR, S. Volt/var control on distribution system with lateral branches using shunt capacitors and voltage regulators part ii: The solution method. **IEEE Trans Power App. Syst.**, United States, PAS-104, n. 11, p. 3284-3290, 1985.

GRAINGER, J. J.; CIVANLAR, S. Volt/var control on distribution system with lateral branches using shunt capacitors and voltage regulators part iii: The numerical results. **IEEE Trans Power App. Syst.**, United States, v. 104, n. 11, p. 3291-3297, 1985.

GUIMARÃES, M. A. N. **Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando algoritmos de Busca Tabu**. 2005. 108 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2005.

HAFFNER, S. **Análise de sistemas de potência**. Rio de Janeiro: [s.n], 2009. Disponível em: <[http://www.dee.ufrj.br/lasp/disciplinas/Apostila Completa, Análise de sistema de potência .pdf](http://www.dee.ufrj.br/lasp/disciplinas/Apostila%20Completa,%20Análise%20de%20sistema%20de%20potência.pdf)>. Acesso em: 15 fev. 2014.

HOLLAND, J. H. **Adaptation in natural and artificial systems**. Michigan: Ann Arbor, 1975. 211 p.

HUANG, Y. C.; YANG, H. T.; HUANG, C. L. Solving the capacitor placement problem in a radial distribution system using tabu search approach. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 11, n. 4, p. 1868-1873, 1996.

KIRKPATRICK, S.; GELATT, C. D.; VECCHI, M. P. **Optimization by simulated annealing**, *Science*, United States, v. 220, p. 671-680, 1983.

LAGUNA, M.; MARTÍ, R. **Scatter search: methodology and implementations in C**. United States of America: Kluwer Academic Publishers, 2003.

LAGUNA, M.; MARTÍ, R.; CAMPOS, V. Intensification and diversification with elite Tabu Search solutions for the linear ordering problem. **Computers and Operations Research**, United Kingdom, v. 26, p. 1217-1230, 1999.

LUCERO, F. A. B. **Planejamento de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando algoritmo Busca Tabu**. 2003. 131 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual de São Paulo, Ilha Solteira, 2003.

MARTÍ, R. Scatter search - wellsprings and challenges. **European Journal of Operational Research**, Netherlands, v. 169, p. 351-358, 2006.

MARTÍ, R.; LAGUNA, M.; CAMPOS V. **Scatter search vs. genetic algorithms: an experimental evaluation with permutation problems**. [S.l.]: Kluwer Academic Publishers, 2002.

MARTÍ, R.; LAGUNA, M.; GLOVER, F. Principles of scatter search. **European Journal of Operational Research**, Netherlands, v. 169, n. 2, p. 359-372, 2006.

MARTÍ, R.; LAGUNA, M.; LOURENÇO, H. **Assigning proctors to exams with scatter search, in computing tools for modeling**. Boston: Academic Publishers, 2000, p. 215-227.

MEKHAMER, S. F.; EL-HAWARY, M. E.; MOUSTAFA, M. A.; MANSOUR, M. M.; SOLIMAN, S. A. New heuristic strategies for reactive power compensation of radial distribution feeders. **IEEE Transaction on Power Delivery**, United States, v. 17, n. 4, p. 1128-1135, Oct. 2002.

MONTICELLI, A. J. **Fluxo de carga em redes de energia elétrica**. São Paulo: Edgard Blücher, 1983. 164 p.

NEAGLE, N. M.; SAMSON, D. R. Loss reduction from capacitors installed on primary feeders. **IEEE Transaction on Power System**, United States, PAS-75, n. p. 950-959, 1956.

RAJU, M. R. MURTHY, K. V. S. R.; RAVINDRA, K. Direct search algorithm for capacitive compensation in radial distribution systems. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, Brussels, v. 42, n. 1, p. 24-30, May. 2012.

RAO, S. R.; NARASIMHAMB, S.; RAMALINGARAJU, M. Optimal capacitor placement in a radial distribution system using plant growth simulation algorithm. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, Brussels, v. 33, n. 5, p. 1133-1139, Mar. 2011.

RIBEIRO, E. T. A. **Modelos de programação inteira mista para a alocação ótima de bancos de capacitores em sistemas de distribuição de energia elétrica radiais**. 2013. 103 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2013. 103 f.

SHIRMOHAMMADI, D.; HONG, H. W.; SEMLYEN, A.; LUO, G. X. A compensation-based power flow method for weakly meshed distribution and transmission networks. **IEEE Trans. Power Systems**, de Ilha Solteira, v. 3, n. 2, p. 753-762, May 1988.

SOUZA, B. A.; ALVES, H. N.; FERREIRA, H. A. Microgenetic algorithms and fuzzy logic applied to the optimal placement of capacitor banks in distribution networks. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 19, n. 2, p. 942-947, 2004.

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

SZUVOVIVSKI, I. **Alocação simultânea de bancos de capacitores e reguladores de tensão em sistemas de distribuição usando algoritmos genéticos e fluxo de potência ótimo**. 2008. 207 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2008.

VAN LAARHOVEN, P.; AARTS, E. **Simulated annealing: theory and applications**. Dordrecht: Reidel, 1987 p.

ANEXO A: DADOS DOS SISTEMAS TESTE

Neste anexo são apresentados os dados dos sistemas de 34, 136, 202 e 400 barras.

Sistema de 34 barras

Tabela 13 - Dados do sistema de 34 barras

Ramo		Resistência (Ω)	Reatância (Ω)	Carga barra final		Corrente máxima (A)
Barra inicial	Barra final			Ativa (kW)	Reativa (kVAr)	
1	2	0,1170	0,0480	230,00	142,50	1100
2	3	0,1073	0,0440	0,00	0,00	1000
3	4	0,1645	0,0457	230,00	142,50	1000
4	5	0,1495	0,0415	230,00	142,50	1000
5	6	0,1495	0,0415	0,00	0,00	1000
6	7	0,3144	0,0540	0,00	0,00	300
7	8	0,2096	0,0360	230,00	142,50	300
8	9	0,3144	0,0540	230,00	142,50	300
9	10	0,2096	0,0360	0,00	0,00	300
10	11	0,1310	0,0225	230,00	142,50	100
11	12	0,1048	0,0180	137,00	84,00	100
3	13	0,1572	0,0270	72,00	45,00	100
13	14	0,2096	0,0360	72,00	45,00	100
14	15	0,1048	0,0180	72,00	45,00	100
15	16	0,0524	0,0090	13,50	7,50	100
6	17	0,1794	0,0498	230,00	142,50	500
17	18	0,1645	0,0457	230,00	142,50	500
18	19	0,2079	0,0473	230,00	142,50	500
19	20	0,1890	0,0430	230,00	142,50	500
20	21	0,1890	0,0430	230,00	142,50	500
21	22	0,2620	0,0450	230,00	142,50	300
22	23	0,2620	0,0450	230,00	142,50	300
23	24	0,3144	0,0540	230,00	142,50	300
24	25	0,2096	0,0360	230,00	142,50	300
25	26	0,1310	0,0225	230,00	142,50	100
26	27	0,1048	0,0180	137,00	85,00	100

7	28	0,1572	0,0270	75,00	48,00	100
28	29	0,1572	0,0270	75,00	48,00	100
29	30	0,1572	0,0270	75,00	48,00	100
10	31	0,1572	0,0270	57,00	37,50	100
31	32	0,2096	0,0360	57,00	37,50	100
32	33	0,1572	0,0270	57,00	37,50	100
33	34	0,1048	0,0180	57,00	37,50	100

Fonte: Ribeiro (2013)

Sistema de 136 barras

Tabela 14 - Dados do sistema de 136 barras

Ramo		Resistência (Ω)	Reatância (Ω)	Carga barra final		Corrente máxima (A)
Barra inicial	Barra final			Ativa (kW)	Reativa (kVAr)	
1	2	0,33205	0,76653	0,000	0,000	621
2	3	0,00188	0,00433	47,780	19,009	621
3	4	0,22340	0,51535	42,551	16,929	612
4	5	0,09943	0,22953	87,022	34,622	600
5	6	0,15571	0,35945	311,310	123,860	579
6	7	0,16321	0,37677	148,870	59,228	507
7	8	0,11444	0,26417	238,670	94,956	60
7	9	0,05675	0,05666	62,299	24,786	414
9	10	0,52124	0,27418	124,590	49,571	33
9	11	0,10877	0,10860	140,160	55,768	369
11	12	0,39803	0,20937	116,810	46,474	30
11	13	0,91744	0,31469	249,200	99,145	63
11	14	0,11823	0,11805	291,450	115,590	246
14	15	0,50228	0,26421	303,720	120,840	75
14	16	0,05675	0,05666	215,390	85,695	102
16	17	0,29379	0,15454	198,590	79,007	51
1	18	0,33205	0,76653	0,000	0,000	564
18	19	0,00188	0,00433	0,000	0,000	564
19	20	0,22324	0,51535	0,000	0,000	564
20	21	0,10881	0,25118	30,127	14,729	564
21	22	0,71078	0,37388	230,970	112,920	60
21	23	0,18197	0,42008	60,256	29,459	498
23	24	0,30326	0,15952	230,970	112,920	60
23	25	0,02439	0,05630	120,510	58,915	426
25	26	0,04502	0,10394	0,000	0,000	396
26	27	0,01876	0,04331	56,981	27,857	396
27	28	0,11823	0,11230	364,670	178,280	381
28	29	0,02365	0,02361	0,000	0,000	291

29	30	0,18954	0,09970	124,650	60,939	48
30	31	0,39803	0,20937	56,981	27,857	48
29	32	0,05675	0,05666	0,000	0,000	246
32	33	0,09477	0,04985	85,473	41,787	123
33	34	0,41699	0,21934	0,000	0,000	102
34	35	0,11372	0,05982	396,740	193,960	102
32	36	0,07566	0,07555	0,000	0,000	126
36	37	0,36960	0,19442	181,150	88,563	108
37	38	0,26536	0,13958	242,170	118,390	63
36	39	0,05675	0,05660	75,316	36,821	51
1	40	0,33205	0,76653	0,000	0,000	621
40	41	0,11819	0,27283	1,254	0,531	621
41	42	2,96288	1,01628	6,274	2,660	36
41	43	0,00188	0,00433	0,000	0,000	618
43	44	0,06941	0,16024	117,880	49,971	618
44	45	0,81502	0,42872	62,668	25,566	48
44	46	0,06378	0,14724	172,290	73,034	576
46	47	0,13132	0,30315	458,560	194,390	534
47	48	0,06191	0,14291	262,960	111,470	423
48	49	0,11444	0,26417	235,760	99,942	306
49	50	0,28374	0,28331	0,000	0,000	30
50	51	0,28374	0,28321	109,220	46,298	30
49	52	0,04502	0,10394	0,000	0,000	222
52	53	0,02626	0,06063	72,809	30,865	222
53	54	0,06003	0,13858	258,470	109,570	87
54	55	0,03002	0,06929	69,169	29,322	54
55	56	0,02064	0,04764	21,843	9,260	39
53	57	0,10881	0,25118	0,000	0,000	120
57	58	0,25588	0,13460	20,527	8,702	120
58	59	0,41699	0,21934	150,550	63,819	114
59	60	0,50228	0,26421	220,690	93,552	78
60	61	0,33170	0,17448	92,384	39,163	54
61	62	0,20849	0,10967	0,000	0,000	33
48	63	0,13882	0,32047	226,690	96,098	57
1	64	0,00750	0,01732	0,000	0,000	372
64	65	0,27014	0,62362	294,020	116,970	372
65	66	0,38270	0,88346	83,015	33,028	303
66	67	0,33018	0,76220	83,015	33,028	282
67	68	0,32830	0,75787	103,770	41,285	264
68	69	0,17072	0,39409	176,410	70,184	237
69	70	0,55914	0,29412	83,015	33,028	54
69	71	0,05816	0,13425	217,920	86,698	177
71	72	0,70130	0,36890	23,294	9,267	39
72	73	1,02352	0,53839	5,075	2,019	33
71	74	0,06754	0,15591	72,638	28,899	117
74	75	1,32352	0,45397	405,990	161,520	99

1	76	0,01126	0,02598	0,000	0,000	399
76	77	0,72976	1,68464	100,180	42,468	399
77	78	0,22512	0,51968	142,520	60,417	375
78	79	0,20824	0,48071	96,042	40,713	342
79	80	0,04690	0,10827	300,450	127,370	318
80	81	0,61950	0,61857	141,240	59,873	246
81	82	0,34049	0,33998	279,850	118,630	213
82	83	0,56862	0,29911	87,312	37,013	54
82	84	0,10877	0,10860	243,850	103,370	123
84	85	0,56862	0,29911	247,750	105,030	63
1	86	0,01126	0,02598	0,000	0,000	669
86	87	0,41835	0,96575	89,878	38,101	669
87	88	0,10499	0,13641	1137,300	482,110	276
87	89	0,43898	1,01338	458,340	194,300	375
89	90	0,07520	0,02579	385,200	163,290	264
90	91	0,07692	0,17756	0,000	0,000	171
91	92	0,33205	0,76653	79,608	33,747	171
92	93	0,08442	0,19488	87,312	37,013	150
93	94	0,13320	0,30748	0,000	0,000	129
94	95	0,29320	0,29276	74,001	31,370	111
95	96	0,21753	0,21721	232,050	98,369	93
96	97	0,26482	0,26443	141,820	60,119	36
94	98	0,10318	0,23819	0,000	0,000	51
98	99	0,13507	0,31181	76,449	32,408	51
1	100	0,00938	0,02165	0,000	0,000	750
100	101	0,16884	0,38976	51,322	21,756	750
101	102	0,11819	0,27283	59,874	25,381	735
102	103	2,28608	0,78414	9,065	3,843	36
102	104	0,45587	1,05236	2,092	0,887	720
104	105	0,69600	1,60669	16,735	7,094	720
105	106	0,45774	1,05669	1506,500	638,630	675
106	107	0,20298	0,26373	313,020	132,690	297
107	108	0,21348	0,27737	79,831	33,842	216
108	109	0,54967	0,28914	51,322	21,756	120
109	110	0,54019	0,28415	0,000	0,000	66
108	111	0,04550	0,05911	202,440	85,815	81
111	112	0,47385	0,24926	60,823	25,874	30
112	113	0,86241	0,45364	45,618	19,338	45
113	114	0,56862	0,29911	0,000	0,000	33
109	115	0,77711	0,40878	157,070	66,584	42
115	116	1,08038	0,56830	0,000	0,000	33
110	117	1,06633	0,57827	250,150	106,040	66
117	118	0,47385	0,24926	0,000	0,000	33
105	119	0,32267	0,74488	68,809	28,593	42
119	120	0,14633	0,33779	32,072	13,596	57
120	121	0,12382	0,28583	61,084	25,894	48

1	122	0,01126	0,02598	0,000	0,000	498
122	123	0,64910	1,49842	94,622	46,260	498
123	124	0,04502	0,10394	49,858	24,375	474
124	125	0,52640	0,18056	123,160	60,214	33
124	126	0,02064	0,04764	78,350	38,304	432
126	127	0,53071	0,27917	145,480	71,121	39
126	128	0,09755	0,22520	21,369	10,447	378
128	129	0,11819	0,27283	74,789	36,564	51
128	130	0,13882	0,32047	227,930	111,430	354
130	131	0,04315	0,09961	35,614	17,411	297
131	132	0,09192	0,21220	249,290	121,880	288
132	133	0,16134	0,37244	316,720	154,840	225
133	134	0,37832	0,37775	333,820	163,200	147
134	135	0,39724	0,39664	249,290	121,880	66
135	136	0,29320	0,29276	0,000	0,000	33

Fonte: Ribeiro (2013)

Sistema de 202 barras

Tabela 15 - Dados do sistema de 202 barras

Ramo		Resistência (Ω)	Reatância (Ω)	Carga barra final		Corrente máxima (A)
Barra inicial	Barra final			Ativa (kW)	Reativa (kVAr)	
1	2	0,000010	0,000010	0,00	0,00	1581,6
2	3	0,018830	0,042320	38,25	23,70	1581,6
3	4	0,065905	0,148120	0,00	0,00	1574,4
4	5	0,037660	0,084640	63,75	39,50	1574,4
5	6	0,018830	0,042320	0,00	0,00	1560,0
6	7	0,000010	0,000010	0,00	0,00	1560,0
7	8	0,018830	0,042320	38,25	23,70	1560,0
8	9	0,016947	0,038088	95,20	58,99	1552,8
9	10	0,018830	0,042320	63,75	39,50	1533,6
10	11	0,000010	0,000010	0,00	0,00	117,6
11	12	0,059350	0,046540	510,00	316,02	117,6
10	13	0,018830	0,042320	0,00	0,00	1293,6
13	14	0,000010	0,000010	0,00	0,00	1293,6
10	15	0,000010	0,000010	0,00	0,00	132,0
15	16	0,046705	0,024450	63,75	39,50	132,0
16	17	0,093410	0,048900	127,50	79,01	117,6
17	18	0,074728	0,039120	63,75	39,50	26,4
17	19	0,186820	0,097800	63,75	39,50	79,2
19	20	0,074728	0,039120	255,00	158,01	64,8
14	21	0,037660	0,084640	0,00	0,00	1293,6

21	22	0,041426	0,093104	0,00	0,00	1293,6
22	23	0,000010	0,000010	255,00	158,01	1293,6
23	24	0,006590	0,014812	255,00	158,01	1240,8
24	25	0,006590	0,014812	382,50	237,02	1185,6
25	26	0,000010	0,000010	0,00	0,00	873,6
26	27	0,024479	0,055016	191,25	118,51	873,6
25	28	0,000010	0,000010	0,00	0,00	244,8
28	29	0,065387	0,034230	51,00	31,60	244,8
29	30	0,046705	0,024450	95,63	59,25	199,2
30	31	0,046705	0,024450	95,63	59,25	180,0
31	32	0,046705	0,024450	0,00	0,00	160,8
32	33	0,059416	0,020260	350,63	217,26	86,4
32	34	0,089124	0,030390	350,63	217,26	86,4
29	35	0,093410	0,048900	0,00	0,00	45,6
35	36	0,000010	0,000010	0,00	0,00	26,4
36	37	0,037364	0,019560	63,75	39,50	26,4
35	38	0,000010	0,000010	0,00	0,00	31,2
38	39	0,037364	0,019560	95,63	59,25	31,2
27	40	0,009415	0,021160	0,00	0,00	832,8
40	41	0,037135	0,012663	255,00	158,01	64,8
40	42	0,009415	0,021160	0,00	0,00	780,0
42	43	0,009415	0,021160	191,25	118,51	638,4
43	44	0,009415	0,021160	95,63	59,25	597,6
42	45	0,059416	0,020260	0,00	0,00	153,6
45	46	0,000010	0,000010	0,00	0,00	26,4
46	47	0,037135	0,012663	63,75	39,50	26,4
45	48	0,000010	0,000010	0,00	0,00	139,2
48	49	0,037135	0,012663	605,63	375,27	139,2
44	50	0,014122	0,031740	573,75	355,52	578,4
50	51	0,013181	0,029624	191,25	118,51	456,0
51	52	0,011298	0,025392	255,00	158,01	415,2
52	53	0,011298	0,025392	765,00	474,03	362,4
53	54	0,011298	0,025392	255,00	158,01	201,6
54	55	0,011298	0,025392	0,00	0,00	146,4
55	56	0,074270	0,025325	0,00	0,00	146,4
56	57	0,000010	0,000010	318,75	197,51	146,4
57	58	0,103978	0,035455	318,75	197,51	79,2
1	59	0,000000	0,000000	0,00	0,00	2196,0
59	60	0,015970	0,040950	25,50	15,80	2196,0
60	61	0,099014	0,253890	0,00	0,00	2191,2
61	62	0,000010	0,000010	0,00	0,00	1826,0
62	63	0,041522	0,106470	0,00	0,00	2191,2
63	64	0,000010	0,000010	0,00	0,00	2140,8
63	65	0,019164	0,049140	95,63	59,25	62,4
65	66	0,000010	0,000010	0,00	0,00	40,8
66	67	0,015970	0,040950	38,25	23,70	40,8

67	68	0,000010	0,000010	0,00	0,00	33,6
68	69	0,133686	0,045585	102,00	63,20	33,6
64	70	0,018830	0,042320	0,00	0,00	2140,8
70	71	0,111405	0,037988	89,25	55,30	31,2
70	72	0,000010	0,000010	0,00	0,00	43,2
72	73	0,133686	0,045585	0,00	0,00	43,2
73	74	0,081697	0,027858	38,25	23,70	43,2
70	75	0,020713	0,046552	0,00	0,00	2114,4
75	76	0,000010	0,000010	0,00	0,00	120,0
76	77	0,163394	0,055715	510,00	316,02	120,0
75	78	0,011298	0,025392	595,00	368,69	2006,4
78	79	0,007532	0,016928	0,00	0,00	1881,6
79	80	0,000010	0,000010	0,00	0,00	86,4
79	81	0,009415	0,021160	382,50	237,02	1545,6
81	82	0,011298	0,025392	0,00	0,00	1466,4
80	83	0,126259	0,043053	350,63	217,26	86,4
82	84	0,000010	0,000010	0,00	0,00	1466,4
84	85	0,013181	0,029624	38,25	23,70	43,2
84	86	0,004707	0,010580	255,00	158,01	1456,8
86	87	0,005649	0,012696	446,25	276,52	1404,0
87	88	0,009415	0,021160	382,50	237,02	1308,0
79	89	0,000010	0,000010	0,00	0,00	273,6
89	90	0,178248	0,060780	0,00	0,00	273,6
90	91	0,000000	0,000000	0,00	0,00	31,2
91	92	0,111405	0,037987	95,63	59,25	31,2
90	93	0,000010	0,000010	191,25	118,51	254,4
93	94	0,056046	0,027924	216,75	134,31	213,6
94	95	0,028023	0,013962	95,63	59,25	168,0
95	96	0,028023	0,013962	191,25	118,51	146,4
96	97	0,028023	0,013962	63,75	39,50	105,6
97	98	0,051375	0,025597	382,50	237,02	93,6
88	99	0,020713	0,046552	0,00	0,00	1228,8
99	100	0,000010	0,000010	0,00	0,00	1228,8
100	101	0,014122	0,031740	63,75	39,50	26,4
100	102	0,005649	0,012696	0,00	0,00	1214,4
102	103	0,000010	0,000010	0,00	0,00	26,4
103	104	0,074270	0,025325	63,75	39,50	26,4
102	105	0,004707	0,010580	127,50	79,01	1152,0
105	106	0,005649	0,012696	95,63	59,25	1123,2
102	107	0,006590	0,014812	106,25	65,84	62,4
107	108	0,010356	0,023276	127,50	79,01	38,4
106	109	0,011298	0,025392	95,63	59,25	1104,0
109	110	0,000010	0,000010	0,00	0,00	1084,8
110	111	0,007532	0,016928	127,50	79,01	1084,8
111	112	0,007532	0,016928	127,50	79,01	1056,0
112	113	0,007532	0,016928	0,00	0,00	1029,6

113	114	0,000010	0,000010	0,00	0,00	26,4
113	115	0,005649	0,012696	318,75	197,51	249,6
115	116	0,007532	0,016928	350,63	217,26	182,4
116	117	0,009415	0,021160	446,25	276,52	108,0
114	118	0,051989	0,017727	63,75	39,50	26,4
113	119	0,007532	0,016928	127,50	79,01	777,6
119	120	0,007532	0,016928	63,75	39,50	751,2
120	121	0,006590	0,014812	382,50	237,02	736,8
121	122	0,005649	0,012696	0,00	0,00	655,2
122	123	0,000010	0,000010	76,50	47,40	81,6
122	124	0,000010	0,000010	255,00	158,01	585,6
124	125	0,015064	0,033856	191,25	118,51	530,4
123	126	0,065387	0,030030	255,00	158,01	67,2
125	127	0,009415	0,021160	233,75	144,84	489,6
127	128	0,009415	0,021160	573,75	355,52	134,4
127	129	0,015064	0,033856	276,25	171,18	319,2
129	130	0,013181	0,029624	255,00	158,01	259,2
130	131	0,013181	0,029624	393,13	243,60	204,0
131	132	0,016947	0,038088	510,00	316,02	120,0
1	133	0,000010	0,000010	0,00	0,00	2109,6
133	134	0,069671	0,156584	0,00	0,00	2109,6
134	135	0,000010	0,000010	0,00	0,00	2109,6
135	136	0,015064	0,033856	0,00	0,00	2109,6
136	137	0,060256	0,135424	0,00	0,00	2109,6
137	138	0,009415	0,021160	0,00	0,00	36,0
137	139	0,000010	0,000010	63,75	39,50	2064,0
139	140	0,020713	0,046552	0,00	0,00	2049,6
140	141	0,000010	0,000010	0,00	0,00	26,4
140	142	0,009415	0,021160	38,25	23,70	2037,6
142	143	0,005649	0,012696	38,25	23,70	2030,4
141	144	0,028023	0,014670	63,75	39,50	26,4
137	145	0,000010	0,000010	0,00	0,00	57,6
145	146	0,074728	0,039120	63,75	39,50	57,6
146	147	0,056046	0,029340	0,00	0,00	31,2
147	148	0,000000	0,000000	0,00	0,00	31,2
148	149	0,037364	0,019560	95,63	59,25	31,2
146	150	0,000010	0,000010	0,00	0,00	26,4
150	151	0,046705	0,024450	63,75	39,50	26,4
143	152	0,005649	0,012696	0,00	0,00	2020,8
152	153	0,000010	0,000010	0,00	0,00	26,4
152	154	0,005649	0,012696	63,75	39,50	2008,8
154	155	0,005649	0,012696	212,50	131,68	1994,4
155	156	0,005649	0,012696	63,75	39,50	1951,2
153	157	0,037364	0,019560	63,75	39,50	26,4
156	158	0,005649	0,012696	0,00	0,00	1936,8
158	159	0,028023	0,014670	63,75	39,50	33,6

159	160	0,046705	0,024450	38,25	23,70	43,2
158	161	0,009415	0,021160	63,75	39,50	1915,2
161	162	0,011298	0,025392	0,00	0,00	1900,8
162	163	0,000010	0,000010	0,00	0,00	1900,8
163	164	0,000010	0,000010	95,63	59,25	1900,8
164	165	0,018830	0,042320	0,00	0,00	1881,6
165	166	0,000010	0,000010	0,00	0,00	139,2
165	167	0,005649	0,012696	446,25	276,52	1754,4
167	168	0,005649	0,012696	191,25	118,51	1658,4
168	169	0,007532	0,016928	255,00	158,01	1620,0
166	170	0,065387	0,034230	605,63	375,27	139,2
169	171	0,000010	0,000010	63,75	39,50	1564,8
171	172	0,071220	0,055848	127,50	79,01	38,4
171	173	0,009415	0,021160	63,75	39,50	1524,0
173	174	0,009415	0,021160	191,25	118,51	1512,0
174	175	0,009415	0,021160	0,00	0,00	1471,2
175	176	0,000010	0,000010	0,00	0,00	55,2
176	177	0,074728	0,039120	208,25	129,04	55,2
175	178	0,003766	0,008464	191,25	118,51	1425,6
178	179	0,003766	0,008464	127,50	79,01	1384,8
179	180	0,005649	0,012696	127,50	79,01	1358,4
180	181	0,000000	0,000000	0,00	0,00	1332,0
181	182	0,000010	0,000010	0,00	0,00	38,4
181	183	0,046705	0,024450	255,00	158,01	67,2
182	184	0,060717	0,031785	127,50	79,01	38,4
181	185	0,005649	0,012696	850,00	526,70	1250,4
185	186	0,005649	0,012696	127,50	79,01	1070,4
186	187	0,005649	0,012696	510,00	316,02	1041,6
187	188	0,005649	0,012696	0,00	0,00	933,6
188	189	0,000010	0,000010	0,00	0,00	108,0
188	190	0,000010	0,000010	0,00	0,00	52,8
190	191	0,038578	0,030251	191,25	118,51	52,8
189	192	0,050448	0,039559	448,38	277,83	108,0
188	193	0,022596	0,050784	255,00	158,01	796,8
193	194	0,065387	0,034230	510,00	316,02	120,0
193	195	0,046705	0,024450	382,50	237,02	511,2
195	196	0,046705	0,024450	255,00	158,01	429,6
196	197	0,046705	0,024450	191,25	118,51	374,4
193	198	0,009415	0,021160	446,25	276,52	134,4
198	199	0,009415	0,021160	133,88	82,96	40,8
197	200	0,046705	0,024450	95,63	59,25	333,6
200	201	0,112092	0,058680	382,50	237,02	93,6
200	202	0,093410	0,048900	1030,20	638,36	232,8

Fonte: Ribeiro (2013)

Sistema de 400 barras

Tabela 16 - Dados do sistema de 400 barras

Ramo		Resistência (Ω)	Reatância (Ω)	Carga barra final		Corrente máxima (A)
Barra inicial	Barra final			Ativa (kW)	Reativa (kVAr)	
1	2	0,0378	0,0125	0,00	0,00	2005
2	3	0,0305	0,0101	0,00	0,00	2005
3	4	0,0309	0,0102	0,00	0,00	2005
4	5	0,0331	0,0109	0,00	0,00	2005
5	6	0,0378	0,0125	0,00	0,00	2005
6	7	0,0326	0,0107	0,00	0,00	1980
7	8	0,0378	0,0125	0,00	0,00	1980
8	9	0,0422	0,0139	0,00	0,00	1980
9	10	0,0326	0,0107	0,00	0,00	75
10	11	0,0331	0,0109	0,00	0,00	75
11	12	0,0305	0,0101	69,00	29,25	75
12	13	0,0378	0,0125	0,00	0,00	85
13	14	0,0378	0,0125	0,00	0,00	85
14	15	0,0378	0,0125	0,00	0,00	50
6	16	0,0378	0,0125	46,00	19,50	25
14	17	0,0422	0,0139	0,00	0,00	85
17	18	0,0368	0,0121	0,00	0,00	85
18	19	0,0347	0,0114	0,00	0,00	85
19	20	0,0431	0,0093	0,00	0,00	85
20	21	0,0516	0,0111	0,00	0,00	85
21	22	0,0331	0,0109	69,00	29,25	85
9	23	0,0378	0,0125	0,00	0,00	85
23	24	0,0339	0,0112	69,00	29,25	85
9	25	0,0339	0,0112	0,00	0,00	1860
25	26	0,0378	0,0125	0,00	0,00	1860
26	27	0,0420	0,0139	0,00	0,00	1860
27	28	0,0441	0,0146	0,00	0,00	1860
28	29	0,0378	0,0125	0,00	0,00	1735
29	30	0,0378	0,0125	0,00	0,00	1735
30	31	0,0378	0,0125	0,00	0,00	1735
31	32	0,0368	0,0121	0,00	0,00	1735
32	33	0,0347	0,0114	0,00	0,00	1735
33	34	0,0284	0,0094	0,00	0,00	1735
34	35	0,0326	0,0107	0,00	0,00	1735
35	36	0,0326	0,0107	0,00	0,00	1735
36	37	0,0441	0,0146	0,00	0,00	90
37	38	0,0422	0,0139	0,00	0,00	90
38	39	0,0378	0,0125	0,00	0,00	90
39	40	0,0378	0,0125	0,00	0,00	90

40	41	0,0331	0,0109	0,00	0,00	90
41	42	0,0305	0,0101	69,00	29,25	90
28	43	0,0339	0,0112	0,00	0,00	70
43	44	0,0305	0,0101	0,00	0,00	70
44	45	0,0309	0,0102	0,00	0,00	70
45	46	0,0309	0,0102	0,00	0,00	70
46	47	0,0326	0,0107	41,40	17,55	70
28	48	0,0331	0,0109	0,00	0,00	100
48	49	0,0294	0,0097	0,00	0,00	100
49	50	0,0305	0,0101	69,00	29,25	100
50	51	0,0378	0,0125	0,00	0,00	60
51	52	0,0378	0,0125	0,00	0,00	60
52	53	0,0331	0,0109	0,00	0,00	60
53	54	0,0339	0,0112	0,00	0,00	60
54	55	0,0339	0,0112	69,00	29,25	60
55	56	0,0422	0,0139	41,40	17,55	70
36	57	0,0378	0,0125	0,00	0,00	1690
57	58	0,0339	0,0112	103,50	43,88	1690
58	59	0,0420	0,0139	0,00	0,00	1635
59	60	0,0441	0,0146	0,00	0,00	1635
60	61	0,0284	0,0094	0,00	0,00	200
61	62	0,0305	0,0101	0,00	0,00	200
62	63	0,0331	0,0109	0,00	0,00	200
63	64	0,0326	0,0107	0,00	0,00	200
64	65	0,0284	0,0094	0,00	0,00	200
65	66	0,0378	0,0125	0,00	0,00	70
66	67	0,0305	0,0101	0,00	0,00	70
67	68	0,0378	0,0125	0,00	0,00	70
68	69	0,0284	0,0094	0,00	0,00	70
69	70	0,0326	0,0107	0,00	0,00	70
70	71	0,0441	0,0146	0,00	0,00	70
71	72	0,0420	0,0139	41,40	17,55	70
65	73	0,0339	0,0112	0,00	0,00	175
73	74	0,0331	0,0109	27,60	11,70	175
74	75	0,0309	0,0102	0,00	0,00	160
75	76	0,0294	0,0097	0,00	0,00	160
76	77	0,0368	0,0121	0,00	0,00	160
77	78	0,0347	0,0114	69,00	29,25	160
78	79	0,0305	0,0101	0,00	0,00	160
79	80	0,0347	0,0114	0,00	0,00	120
80	81	0,0422	0,0139	0,00	0,00	120
81	82	0,0326	0,0107	0,00	0,00	120
82	83	0,0284	0,0094	69,00	29,25	120
83	84	0,0326	0,0107	0,00	0,00	80
84	85	0,0441	0,0146	0,00	0,00	80
85	86	0,0420	0,0139	0,00	0,00	80

86	87	0,0378	0,0125	69,00	29,25	80
87	88	0,0378	0,0125	0,00	0,00	90
88	89	0,0284	0,0094	0,00	0,00	90
89	90	0,0309	0,0102	0,00	0,00	90
90	91	0,0294	0,0097	0,00	0,00	90
91	92	0,0368	0,0121	69,00	29,25	90
60	93	0,0326	0,0107	0,00	0,00	1430
93	94	0,0339	0,0112	0,00	0,00	1430
94	95	0,0331	0,0109	0,00	0,00	1430
95	96	0,0326	0,0107	0,00	0,00	1430
96	97	0,0284	0,0094	0,00	0,00	1430
97	98	0,0368	0,0121	0,00	0,00	70
98	99	0,0368	0,0121	0,00	0,00	70
99	100	0,0441	0,0146	0,00	0,00	70
100	101	0,0294	0,0097	0,00	0,00	70
101	102	0,0309	0,0102	0,00	0,00	70
102	103	0,0284	0,0094	41,40	17,55	70
97	104	0,0326	0,0107	0,00	0,00	1405
104	105	0,0378	0,0125	0,00	0,00	1405
105	106	0,0331	0,0109	0,00	0,00	1405
106	107	0,0331	0,0109	0,00	0,00	1405
107	108	0,0378	0,0125	0,00	0,00	100
108	109	0,0339	0,0112	0,00	0,00	100
109	110	0,0331	0,0109	0,00	0,00	100
110	111	0,0305	0,0101	0,00	0,00	100
111	112	0,0378	0,0125	0,00	0,00	100
112	113	0,0378	0,0125	103,50	43,88	100
113	114	0,0284	0,0094	0,00	0,00	90
114	115	0,0420	0,0139	0,00	0,00	90
115	116	0,0441	0,0146	0,00	0,00	90
116	117	0,0326	0,0107	0,00	0,00	90
117	118	0,0284	0,0094	0,00	0,00	90
118	119	0,0347	0,0114	69,00	29,25	90
107	120	0,0378	0,0125	0,00	0,00	60
120	121	0,0368	0,0121	0,00	0,00	60
121	122	0,0347	0,0114	103,50	43,88	60
107	123	0,0305	0,0101	0,00	0,00	1245
123	124	0,0305	0,0101	0,00	0,00	1245
124	125	0,0331	0,0109	0,00	0,00	1245
125	126	0,0339	0,0112	69,00	29,25	1245
126	127	0,0347	0,0114	0,00	0,00	1200
127	128	0,0368	0,0121	0,00	0,00	1200
128	129	0,0284	0,0094	0,00	0,00	1200
129	130	0,0326	0,0107	0,00	0,00	1200
130	131	0,0378	0,0125	41,40	17,55	70
130	132	0,0441	0,0146	0,00	0,00	1175

132	133	0,0326	0,0107	0,00	0,00	1175
133	134	0,0441	0,0146	0,00	0,00	1175
134	135	0,0420	0,0139	41,40	17,55	1175
135	136	0,0378	0,0125	0,00	0,00	1155
136	137	0,0420	0,0139	0,00	0,00	1155
137	138	0,0378	0,0125	0,00	0,00	1155
138	139	0,0347	0,0114	0,00	0,00	1155
139	140	0,0368	0,0121	0,00	0,00	300
140	141	0,0331	0,0109	0,00	0,00	300
141	142	0,0422	0,0139	27,60	11,70	300
142	143	0,0305	0,0101	0,00	0,00	280
143	144	0,0378	0,0125	0,00	0,00	280
144	145	0,0441	0,0146	0,00	0,00	280
145	146	0,0339	0,0112	0,00	0,00	280
146	147	0,0420	0,0139	0,00	0,00	280
147	148	0,0305	0,0101	0,00	0,00	280
148	149	0,0305	0,0101	0,00	0,00	90
149	150	0,0642	0,0138	0,00	0,00	90
150	151	0,0463	0,0100	0,00	0,00	90
151	152	0,0503	0,0108	69,00	29,25	90
148	153	0,0284	0,0094	0,00	0,00	240
153	154	0,0368	0,0121	13,80	5,85	240
154	155	0,0347	0,0114	0,00	0,00	230
155	156	0,0441	0,0146	0,00	0,00	230
156	157	0,0495	0,0107	0,00	0,00	230
157	158	0,0575	0,0124	0,00	0,00	230
158	159	0,0575	0,0124	391,00	165,75	230
139	160	0,0294	0,0097	0,00	0,00	855
160	161	0,0284	0,0094	0,00	0,00	855
161	162	0,0441	0,0146	0,00	0,00	855
162	163	0,0326	0,0107	0,00	0,00	855
163	164	0,0420	0,0139	46,00	19,50	855
164	165	0,0378	0,0125	0,00	0,00	825
165	166	0,0331	0,0109	0,00	0,00	825
166	167	0,0378	0,0125	0,00	0,00	90
167	168	0,0422	0,0139	0,00	0,00	90
168	169	0,0378	0,0125	0,00	0,00	90
169	170	0,0441	0,0146	0,00	0,00	65
170	171	0,0305	0,0101	0,00	0,00	65
171	172	0,0642	0,0138	69,00	29,25	90
171	173	0,0516	0,0111	41,40	17,55	70
169	174	0,0378	0,0125	0,00	0,00	70
174	175	0,0331	0,0109	0,00	0,00	70
175	176	0,0294	0,0097	0,00	0,00	70
176	177	0,0326	0,0107	0,00	0,00	70
177	178	0,0284	0,0094	41,40	17,55	70

166	179	0,0305	0,0101	0,00	0,00	735
179	180	0,0378	0,0125	0,00	0,00	735
180	181	0,0331	0,0109	0,00	0,00	735
181	182	0,0305	0,0101	0,00	0,00	735
182	183	0,0339	0,0112	0,00	0,00	735
183	184	0,0294	0,0097	41,40	17,55	70
183	185	0,0347	0,0114	0,00	0,00	60
185	186	0,0378	0,0125	0,00	0,00	60
186	187	0,0339	0,0112	0,00	0,00	60
187	188	0,0378	0,0125	0,00	0,00	60
188	189	0,0294	0,0097	0,00	0,00	60
189	190	0,0284	0,0094	0,00	0,00	60
190	191	0,0422	0,0139	0,00	0,00	60
191	192	0,0378	0,0125	0,00	0,00	60
192	193	0,0331	0,0109	0,00	0,00	60
193	194	0,0331	0,0109	9,20	3,90	60
194	195	0,0284	0,0094	0,00	0,00	55
195	196	0,0326	0,0107	0,00	0,00	55
196	197	0,0642	0,0138	0,00	0,00	55
197	198	0,0431	0,0093	0,00	0,00	55
198	199	0,0559	0,0120	0,00	0,00	65
199	200	0,0516	0,0111	27,60	11,70	65
198	201	0,0516	0,0111	0,00	0,00	90
201	202	0,0503	0,0108	0,00	0,00	90
202	203	0,0326	0,0107	69,00	29,25	90
183	204	0,0326	0,0107	0,00	0,00	645
204	205	0,0305	0,0101	0,00	0,00	645
205	206	0,0378	0,0125	0,00	0,00	645
206	207	0,0378	0,0125	0,00	0,00	645
207	208	0,0326	0,0107	0,00	0,00	645
208	209	0,0326	0,0107	0,00	0,00	645
209	210	0,0422	0,0139	0,00	0,00	645
210	211	0,0331	0,0109	0,00	0,00	645
211	212	0,0339	0,0112	0,00	0,00	645
212	213	0,0331	0,0109	9,20	3,90	645
213	214	0,0305	0,0101	0,00	0,00	640
214	215	0,0378	0,0125	9,20	3,90	640
215	216	0,0326	0,0107	0,00	0,00	635
216	217	0,0441	0,0146	0,00	0,00	635
217	218	0,0305	0,0101	0,00	0,00	635
218	219	0,0331	0,0109	0,00	0,00	635
219	220	0,0368	0,0121	9,20	3,90	635
220	221	0,0339	0,0112	0,00	0,00	630
221	222	0,0284	0,0094	0,00	0,00	630
222	223	0,0326	0,0107	0,00	0,00	630
223	224	0,0503	0,0108	0,00	0,00	630

224	225	0,0516	0,0111	13,80	5,85	630
225	226	0,0420	0,0139	0,00	0,00	620
226	227	0,0441	0,0146	0,00	0,00	620
227	228	0,0339	0,0112	0,00	0,00	620
228	229	0,0767	0,0101	0,00	0,00	80
229	230	0,0990	0,0130	0,00	0,00	80
230	231	0,0891	0,0117	0,00	0,00	80
231	232	0,1039	0,0137	0,00	0,00	80
232	233	0,0767	0,0101	0,00	0,00	80
233	234	0,0866	0,0114	0,00	0,00	80
234	235	0,0668	0,0088	0,00	0,00	80
235	236	0,0816	0,0108	0,00	0,00	80
236	237	0,0559	0,0120	0,00	0,00	80
237	238	0,0527	0,0113	0,00	0,00	80
238	239	0,0668	0,0088	0,00	0,00	80
239	240	0,0671	0,0144	9,20	3,90	55
239	241	0,0767	0,0101	0,00	0,00	75
241	242	0,0717	0,0095	0,00	0,00	50
241	243	0,0891	0,0117	0,00	0,00	75
243	244	0,0767	0,0101	0,00	0,00	75
244	245	0,0995	0,0131	0,00	0,00	75
245	246	0,0799	0,0105	0,00	0,00	75
246	247	0,0816	0,0108	0,00	0,00	75
247	248	0,0668	0,0088	0,00	0,00	55
248	249	0,1039	0,0137	0,00	0,00	50
249	250	0,0799	0,0105	0,00	0,00	50
250	251	0,0779	0,0103	0,00	0,00	50
248	252	0,0767	0,0101	0,00	0,00	75
252	253	0,0995	0,0131	0,00	0,00	75
253	254	0,0891	0,0117	0,00	0,00	75
254	255	0,0717	0,0095	0,00	0,00	75
255	256	0,0891	0,0117	0,00	0,00	75
256	257	0,0779	0,0103	41,40	17,55	75
247	258	0,0891	0,0117	0,00	0,00	50
258	259	0,0575	0,0124	0,00	0,00	50
259	260	0,0463	0,0100	41,40	17,55	75
259	261	0,0575	0,0124	0,00	0,00	75
261	262	0,0995	0,0131	0,00	0,00	75
262	263	0,0799	0,0105	0,00	0,00	75
263	264	0,0767	0,0101	41,40	17,55	75
263	265	0,0799	0,0105	0,00	0,00	50
265	266	0,0891	0,0117	0,00	0,00	50
266	267	0,0866	0,0114	0,00	0,00	50
267	268	0,0816	0,0108	0,00	0,00	50
228	269	0,0368	0,0121	0,00	0,00	540
269	270	0,0339	0,0112	0,00	0,00	540

270	271	0,0305	0,0101	0,00	0,00	540
271	272	0,0495	0,0107	0,00	0,00	55
272	273	0,0671	0,0144	0,00	0,00	55
273	274	0,0575	0,0124	9,20	3,90	55
271	275	0,0305	0,0101	0,00	0,00	535
275	276	0,0378	0,0125	0,00	0,00	535
276	277	0,0331	0,0109	0,00	0,00	535
277	278	0,0305	0,0101	0,00	0,00	535
278	279	0,0378	0,0125	0,00	0,00	535
279	280	0,0420	0,0139	69,00	29,25	535
280	281	0,0378	0,0125	0,00	0,00	495
281	282	0,0378	0,0125	0,00	0,00	495
282	283	0,0339	0,0112	0,00	0,00	495
283	284	0,0378	0,0125	0,00	0,00	495
284	285	0,0378	0,0125	0,00	0,00	495
285	286	0,0495	0,0107	27,60	11,70	65
285	287	0,0326	0,0107	0,00	0,00	475
287	288	0,0378	0,0125	0,00	0,00	475
288	289	0,0422	0,0139	0,00	0,00	475
289	290	0,0284	0,0094	0,00	0,00	475
290	291	0,0309	0,0102	0,00	0,00	475
291	292	0,0431	0,0093	103,50	43,88	60
291	293	0,0331	0,0109	0,00	0,00	415
293	294	0,0559	0,0120	0,00	0,00	50
294	295	0,0447	0,0096	0,00	0,00	50
295	296	0,0495	0,0107	0,00	0,00	50
296	297	0,0431	0,0093	0,00	0,00	50
293	298	0,0305	0,0101	0,00	0,00	415
298	299	0,0331	0,0109	0,00	0,00	415
299	300	0,0420	0,0139	0,00	0,00	415
300	301	0,0441	0,0146	0,00	0,00	415
301	302	0,0575	0,0124	0,00	0,00	75
302	303	0,0503	0,0108	0,00	0,00	75
303	304	0,0463	0,0100	46,00	19,50	75
301	305	0,0368	0,0121	0,00	0,00	385
305	306	0,0339	0,0112	0,00	0,00	385
306	307	0,0347	0,0114	0,00	0,00	385
307	308	0,0495	0,0107	41,40	17,55	75
307	309	0,0378	0,0125	0,00	0,00	360
309	310	0,0420	0,0139	0,00	0,00	360
310	311	0,0463	0,0100	0,00	0,00	75
311	312	0,0575	0,0124	0,00	0,00	75
312	313	0,0642	0,0138	0,00	0,00	75
313	314	0,0495	0,0107	0,00	0,00	75
314	315	0,0431	0,0093	0,00	0,00	75
315	316	0,0503	0,0108	27,60	11,70	65

315	317	0,0470	0,0101	0,00	0,00	55
317	318	0,0495	0,0107	0,00	0,00	55
318	319	0,0642	0,0138	0,00	0,00	55
319	320	0,0431	0,0093	13,80	5,85	55
310	321	0,0339	0,0112	0,00	0,00	335
321	322	0,0516	0,0111	27,60	11,70	65
321	323	0,0331	0,0109	0,00	0,00	320
323	324	0,0378	0,0125	0,00	0,00	320
324	325	0,0378	0,0125	0,00	0,00	320
325	326	0,0326	0,0107	0,00	0,00	320
326	327	0,0527	0,0113	0,00	0,00	80
327	328	0,0495	0,0107	0,00	0,00	80
328	329	0,0639	0,0137	0,00	0,00	80
329	330	0,0671	0,0144	0,00	0,00	80
330	331	0,0575	0,0124	41,40	17,55	75
330	332	0,0463	0,0100	0,00	0,00	55
332	333	0,0516	0,0111	13,80	5,85	55
326	334	0,0331	0,0109	0,00	0,00	285
334	335	0,0284	0,0094	0,00	0,00	285
335	336	0,0527	0,0113	0,00	0,00	90
336	337	0,0559	0,0120	0,00	0,00	90
337	338	0,0516	0,0111	0,00	0,00	90
338	339	0,0503	0,0108	0,00	0,00	90
339	340	0,0463	0,0100	69,00	29,25	90
335	341	0,0339	0,0112	0,00	0,00	240
341	342	0,0378	0,0125	0,00	0,00	240
342	343	0,0378	0,0125	0,00	0,00	240
343	344	0,0671	0,0144	0,00	0,00	75
344	345	0,0639	0,0137	41,40	17,55	75
343	346	0,0326	0,0107	0,00	0,00	215
346	347	0,0378	0,0125	0,00	0,00	215
347	348	0,0378	0,0125	0,00	0,00	215
348	349	0,0305	0,0101	0,00	0,00	215
349	350	0,0331	0,0109	0,00	0,00	215
350	351	0,0339	0,0112	0,00	0,00	65
351	352	0,0331	0,0109	0,00	0,00	65
352	353	0,0378	0,0125	0,00	0,00	65
353	354	0,0378	0,0125	0,00	0,00	65
354	355	0,0642	0,0138	41,40	17,55	75
354	356	0,0305	0,0101	0,00	0,00	90
356	357	0,0422	0,0139	0,00	0,00	50
356	358	0,0422	0,0139	0,00	0,00	90
358	359	0,0326	0,0107	0,00	0,00	50
358	360	0,0326	0,0107	0,00	0,00	90
360	361	0,0339	0,0112	0,00	0,00	90
361	362	0,0463	0,0100	0,00	0,00	90

362	363	0,0671	0,0144	0,00	0,00	90
363	364	0,0575	0,0124	0,00	0,00	90
364	365	0,0639	0,0137	0,00	0,00	90
365	366	0,0431	0,0093	0,00	0,00	90
366	367	0,0527	0,0113	69,00	29,25	90
350	368	0,0717	0,0095	0,00	0,00	150
368	369	0,0693	0,0091	0,00	0,00	150
369	370	0,0891	0,0117	0,00	0,00	90
370	371	0,0891	0,0117	0,00	0,00	90
371	372	0,0799	0,0105	0,00	0,00	90
372	373	0,0779	0,0103	0,00	0,00	90
373	374	0,0575	0,0124	69,00	29,25	90
369	375	0,0668	0,0088	0,00	0,00	105
375	376	0,0816	0,0108	0,00	0,00	105
376	377	0,0866	0,0114	0,00	0,00	105
377	378	0,0799	0,0105	0,00	0,00	105
378	379	0,0779	0,0103	0,00	0,00	105
379	380	0,0717	0,0095	0,00	0,00	105
380	381	0,0799	0,0105	0,00	0,00	90
381	382	0,0891	0,0117	0,00	0,00	90
382	383	0,0891	0,0117	69,00	29,25	90
380	384	0,0503	0,0108	0,00	0,00	65
384	385	0,0516	0,0111	0,00	0,00	65
385	386	0,0503	0,0108	0,00	0,00	65
386	387	0,0463	0,0100	0,00	0,00	65
387	388	0,0575	0,0124	0,00	0,00	65
388	389	0,0575	0,0124	0,00	0,00	65
389	390	0,0639	0,0137	0,00	0,00	65
390	391	0,0671	0,0144	0,00	0,00	65
391	392	0,0642	0,0138	0,00	0,00	75
392	393	0,0575	0,0124	41,40	17,55	75
391	394	0,0503	0,0108	0,00	0,00	90
394	395	0,0463	0,0100	0,00	0,00	90
395	396	0,0575	0,0124	0,00	0,00	90
396	397	0,0575	0,0124	0,00	0,00	90
397	398	0,0516	0,0111	0,00	0,00	90
398	399	0,0503	0,0108	0,00	0,00	90
399	400	0,0559	0,0120	69,00	29,25	90

Fonte: Ribeiro (2013).