

INEDIO ARCARI

**A META-HEURÍSTICA DE BUSCA DISPERSA
APLICADA NO PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE
SISTEMAS DE TRANSMISSÃO**

Ilha Solteira
2014



INEDIO ARCARI

**A META-HEURÍSTICA DE BUSCA DISPERSA
APLICADA NO PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE
SISTEMAS DE TRANSMISSÃO**

Tese apresentada à Faculdade de Engenharia do Câmpus de Ilha Solteira- UNESP como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica.
Especialidade: Automação.

Prof. Dr. Rubén Augusto Romero Lázaro
Orientador

Ilha Solteira
2014

FICHA CATALOGRÁFICA
Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

A668a Arcari, Inedio.
A meta-heurística de busca dispersa aplicada no planejamento da expansão de sistemas de transmissão / Inedio Arcari. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2014
137 f. : il.

Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira. Área de conhecimento: Automação, 2014

Orientador: Rubén Augusto Romero Lázaro
Inclui bibliografia

1. Planejamento da expansão de sistemas de transmissão. 2. Meta-heurísticas. 3. Busca dispersa.



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA
FACULDADE DE ENGENHARIA DE ILHA SOLTEIRA

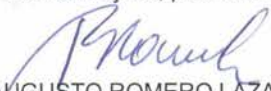
CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO: A meta-heurística de busca dispersa aplicada no planejamento da expansão de sistemas de transmissão

AUTOR: INEDIO ARCARI


ORIENTADOR: Prof. Dr. RUBEN AUGUSTO ROMERO LAZARO

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de DOUTOR 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. ANTONIO PADILHA FELTRIN
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira


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


Prof. Dr. ANTONIO CÉSAR BALEEIRO ALVES
Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação / Universidade Federal de Goiás


Prof. Dr. LUIS GUSTAVO WESZ DA SILVA
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás - Campus de Itumbiara

Data da realização: 24 de fevereiro de 2014.

DEDICO

À minha família, em especial à minha esposa Carlene, por todo amor, apoio, confiança e incentivo em todos os momentos e ao meu filho Igor, que um dia vai entender as ausências do pai.

AGRADECIMENTOS

Meus agradecimentos a todos os familiares, amigos, professores e funcionários da FEIS-UNESP, que direta ou indiretamente contribuíram para a realização deste trabalho. Em especial, dedico meus agradecimentos:

- A Deus, por ter iluminado meu caminho até aqui;
- A minha querida esposa Carlene e ao meu filho Igor por suportar a dor da distância e acompanharem firmes neste passo tão importante;
- Aos meus pais Verginia e Juarez e ao meu irmão Alessandro pela amizade, apoio e incentivo;
- Ao Prof. Dr. Rubén, por todo ensinamento, incentivo, confiança e orientação, principalmente pela amizade;
- Aos Professores do DEE pelo acompanhamento nas bancas examinadoras, sugestões e incentivos;
- Aos meus amigos e colegas do laboratório que de forma direta ou indiretamente me ajudaram, com o qual compartilhamos o nosso crescimento;
- Aos colegas da UNEMAT, pelo companheirismo e pela amizade.
- A Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela oportunidade e apoio financeiro.

*“A sabedoria consiste em
ordenar bem a nossa própria alma.”*

Platão

RESUMO

Neste trabalho é realizada uma análise teórica e a implementação computacional de um algoritmo de Busca Dispersa especializado para resolver o problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão (PPEST) de energia elétrica estático. O problema de planejamento consiste em determinar entre um conjunto de circuitos candidatos, aqueles que quando forem incorporados ao sistema apresentarem o menor custo de investimento possível. Este problema é considerado complexo e difícil de ser resolvido por ser um problema não linear inteiro misto, altamente ilhado, envolvendo “explosões” combinatórias. A meta-heurística de busca dispersa é um algoritmo evolutivo que se propõe a combinar soluções de qualidade e de diversidade do espaço de busca. O algoritmo de busca dispersa desenvolvido apresentou-se altamente eficiente para encontrar soluções de ótima qualidade para todos os problemas testados comparados com a literatura consultada, especializada na área. A garantia da diversidade oferecida pelo algoritmo é adicionada intencionalmente como forma de evitar, ou mesmo avançar por ótimos locais. Outro fato importante é que o método opera sobre um conjunto reduzido de soluções do espaço de busca criteriosamente gerado, que faz reduzir significativamente o número de combinações que são realizadas. Rotinas geradas com a utilização de algoritmos heurísticos construtivos gulosos de Garver e Villasana-Garver-Salon para modelos como o de Transportes e o modelo DC no PPEST apresentaram alto desempenho neste trabalho. Uma perturbação controlada nos custos de instalação das linhas de transmissão foi decisiva para que o processo de geração de soluções (factíveis, diversas e/ou com qualidade) fosse altamente eficiente, sendo possível encontrar o ótimo global em alguns problemas ainda nesta etapa de geração de soluções. Mecanismos de melhoramento local aplicados durante o processo do algoritmo de busca dispersa especializado completa a implementação apresentada neste trabalho. São utilizados para testes os sistemas de Garver de 6 barras e 15 ramos, IEEE de 24 barras e 41 ramos, Sul Brasileiro de 46 barras e 79 ramos, o Colombiano de 93 barras e 155 ramos e o Norte-Nordeste de 87 barras e 183 ramos.

Palavras-chave: Planejamento da expansão de sistemas de transmissão. Meta-heurísticas. Busca dispersa.

ABSTRACT

This work presents a theoretical analysis and computational implementation of a specialized Scatter Search algorithm to solve the static transmission network expansion planning (TNEP) problem of electric power systems. The objective of such planning problems is to determine a set of circuits among the candidates in which not only satisfy the demands but also the minimum investment cost is at hand. This problem is considered as a complex mixed integer nonlinear programming (MINLP) problem that has a lot of local optimum problem. The scatter search is an evolutionary method with the objective of maintaining a set of diverse and high-quality candidate solutions. The proposed scatter search algorithm has been applied in engineering optimization problems especially in electric power system problems and has presented high quality solutions. The diversity sets ensure to avoid getting trapped in a local optimum. Another important factor is that the proposed methodology reduces the search space and consequently the number of combinations is reduced. In this work, a high quality solution of TNEP is obtained using the greedy constructive heuristic algorithms such as Garver, and Villasana-Garver-Salon that work based on Transport model and DC model respectively. In this work, in order to generate the initial solutions, a controlled disturbance has been added in the costs of the transmission lines in order to obtain diverse and high quality solutions that lead to find the global optimum for some problems even in the initial generation step. Moreover, the proposed scatter search algorithm presents a local improvement phase during the implementation. In order to show the effectiveness of the proposed algorithm, 5 case studies are conducted such as Garver 6-bars and 15 branches, IEEE 24-bars and 41 branches, South Brazilian 46-bars and 79 branches, Colombian 93-bars and 155 branches, and the North-Northeast 87-bars and 87 branches systems.

Keywords: Expansion planning of transmission systems . Metaheuristics . Scatter search.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Ilustração da Busca Dispersa de 1977.	56
Figura 2	Fluxograma do algoritmo de busca dispersa	61
Figura 3	Ilustração da Distância Mínima entre as soluções do conjunto P e o CSQ	66
Figura 4	Atualização Dinâmica do CSQ	68
Figura 5	Estratégia de reconstrução do CSQ	70
Figura 6	Estratégia de atualização do CSQ com 2 Níveis	71
Figura 7	Estratégia de atualização do CSQ com três Níveis	72
Figura 8	Trajetória do <i>path relinking</i>	74
Figura 9	Trajetória do <i>path relinking</i> simultâneo	75
Figura 10	Ilustração do Sistema de 6 barras de Garver.	82
Figura 11	Codificação dos ramos do sistema de 6 barras e 15 ramos de Garver.	82
Figura 12	Vetor que representa as linhas instaladas na configuração base do sistema de 6 barras de Garver.	82
Figura 13	Vetor que representa as linhas que serão adicionadas na configuração base do sistema de 6 barras de Garver.	83
Figura 14	Vetor que representa uma configuração corrente do sistema com as novas linhas adicionadas na configuração base do sistema de 6 barras de Garver.	83
Figura 15	Distância entre as soluções representadas pelos vetores $n(1)$ e $n(2)$	87
Figura 16	Exemplo de um esquema dos passos do <i>path relinking</i> elaborado para ser utilizado como Método de Combinação das soluções do CSQ na implementação da BD aplicada no PPEST.	90
Figura 17	Busca local por troca simples.	92
Figura 18	Ilustração do Sistema de 6 barras de Garver. As linhas pontilhadas representam novos ramos candidatos. As linhas adicionadas estão indicadas entre parênteses.	96

Figura 19	Ilustração da configuração base do Sistema de 24 barras IEEE. As linhas adicionadas estão indicadas entre parênteses.	98
Figura 20	Ilustração da configuração base do Sistema de 46 barras Sul Brasileiro. As linhas pontilhadas representam novos ramos candidatos. As linhas adicionadas estão indicadas entre parênteses.	99
Figura 21	Ilustração da configuração base do Sistema de barras Colombiano (Plano P3). As linhas pontilhadas representam novos ramos candidatos.	101
Figura 22	Ilustração da configuração base do Sistema Norte-Nordeste (Plano P1). As linhas pontilhadas representam novos ramos candidatos.	102

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Vetores binários gerados pelo Método de Geração de Soluções Diversas . . .	64
Tabela 2	Distância entre as soluções x e y	65
Tabela 3	Combinação das soluções x e y com o uso do <i>score</i>	67
Tabela 4	Tabela de custos mínimo, original e máximo do sistema de 6 barras quando submetidos a uma perturbação de $\pm 10\%$ (em milhões de dólares).	85
Tabela 5	Busca local por inviabilização de ramos (custos em milhões de dólares). . . .	86
Tabela 6	Distância mínima entre as soluções	88
Tabela 7	Dados de barras do sistema 24 barras.	97
Tabela 8	Dados de barras do sistema Sul Brasileiro.	100
Tabela 9	Dados de barras do sistema Colombiano (Plano P3).	100
Tabela 10	Dados de barras do sistema Norte Nordeste.	103
Tabela 11	Dados de barras do sistema 24 Barras.	105
Tabela 12	Linhas adicionadas na solução ótima.	105
Tabela 13	Linhas adicionadas na Geração de P	106
Tabela 14	Linhas adicionadas na Geração de P	107
Tabela 15	Solução com linhas adicionadas para o sistema Norte Nordeste.	108
Tabela 16	Tabela dos valores incumbentes em dólares, gerados em cada parte do método de BD por sistema teste para o Modelo de Transportes.	108
Tabela 17	Tabela dos valores incumbentes em dólares, gerados em cada parte do método de BD por sistema teste para o Modelo DC.	109
Tabela 18	Dados de barras do sistema de Garver de 6 barras.	117
Tabela 19	Sistema de Garver de 6 barras e 15 ramos.	117
Tabela 20	Dados de barras do sistema IEEE 24 barras.	118
Tabela 22	Dados do sistema Sul Brasileiro de 46 barras.	120

Tabela 23	Dados de linhas do sistema Sul Brasileiro de 46 barras.	121
Tabela 24	Dados do sistema Colombiano de 93 barras.	124
Tabela 25	Dados de linhas do sistema Colombiano de 93 barras.	126
Tabela 26	Dados do sistema Norte-Nordeste de 87 barras de 2002.	131
Tabela 27	Dados de linhas do sistema Norte-Nordeste de 87 barras de 2002.	134

LISTA DE ABREVIACOES E SIGLAS

AC	<i>Alternating Current</i> (Corrente Alternada-CA)
AG	Algoritmo Genético
AHC	Algoritmo Heurístico Construtivo
BD	Busca Dispersa
CSQ	Conjunto de Soluções de Qualidade
DC	<i>Direct Current</i> (Corrente Contínua-CC)
GRASP	<i>Greedy Randomized Adaptive Search Procedure</i>
PPL	Problema de Programação Linear
PNL	Programação Não-Linear
PPNLIM	Problema de Programação Não-Linear Inteiro Misto
PPEST	Problema de Planejamento de Expansão de Sistemas de Transmissão
RCL	<i>Restricted Candidate List</i>
SA	<i>Simulated Annealing</i>
TS	<i>Tabu Search</i>
VGS	Villasana-Garver-Salon
VNS	<i>Variable Neighborhood Search</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

c_{ij}	custo da instalação de um circuito no ramo ij
d	vetor de demanda
d_{min}	distância mínima
$dist$	valor limitante para uma distância
f	vetor dos fluxos
f_{ij}	fluxo total no ramo ij
f'	vetor dos fluxos nas linhas novas, que podem ser adicionadas
f_o	vetor dos fluxos nas linhas existentes
f'_{ij}	vetor dos fluxos nas linhas novas, adicionadas no ramo ij
f^o_{ij}	fluxo no ramo ij pelas linhas existentes
\bar{f}_{ij}	fluxo máximo permitido para um circuito no ramo ij
g	vetor de geração
\bar{g}	vetor de máxima capacidade de geração nas barras de geração
$hash$	função de checagem de vetores idênticos
n_{ij}	número de circuitos adicionados no ramo ij
n^o_{ij}	número de circuitos na configuração existente no ramo ij
\bar{n}_{ij}	vetor do número máximo de adições permitidas no ramo ij
γ^o_{ij}	susceptância equivalente de todas as linhas existentes no ramo ij
θ_i	ângulo de fase da tensão na barra i
Ω	conjunto das barras que não estão ilhadas
Ω_1	conjunto de circuitos existentes na configuração base
Ω_2	conjunto de circuitos correspondentes aos novos ramos
Ω_b	conjunto de barras do sistema elétrico
$Pool$	conjunto de soluções de elite armazenadas durante o processo
S	matriz de incidência nó-ramo do circuito elétrico
S_o	matriz de incidência nó-ramo das linhas existentes
$score$	índice de sensibilidade
v	investimento a partir das novas configurações aplicadas ao sistema
vob	valor da função objetivo

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	27
2	PLANEJAMENTO	31
2.1	INTRODUÇÃO	31
2.2	MODELAGEM MATEMÁTICA BÁSICA PARA O PPEST	32
2.2.1	Modelo DC	33
2.2.2	Modelo Híbrido Linear	34
2.2.3	Modelo de Transportes	36
2.3	MODELOS MATEMÁTICOS MAIS COMPLEXOS	38
2.3.1	Modelo Matemático para o Planejamento Multiestágio	38
2.3.2	Modelo Matemático para o Planejamento com Restrições de Segurança	39
2.3.3	Modelo Matemático para o Planejamento com Mercado Elétrico Competitivo	40
2.3.4	Modelo Matemático para o Planejamento com fluxo de corrente AC	40
2.4	MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO CLÁSSICOS	41
3	REVISÃO SOBRE AS META-HEURÍSTICAS	43
3.1	INTRODUÇÃO	43
3.2	HEURÍSTICAS	43
3.2.1	O Algoritmo Heurístico Construtivo	44
3.2.2	A Heurística de Busca Através de Vizinhança	45
3.3	META-HEURÍSTICAS	46
3.3.1	<i>Simulated Annealing</i> (SA)	47
3.3.2	Algoritmo Genético (AG)	48
3.3.3	<i>Tabu Search</i> (TS)	50

3.3.4	<i>Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (GRASP)</i>	51
3.3.5	Busca em Vizinhança Variável (VNS)	52
4	REVISÃO SOBRE A BUSCA DISPERSA	55
4.1	INTRODUÇÃO	55
4.2	TEORIA BÁSICA SOBRE A BUSCA DISPERSA	55
4.2.1	Modelo de Busca Dispersa de Glover (1998)	57
4.2.2	Busca Dispersa Aplicada	61
4.2.2.1	<i>Problema de Otimização Não Linear Irrestrito</i>	62
4.2.2.2	<i>Problema da Mochila</i>	63
4.3	PROPOSTAS AVANÇADAS DA HEURÍSTICA DE BUSCA DISPERSA	67
4.3.1	Conjunto de Soluções de Qualidade	67
4.3.1.1	<i>Atualização Dinâmica do CSQ</i>	68
4.3.2	Controle de Diversidade e Soluções Duplicadas	71
4.4	DETALHES ADICIONAIS SOBRE A BUSCA DISPERSA	73
5	BUSCA DISPERSA APLICADA AO PROBLEMA DE PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE TRANSMISSÃO	77
5.1	INTRODUÇÃO	77
5.2	AHC DE GARVER PARA O MODELO DE TRANSPORTES	77
5.3	AHC DE VILLASANA-GARVER-SALON PARA O MODELO DC	78
5.4	ALGORITMO DE BUSCA DISPERSA ESPECIALIZADO PARA O PPEST.	80
5.4.1	Codificação	81
5.4.2	Geração de soluções	83
5.4.3	Método de melhoramento por retirada de linhas irrelevantes	84
5.4.4	Geração do Conjunto de Soluções Diversificadas <i>P</i>	84
5.4.5	Melhoramento Local por Inviabilização de Ramos	86

5.4.6	Geração do CSQ	87
5.4.7	Estratégia Utilizada para o Método de Combinação das Soluções de Qualidade	89
5.4.8	Melhoramento Local por Troca Simples	91
6	TESTES E RESULTADOS	95
6.1	INTRODUÇÃO	95
6.1.1	BD Aplicado em PPEST usando Garver para o Modelo de Transportes	95
6.1.1.1	<i>Sistema de Garver de 6 Barras e 15 Ramos sem Redespacho</i>	<i>96</i>
6.1.1.2	<i>Sistema IEEE de 24 Barras sem redespacho</i>	<i>97</i>
6.1.1.3	<i>Sistema Sul Brasileiro sem Redespacho</i>	<i>97</i>
6.1.1.4	<i>Sistema Colombiano (Plano P3) sem Redespacho</i>	<i>100</i>
6.1.1.5	<i>Sistema Norte-Nordeste (Plano P1) sem Redespacho</i>	<i>101</i>
6.1.2	BD Aplicado em PPEST Usando o AHC de VGS para o Modelo DC	103
6.1.2.1	<i>Sistema de Garver de 6 Barras e 15 ramos sem Redespacho</i>	<i>103</i>
6.1.2.2	<i>Sistema IEEE de 24 Barras sem Redespacho</i>	<i>104</i>
6.1.2.3	<i>Sistema Sul Brasileiro sem Redespacho</i>	<i>105</i>
6.1.2.4	<i>Sistema Colombiano (Plano P3) sem Redespacho</i>	<i>106</i>
6.1.2.5	<i>Sistema Norte-Nordeste (Plano P1) sem Redespacho</i>	<i>107</i>
6.2	CONCLUSÕES PARCIAIS.	107
7	CONCLUSÕES	111
	REFERÊNCIAS	113
	ANEXO A - Dados dos Sistemas Testes	117

1 INTRODUÇÃO

Um sistema elétrico eficiente e confiável é fundamental para a base que impulsiona a economia de um país, proporcionando uma cadeia produtiva eficiente, agilidade nas tarefas, o conforto e o bem-estar, dentre outros inúmeros benefícios. Sistemas elétricos mesmo de pequeno porte podem parecer simples, mas na verdade exigem grandes conhecimentos de engenharia, matemática e outras áreas, construídas ao longo da história para o seu funcionamento. Em linhas gerais um sistema elétrico pode ser dividido em três partes distintas: os sistemas de geração, transmissão e distribuição de energia elétrica. Como são necessários altos investimentos para as construções destes sólidos sistemas, existe a preocupação em realizar profundos estudos em torno da viabilidade e operacionalização, com a preocupação constante em minimizar os custos. Existem atualmente alimentando os sistemas elétricos várias formas de fontes de energia como a energia solar, de usinas hidrelétricas, eólica, usinas atômicas, térmicas, dentre outras.

Nos últimos anos o aumento da demanda de energia elétrica por conta do crescimento do setor industrial e pela variedade de equipamentos elétricos que vem sendo produzidos torna-se evidente a preocupação com a geração, a transmissão e a distribuição de energia elétrica para abastecer de forma eficiente todos os setores da economia. Os impactos de um colapso do sistema elétrico podem ser graves para a economia de um país, por isso, é crescente a preocupação dos governos em torno da garantia da estabilidade de um sistema elétrico eficiente e cada vez mais longe de riscos. Baseados no histórico de crescimento do setor energético e da projeção de demanda futura, são realizados profundos estudos procurando estabelecer o equilíbrio entre geração e demanda. Estes estudos levam sempre em consideração a minimização dos custos necessários tanto para a segurança bem como da expansão do sistema.

Gradativamente, os sistemas elétricos estão sendo interligados buscando a estabilidade e a segurança juntamente com a construção de novas usinas em virtude das demandas atual e futura e que nem sempre estão próximas dos centros consumidores, o que aumenta o desafio no planejamento do sistema de transmissão de energia elétrica.

Por conta da localização e da distância dos centros consumidores em que as fontes geradoras de energia estão instaladas, o número de combinações de caminhos por onde as linhas de transmissão podem ser construídas pode ser muito grande. Com esforço razoável e com técnicas clássicas é possível encontrar soluções de boa qualidade e até ótimas para sistemas de pequeno porte, mas as dificuldades crescem para sistemas de médio e grande porte, pois o número de combinações possíveis cresce exponencialmente.

Com os sistemas elétricos já instalados, a preocupação consiste no planejamento para a sua

expansão onde estão envolvidos vários fatores, dentre os quais podemos relacionar a capacidade de geração do sistema, a demanda, os custos para construir as redes que farão a interligação entre geração e demanda, a questão ambiental e muitos outros. Para resolver estes problemas foram propostos ao longo de décadas mecanismos matemáticos atrelados a avançadas engenharias, potencializados com o avanço da informatização. Ferramentas matemáticas poderosas incorporadas a sistemas robustos de computação ofereceram uma nova visão no conceito de otimização, atualmente alvo de muitos estudos.

No planejamento da expansão de sistemas de transmissão, considera-se a topologia corrente como a configuração base do sistema sobre o qual se pretende propor a adição de novos circuitos procurando atender a demanda. Este planejamento geralmente é feito em horizontes de curto, médio e longo prazos tendo em vista o tempo necessário para construção ou ampliação de unidades geradoras e construção das linhas de transmissão. Portanto, a previsão futura de crescimento da demanda para um sistema elétrico é primordial para um planejamento adequado, fornecendo informações reais para as tomadas de decisões, como a da construção de novas redes e em que sequência ao longo do tempo.

Para resolver o problema de planejamento da expansão da transmissão existe o modelo estático, que considera a ampliação do sistema em um único estágio, e o modelo dinâmico, ou seja, multiestágio, em que o planejamento da expansão do sistema ocorre em dois ou mais momentos. Em ambos os modelos são necessárias as informações de demanda e geração em cada estágio. Este problema pode ser formulado como um problema de programação não linear inteiro misto (PNLIM), considerado um problema NP-completo de difícil tratamento. Aplicando uma proposta de investimento neste problema ele pode ser reduzido a um problema de programação linear que simplesmente verifica a viabilidade da proposta. Um dos critérios de segurança mais utilizados no planejamento é o critério (N-1), onde é retirada uma linha da configuração proposta e o sistema ainda deve operar sem cortes de carga.

Para o tratamento do problema de planejamento de expansão de sistemas de transmissão é necessária uma modelagem que represente adequadamente todas as condições para a operação, como os fluxos de carga, a geração fornecida, a demanda e outros. Os modelos em destaque e atualmente utilizados são os modelos de transporte, híbrido linear, híbrido não linear, o linear disjuntivo, o DC e o CA.

Nem todos os modelos podem ser resolvidos por técnicas de otimização clássica, como por exemplo, *Branch and Bound* e Decomposição de Benders. Estas técnicas são muito eficientes para alguns sistemas de pequeno e médio porte, mas ainda apresentam dificuldades nos de grande porte, pois exigem um grande esforço computacional. Nestes casos existe a necessidade da implementação de técnicas mais sofisticadas, uma vez que o problema torna-se difícil de ser resolvido quando incorpora simultaneamente variáveis reais e inteiras. Em geral, estes problemas em sua essência são de programação linear inteira mista ou de programação não linear

inteira mista o que aumenta em muito o grau de dificuldade. Nesses casos são empregadas técnicas de solução especializadas em realizar uma busca inteligente nos espaços de solução com a intenção de obter o ótimo global do problema. Pode existir um grande número de ótimos locais em que a técnica pode convergir. Essas técnicas, denominadas heurísticas e meta-heurísticas, dependem muito da experiência do pesquisador para a criação e adequação de parâmetros e índices de sensibilidade, pois as buscas em sua maioria são do tipo passo a passo. Destacam-se por permitirem a sondagem de regiões do espaço de busca de forma eficiente, aceitam soluções “boas” mesmo não sendo ótimos globais e são muito versáteis, onde pequenas alterações na sua rotina podem oferecer maior rapidez durante a busca acompanhada da diminuição do tempo computacional usado.

Como contribuição para o planejamento da expansão de sistemas de transmissão este trabalho faz uma aplicação da técnica de busca dispersa, do inglês “*scatter search*”, que foi desenvolvido a princípio para resolver problemas na área de economia. Neste trabalho foi elaborado um algoritmo de Busca Dispersa (BD) especializado para o problema de planejamento do modo estático com o modelo de transportes e com o modelo DC. Em linhas gerais, a meta-heurística de BD trabalha com um espaço de busca reduzido onde seleciona um conjunto com até 100 soluções (factíveis ou não, pois podem ser melhoradas) de tal forma que representam todas as regiões do espaço. Dessas 100 soluções são selecionadas 20, em geral 10 de melhor valor na função objetivo e 10 mais distantes ou diversas (por um critério de distância pré-estabelecido) dentre aquelas já selecionadas. Este conjunto menor será alvo de combinações que irão gerar um novo conjunto de soluções, que por um processo de melhoramento, se forem de melhor qualidade poderão substituir as piores do conjunto que é base para as combinações. Este processo pode ser repetido de acordo com a conveniência do pesquisador e a melhor solução factível durante o processo é considerada solução para o problema.

Este trabalho está organizado da forma descrita a seguir.

No Capítulo 2 são tratados os problemas relacionados ao planejamento da expansão de sistemas de transmissão, com abordagens sobre a modelagem matemática para estes problemas e são descritos os modelos existentes na literatura, como Modelo de Transportes, Modelo Híbrido Linear e Modelo DC.

As principais heurísticas, destacando o Algoritmo Heurístico Construtivo, a heurística de Busca Através de Vizinhança e das principais meta-heurísticas sendo o *Simulated Annealing*, os Algoritmos Genéticos, o *Tabu Search*, GRASP e a Busca em Vizinhança Variável, serão brevemente apresentadas. Os elementos das técnicas básicas que sustentam este trabalho são tratados conceitualmente no Capítulo 3.

Uma revisão sobre a Busca Dispersa é apresentada no Capítulo 4, destacando a teoria básica envolvida na heurística, e suas variações, que foram propostas no livro “*Scatter Search*” de Laguna e Martí (2003).

Detalhes da aplicação do algoritmo de Busca Dispersa especializado aplicado ao Problema de Planejamento da Expansão de Sistemas de Transmissão são efetivamente apresentados e detalhados no Capítulo 5, adicionalmente são apresentadas as propostas de implementação computacional desenvolvidas e aplicadas. A técnica por *Path Relinking* utilizada para realizar as combinações necessárias e o algoritmo de melhoria das soluções estão detalhados.

No Capítulo 6 são apresentados os resultados dos testes realizados com sistemas de referência correspondentes às seguintes bases de dados: Garver, IEEE, Sul Brasileiro, Colombiano e Norte-Nordeste, respectivamente de 6, 24, 46, 93 e 87 barras ou nós.

O Capítulo 7 está reservado para as conclusões e discussões futuras que o projeto atual tem verificado durante as pesquisas, apresentando novos direcionamentos.

2 O PROBLEMA DE PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE TRANSMISSÃO

2.1 INTRODUÇÃO

A operação adequada de um sistema elétrico deve garantir a estabilidade entre a geração e a demanda, ou seja, no mercado de energia elétrica a demanda fundamentalmente orienta o volume de produção de energia elétrica que precisa ser injetado no sistema. É fato que, com raras exceções, a demanda de energia cresce ao longo dos anos e junto com ela vem o desafio de manter o equilíbrio deste sistema. A maneira como deve ser feita a ampliação do sistema para satisfazer esta demanda é preocupação para o planejamento da ampliação dos três principais subsistemas do setor elétrico: geração, transmissão e distribuição. O gerenciamento do sistema elétrico geralmente está sob o controle de entidades devidamente regulamentadas que definem metas a partir de um planejamento para avaliar, por exemplo, a possibilidade da construção de usinas hidrelétricas, ou de térmicas, construção de novas linhas de transmissão, verificar se dois sistemas independentes podem ser interligados e se isto traria benefícios e mais “saúde” para o sistema comparado com a configuração corrente. O governo participa do controle do mercado energético juntamente com as partes envolvidas, regulamentando este mercado competitivo que cresce, preocupado com a economia e a sustentabilidade.

A maneira com que são tomadas as decisões no planejamento para a construção de unidades geradoras, linhas de transmissão e instalação de equipamentos sempre leva em consideração a minimização dos custos e a maximização dos lucros. Portanto, a ordem temporal das instalações é fundamental uma vez que é possível assim adiar os investimentos. Também faz parte do planejamento o acompanhamento dos fenômenos climáticos que determinam a viabilidade e a necessidade da entrada das usinas térmicas no sistema.

Muitas usinas geradoras ou linhas de transmissão e distribuição que estão fora de operação ou operando com capacidade reduzida, do ponto de vista do planejamento estão estrategicamente preparadas para entrar em operação sempre que forem necessárias. No período de secas, por exemplo, que ocorre em muitas regiões do Brasil, provocam o esvaziamento dos reservatórios das hidrelétricas. Isto obriga que o sistema coloque em operação as usinas térmicas, para restabelecer o patamar normal de geração, embora com um custo muito maior de operação. Este custo geralmente é repassado diretamente para a conta do consumidor, que pode também ser subsidiado pelo governo para não incidir completa ou parcialmente sobre o consumidor. Então são inúmeras as variáveis que podem ser consideradas em um planejamento do sistema elétrico.

O planejamento da expansão de sistemas de transmissão pode ocorrer de forma estática,

em que para um dado horizonte de planejamento é considerada a instalação de todos os equipamentos em um único estágio ou multiestágio de forma dinâmica, onde as instalações dos equipamentos e operação são realizadas em momentos bem definidos dentro deste horizonte de planejamento, geralmente a longo prazo. São considerados como dados ou variáveis para o planejamento a topologia base, os ramos candidatos, os dados de geração e demanda, as restrições de investimento e de capacidade de transmissão, a reatância dos circuitos e muitos outros.

A solução de um problema de planejamento do setor elétrico depende de um modelo matemático e uma técnica de solução. Na sequência deste capítulo são apresentados conceitos sobre os modelos matemáticos que sustentam a proposta deste trabalho.

2.2 MODELAGEM MATEMÁTICA BÁSICA PARA O PPEST

A modelagem matemática é a área do conhecimento que estuda os sistemas reais procurando representá-los matematicamente com a finalidade de avaliar o comportamento dos mesmos.

Muitas pesquisas são desenvolvidas para entender, explicar e posteriormente tentar incorporar certos fenômenos oriundos de problemas da vida real. O conhecimento da dinâmica do problema é fundamental para o progresso em direção à sua resolução. A profundidade e o volume de conhecimento que se têm do problema aliados às ferramentas disponíveis orientam as pesquisas que em geral culminam com a construção de um modelo que represente o sistema mais adequadamente possível. Os modelos matemáticos são ferramentas utilizadas para representar os sistemas reais com a preocupação de fazer uma previsão do comportamento deles de acordo com uma variação controlada de determinadas variáveis que foram consideradas no modelo. Como os modelos são representações matemáticas dos problemas, a resolução destes está diretamente ligada à eficiência das ferramentas matemáticas de resolução que se têm disponíveis no dado momento. Em muitos casos, o fato de se ter em poder muitas informações do problema não significa ter garantias de uma qualidade melhor da solução do problema. Estes problemas podem tornar-se tão complexos que as ferramentas matemáticas e a capacidade de processamento computacional disponíveis ainda sejam insuficientes para uma avaliação mais adequada de seu comportamento. Desta forma, fica evidente que na tarefa de se resolver alguns destes problemas, ferramentas matemáticas são adaptadas ou até criadas e modelos matemáticos mais arrojados são propostos. Desta forma é significativo o crescimento do domínio dos pesquisadores sobre uma diversidade de problemas ao longo dos anos.

Muitos modelos, bem como as técnicas de resolução para estes modelos, têm sofrido constantes alterações, principalmente com a evolução da computação. A velocidade e a capacidade de armazenamento de informações que os computadores trouxeram para os cálculos proporcionaram uma nova forma de se analisar os problemas de modo geral. Problemas antes sem solução

puderam ter seu comportamento observado com mais propriedade e se não foram encontradas as soluções exatas no mínimo foram atingidos ótimos locais com alguma qualidade.

Um modelo de programação matemática é composto de uma função objetivo e um conjunto de restrições. Estas restrições relacionam um conjunto de variáveis de decisão através de um conjunto de equações ou inequações algébricas.

No planejamento de expansão de um sistema de transmissão deve ser considerada a topologia de rede com os circuitos que já existem na configuração base. O planejamento deve ser capaz de identificar quais linhas devem ser adicionadas a fim de encontrar a configuração ótima para que o sistema opere adequadamente no horizonte de planejamento especificado.

Muitos modelos foram propostos para o problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão (PPEST), dentre os quais serão abordados o Modelo de Transportes, o Modelo Híbrido Linear e o Modelo DC. Os Modelos de Transportes e Híbrido são versões relaxadas do Modelo DC que é considerado pelos especialistas o modelo ideal para o PPEST. Estes modelos são problemas de otimização que, de acordo com a sua formação, podem conter variáveis de decisão inteiras e reais, apresentar relações algébricas lineares e não lineares. As leis que regem os fluxos em circuitos elétricos utilizadas nos modelos são as leis de Kirchhoff. Um sistema está operando adequadamente quando estão sendo atendidas estas duas leis, respectivamente a primeira lei, conhecida como Lei das Correntes de Kirchhoff (LCK), em que “a soma algébrica de todas as correntes em qualquer nó de um circuito é igual a zero”, e a Lei das Tensões de Kirchhoff (LTK), em que “a soma algébrica de todas as tensões ao longo de qualquer caminho fechado em um circuito é igual a zero” (NILSSON; RIEDEL, 2009, p. 24).

2.2.1 Modelo DC

Em problemas de planejamento de sistemas de transmissão, o modelo mais utilizado por especialistas da área é o modelo DC. Este modelo atende as duas leis de Kirchhoff para um sistema elétrico em que todas as barras e todas as linhas existentes em operação estão condicionadas devem satisfazer.

O problema de planejamento da expansão da transmissão em sistemas elétricos, de acordo com o modelo DC, pode ser escrito como o modelo de otimização para o PPEST apresentado em (1).

$$\begin{aligned} \min v &= \sum_{(i,j)} c_{ij}n_{ij} & (1) \\ \text{s.a.} & \\ & Sf + g = d \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
f_{ij} - \gamma_j(n_{ij}^o + n_{ij})(\theta_i - \theta_j) &= 0 \\
|f_{ij}| &\leq (n_{ij}^o + n_{ij})\bar{f}_{ij} \\
0 &\leq g \leq \bar{g} \\
0 &\leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij} \\
n_{ij} &\text{ inteiro} \\
f_{ij} &\text{ irrestrito} \\
\theta_j &\text{ irrestrito} \\
\forall (i, j) &\in \Omega
\end{aligned}$$

em que:

v : investimento das novas adições de circuito realizadas no sistema;

c_{ij} : custo da instalação de um circuito no ramo ij ;

n_{ij} : número de circuitos adicionados no ramo ij ;

S : matriz de incidência nó-ramo do circuito elétrico;

f : vetor dos fluxos;

g : vetor de geração;

d : vetor de demanda;

f_{ij} : fluxo total no ramo ij ;

γ_j : susceptância de todas as linhas;

n_{ij}^o : número de circuitos na configuração existente no ramo ij ;

θ_i : ângulo de fase da tensão na barra i ;

\bar{f}_{ij} : fluxo máximo permitido para um circuito no ramo ij ;

\bar{g} : vetor de máxima capacidade de geração nas barras de geração;

\bar{n}_{ij} : número máximo de adições permitidas no ramo ij ;

Ω : representa o conjunto de todos os circuitos instalados no ramo, da configuração base e os novos adicionados.

2.2.2 Modelo Híbrido Linear

O modelo híbrido linear foi proposto por Villasana, Garver e Salon (1985) com o intuito de contornar os problemas de convexidade do modelo DC. O modelo híbrido linear combina a

eficiência do modelo de transportes no tratamento de barras isoladas do sistema principal com a precisão que o modelo DC oferece do sistema, pois o modelo DC opera com todas as informações do sistema, principalmente com as susceptâncias de todos os circuitos. O relaxamento de algumas restrições do modelo DC dá condições para que as ferramentas de resolução matemáticas disponíveis possam oferecer resultados com algumas garantias. Para resolver um problema de programação não linear inteiro misto são relaxadas as restrições que produzem maior complexidade. O problema relaxado é de programação linear. As soluções ótimas globais geradas na programação linear serão aceitas como soluções ótimas locais relaxadas para o problema não linear.

Nesta modelagem, o problema resultante é um problema de programação linear inteira mista. As leis de Kirchhoff são atendidas distintamente em circuitos existentes. A primeira lei deve ser aplicada em cada barra para todos os ramos, sejam eles existentes na configuração base ou novos ramos adicionados, e a LTK deve ser atendida somente pelos laços da rede original formados pelos circuitos existentes na topologia base. Pelo modelo híbrido, quando uma nova linha for adicionada neste mesmo ramo ela só vai precisar atender a LCK, ou seja, o fluxo de potência que vai percorrer esta linha poderá ser diferente da linha que já existia na configuração base neste circuito. O modelo híbrido linear pode ser escrito como o modelo de otimização para o PPEST apresentado em (2).

$$\begin{aligned}
\min v &= \sum_{(i,j)} c_{ij} n_{ij} & (2) \\
\text{s.a.} & \\
& S f' + S_o f_o + g = d \\
& f_{ij}^o - \gamma_{ij}^o (\theta_i - \theta_j) = 0 \quad \forall (i, j) \in \Omega_1 \\
& |f_{ij}^o| \leq \bar{f}_{ij} n_{ij}^o \quad \forall (i, j) \in \Omega_1 \\
& |f_{ij}^l| \leq \bar{f}_{ij} n_{ij} \quad \forall (i, j) \in \Omega \\
& 0 \leq g \leq \bar{g} \\
& 0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij} \\
& n_{ij} \text{ inteiro} \\
& f_{ij}^o \text{ e } f_{ij}^l \text{ irrestritos} \\
& \theta_j \text{ irrestrito } \forall j \in \Omega_b \text{ no sistema conexo}
\end{aligned}$$

No modelo, as variáveis são representadas por:

v : investimento das novas adições de circuito realizadas no sistema;

c_{ij} : custo da instalação de um circuito no ramo ij ;

- n_{ij} : número de circuitos adicionados no ramo ij ;
- S : matriz de incidência nó-ramo do sistema elétrico completo;
- f' : vetor dos fluxos nas linhas novas, que podem ser adicionadas;
- S_o : matriz de incidência nó-ramo das linhas existentes;
- f_o : vetor dos fluxos nas linhas existentes;
- g : vetor de geração;
- d : vetor de demanda;
- f_{ij}^o : fluxo no ramo ij pelas linhas existentes;
- γ_{ij}^o : susceptância equivalente de todas as linhas existentes no ramo ij ;
- θ_i : representa o ângulo de tensão na barra i que está conexas na topologia existente;
- \bar{f}_{ij} : fluxo máximo permitido para um circuito no ramo ij ;
- n_{ij}^o : número de circuitos na configuração existente no ramo ij ;
- f'_{ij} : vetor dos fluxos nas linhas novas, adicionadas no ramo ij ;
- \bar{g} : vetor de máxima capacidade de geração nas barras de geração;
- \bar{n}_{ij} : número máximo de adições permitidas no ramo ij ;
- Ω_1 : conjunto de circuitos existentes na configuração existente;
- Ω : conjunto das barras que não estão ilhadas;
- Ω_b : conjunto de barras do sistema elétrico.

2.2.3 Modelo de Transportes

O Modelo de Transportes foi proposto inicialmente por Garver (1970b) na década de 70. Este foi o primeiro modelo aplicado para o problema do planejamento da expansão de sistemas de transmissão e representou um marco nas pesquisas no setor elétrico. No modelo de transportes adaptado para o PPEST somente a LCK é atendida pela configuração base da rede e para as novas linhas adicionadas. O problema em questão é de programação linear inteira mista, compreendendo equações e restrições lineares e variáveis de decisão inteiras e reais. Neste problema é considerado que a soma dos fluxos de que entram em uma barra deve ser igual ao fluxo que sai desta mesma barra de acordo com a LCK.

O modelo de transportes configurado para o problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão pode ser escrito como o modelo de otimização apresentado em (3).

$$\begin{aligned}
\min v &= \sum_{(i,j)} c_{ij} n_{ij} & (3) \\
\text{s.a.} & \\
& Sf + g = d \\
& |f_{ij}| \leq (n_{ij} + n_{ij}^o) \bar{f}_{ij} \\
& 0 \leq g \leq \bar{g} \\
& 0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij} \\
& n_{ij} \text{ inteiro} \\
& f_{ij} \text{ irrestrito}
\end{aligned}$$

Este problema de minimização procura o investimento v ótimo do modelo que depende do custo c_{ij} para a instalação de um novo circuito no ramo da barra i para a barra j . As variáveis consideradas são:

v : investimento a partir das novas configurações aplicadas ao sistema;

c_{ij} : custo da instalação de um circuito no ramo ij ;

n_{ij} : número de circuitos adicionados no ramo ij ;

S : matriz de incidência nó-ramo do circuito elétrico;

f : vetor dos fluxos;

f_{ij} : fluxo total ativo no ramo ij ;

g : vetor de geração;

d : vetor de demanda;

n_{ij}^o : número de circuitos na configuração base no ramo ij ;

\bar{f}_{ij} : fluxo máximo permitido no ramo ij ;

\bar{g} : vetor de máxima capacidade de geração nas barras de geração;

\bar{n}_{ij} : número máximo de adições permitidas no ramo ij ;

A equação $\min v \sum_{(i,j)} c_{ij} n_{ij}$ indica que o investimento depende do custo de cada linha e do número de linhas que se pretende adicionar no sistema. A LCK é representada na relação $Sf + g = d$, atendida em cada barra do sistema. A inequação $|f_{ij}| \leq (n_{ij} + n_{ij}^o) \bar{f}_{ij}$ restringe os limites de fluxo nos dois sentidos entre as barras i e j e as restrições $0 \leq g \leq \bar{g}$ expressam os limites de geração, enquanto a inequação $0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij}$ restringe o número de linhas novas no ramo ij . A complexidade do problema aumenta quando a restrição do número

de linhas a serem adicionadas é incorporada ao modelo, pois devem assumir valores inteiros. Vale observar que, de acordo com a restrição do módulo, f_{ij} está implicitamente limitado por $-(n_{ij}^o + \bar{n}_{ij})\bar{f}_{ij} \leq f_{ij} \leq (n_{ij}^o + \bar{n}_{ij})\bar{f}_{ij}$.

Quando uma linha atrativa é adicionada no circuito, o fluxo de potência é redistribuído, fato este que deve ser verificado resolvendo um problema de programação linear inteira mista, identificando quais ramos serão candidatos a receber a adição de novas linhas, dentre os ramos que se apresentarem sobrecarregados, desta forma, o processo se repete até que todas as sobrecargas sejam eliminadas do sistema (ROMERO, 1993).

Este modelo não é considerado ideal para a resolução do PPEST, pois não existem garantias de que a solução esteja próxima do modelo DC porque obrigatoriamente o modelo não leva em consideração a LTK. As variáveis reais e inteiras no modelo tornam o modelo complexo, mas o fato de não aparecerem equações não lineares consiste em sua principal vantagem.

2.3 MODELOS MATEMÁTICOS MAIS COMPLEXOS

Alguns modelos matemáticos foram formulados tentando representar com a maior fidelidade possível os problemas envolvendo situações reais. Quanto maior a proximidade de um modelo com a realidade, em geral, as estratégias de resolução aumentam em complexidade. Alguns modelos que são tratados a seguir foram desenvolvidos de forma a considerar alguns fatos de forma independente, como modelos que levam em conta os fatores de risco e segurança do sistema, outros consideram o mercado elétrico ou dividem o sistema em estágios.

2.3.1 Modelo Matemático para o Planejamento Multiestágio

Nos modelos desenvolvidos para resolver problemas de expansão de sistemas de transmissão multiestágio são levados em conta a configuração ótima de operação do sistema, a disposição das linhas de transmissão na topologia do sistema e os investimentos necessários. Neste contexto é determinado o melhor momento num horizonte de planejamento em que cada etapa do processo de expansão é mais interessante economicamente, atendendo sempre os pré-requisitos entre geração e demanda. Um horizonte de planejamento geralmente compreende grandes intervalos de tempo, algo em torno de 10, 20, 30 ou mais anos e estes horizontes são subdivididos em vários estágios. Em cada estágio, num horizonte é decidida a aplicação dos investimentos levando em conta vários fatores. O tempo necessário para construção de linhas de transmissão, construção de usinas, definir a ordem dos investimentos que devem ser aplicados, fazer uma previsão da geração futura bem como uma previsão da demanda ao longo do tempo, são alguns exemplos de decisões.

No problema de otimização correspondente, o crescimento da demanda e da geração ao

longo do tempo, num horizonte considerado, são representados por crescimentos discretos aproximados para determinados anos que correspondem aos estágios, assumindo que o sistema não sofra alterações entre dois estágios consecutivos.

Vários trabalhos foram desenvolvidos para tentar reduzir custos de investimento usando esta metodologia multiestágio para planejamento de sistemas elétricos e podem ser observados, por exemplo, em Haffner (2000), Silva Junior (2005) dentre outros.

Definida uma taxa anual de desconto I , a atualização dos valores correntes dos custos de investimento, para o ano de referência t_0 , a partir do ano inicial t_1 , dentro de um horizonte de planejamento de $t_T - t_1$ anos em T estágios, é determinado pela função objetivo dada pela Equação 4.

$$c(x) = (1 - I)^{t_1 - t_0} c_1(x) + (1 - I)^{t_2 - t_0} c_2(x) + \dots + (1 - I)^{t_T - t_0} c_T(x), \quad t = 1 \dots, T. \quad (4)$$

em que x representa as linhas a serem construídas, $c_T(x)$ representa o custo do investimento no estágio t .

Partindo desta formulação para a função objetivo, de modo geral basta acrescentar nos modelos de fluxo de potência para problemas estáticos o parâmetro tempo, transformando-os em modelos multiestágios.

2.3.2 Modelo Matemático para o Planejamento com Restrições de Segurança

Poucos trabalhos da literatura especializada podem ser citados, como Silva Junior (2005), Seifu, Salon e List (1989), que ainda são realizados em torno de um planejamento de expansão de um sistema elétrico considerando restrições de segurança. O planejamento é realizado em uma primeira fase sem considerar as restrições de segurança e na segunda são simuladas retiradas de circuitos e adição de novos circuitos, com a vantagem de necessitar de um esforço computacional relativamente pequeno.

No trabalho de Silva Junior (2005), a restrição de segurança para sistemas de transmissão utilizado foi o critério (N-1), realizando testes no sistema em que no planejamento da expansão mesmo com a retirada de uma linha o sistema ainda opere sem a existência de linhas sobrecarregadas, com cortes de carga. O trabalho de planejamento resolve apenas o problema de fluxo de potência ativa.

Um dos primeiros trabalhos envolvendo restrições de segurança foi produzido em 1989 por Seifu, Salon e List (1989), que organiza o procedimento exemplificando com a aplicação do modelo DC para o sistema de 6 barras.

2.3.3 Modelo Matemático para o Planejamento com Mercado Elétrico Competitivo

A concorrência no setor elétrico tem modificado profundamente a forma de tratamento dado ao comércio da energia, definindo metas de confiabilidade cada vez mais exigentes. A participação efetiva das partes interessadas nas decisões envolvendo o processo de expansão de um sistema elétrico procura garantir que as principais necessidades sejam atendidas e os serviços sejam ofertados com qualidade. Muitas metodologias de planejamento não consideram em sua formulação fatores mercadológicos nas características principais de reestruturação de mercados de energia em fase de planejamento. A influência do governo sobre o comércio energético, em situações adversas, interfere drasticamente no mercado elétrico e principalmente em planejamentos em que fatores desta natureza são desconsiderados, como incentivos fiscais, exigências de ampliação do sistema em função de metas de governo e outros. Modelos que incorporam o fator de concorrência no setor elétrico é discutido em muitos trabalhos e aumentam a cada dia, como exemplo os trabalhos de Bresesti et al. (2009), Haffner (2000) e de Singh, Hao e Papalexopoulos (1998).

Os interesses dos três grandes setores do mercado elétrico, que são geração, transmissão e distribuição acompanham as tendências do mercado. Neste sentido, a relação entre oferta e demanda estimulam a concorrência, afetando diretamente os preços praticados no mercado.

As necessidades de previsão de geração, de demanda, de recursos de investimento são itens primordiais para a correta operação do sistema elétrico, mas são fortemente afrontadas pelas incertezas de mercado, que têm grande influência como, por exemplo, de colocar ou não em operação as usinas térmicas. As térmicas por sua vez têm um custo muito alto de operação com relação às hidrelétricas, em curtos intervalos de tempo. Outra discussão gira em torno do custo de construção de uma usina hidrelétrica, que é muito alto e o retorno do investimento somente a longo prazo.

2.3.4 Modelo Matemático para o Planejamento com fluxo de corrente AC

Dentre os tipos de fluxo de corrente elétrica utilizados em sistemas elétricos podemos destacar o fluxo de corrente DC (*Direct Current*) que corresponde a corrente contínua e o fluxo de corrente AC (*Alternating Current*) que corresponde à corrente alternada. O modelo AC é o que mais se aproxima da representação do fenômeno físico do comportamento dos fluxos nos sistemas elétricos, porém poucos trabalhos são publicados na literatura especializada de planejamento da expansão.

O planejamento de expansão de sistemas elétricos se desenvolveu em grande parte utilizando modelos relaxados deste, pois a alta complexidade a que chega o modelo quando incorpora os reativos do sistema o torna pouco atraente. Outra dificuldade é o tratamento com problemas altamente ilhados e não convexos que o modelo AC apresenta.

As vantagens do uso do modelo AC no planejamento da expansão da transmissão segundo Rider (2006) são: a consideração de reativos no sistema, alocação de fontes de potência reativa de maneira otimizada, determinação de perdas ativas exatas, incorporação de controladores FACTS, entre muitos outros.

Ainda conforme Rider (2006), o planejamento da expansão de sistemas de transmissão é realizado em dois momentos bem definidos. Assim, num primeiro passo são realizados planejamentos para expansão levando em consideração somente o fluxo de potência ativa e muitas vezes sem a consideração de perdas dependendo do modelo. Em um segundo momento e complementar é realizada a alocação ótima de fontes de potência reativa para melhorar as condições de operação do sistema elétrico considerando a operação sob o ponto de vista do fluxo de carga AC. O processo de otimização não ocorre simultaneamente o que poderia gerar apenas configurações subótimas quando otimizamos a instalação de linhas de transmissão e a alocação de fontes reativas através de dois processos sucessivos de otimização. O modelo AC vem sendo estudado por especialistas ainda sem muita popularidade devido aos problemas mencionados, mas com avanços na computação e no quesito ferramental matemático é uma promessa futura.

2.4 MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO CLÁSSICOS USADOS EM PLANEJAMENTO DE SISTEMAS DE TRANSMISSÃO

Muitos métodos de otimização foram desenvolvidos ao longo dos anos sempre com a preocupação de obter o resultado mais próximo possível da realidade. Os métodos de otimização podem ser classificados em:

- a) métodos exatos, também chamados de métodos clássicos de otimização;
- b) métodos aproximados, que podem ser divididos em algoritmos heurísticos e meta-heurísticos.

O algoritmo de Decomposição de *Benders* foi um dos mais utilizados dentre os métodos exatos para resolver o problema de planejamento de sistemas de transmissão. O algoritmo de Decomposição de *Benders* decompõe matematicamente problemas complexos ou de grande porte através da resolução de uma sucessão de problemas menores.

Aplicações da utilização desta técnica para o problema de planejamento de sistemas de transmissão podem ser encontradas em Romero e Monticelli (1994) e Haffner (2000).

Outro método exato que vem ganhando espaço é o algoritmo *Branch and Bound* ainda pouco usado em planejamento da expansão de sistemas de transmissão. Trata-se de um algoritmo enumerativo em que é construída uma árvore com nós representando problemas candidatos e os ramos representando as restrições. Desta forma são enumeradas todas as soluções inteiras factíveis do problema implícita ou explicitamente garantindo a obtenção da solução

ótima. Pesquisas envolvendo o uso do algoritmo *Branch and Bound* no problema de planejamento da transmissão podem ser consultados em Haffner (2000).

Os métodos aproximados são tratados em maiores detalhes no capítulo seguinte.

3 REVISÃO SOBRE AS META-HEURÍSTICAS

3.1 INTRODUÇÃO

O advento da computação influenciou o avanço de muitas áreas do conhecimento, muitos problemas foram resolvidos, principalmente nas áreas de matemática e das engenharias. As técnicas de solução clássicas são ferramentas que funcionam com parâmetros muito bem definidos e as regiões de busca precisam de uma modelagem apropriada. Os problemas que apresentam descontinuidade nos intervalos de domínio, com valores discretos, existência de regiões não convexas, não podiam ser tratados pela otimização clássica. Os problemas ganharam dimensões que não podiam ser tratados pela modelagem matemática conhecida. Este fato ganhou destaque com o crescimento da matemática e da computação, em que grandes problemas surgiram quando muitos parâmetros começaram a ser considerados em um único problema além de explosões combinatórias que começaram a ser frequentes. Novas ferramentas foram adaptadas baseadas no conhecimento existente dos problemas em conjunto com a experiência dos pesquisadores. Neste contexto, os métodos aproximados, ou seja, as heurísticas e meta-heurísticas foram utilizadas para resolver os problemas que a otimização clássica não tinha condições de resolver. A maioria dos sistemas de teste para o PPEST que são tratados neste trabalho já foram resolvidos por métodos exatos. As soluções encontradas pelos testes realizados com algoritmos aproximados são comparados com as soluções obtidas pelos métodos exatos. Neste capítulo são apresentadas as principais heurísticas e meta-heurísticas, podem ser consultadas com mais detalhes em Resende et al. (2010).

3.2 HEURÍSTICAS

As heurísticas são métodos de otimização que surgiram para contornar e resolver problemas não resolvidos pelos métodos clássicos. Certos problemas tem algumas características bem específicas que devem ser atendidas, como: garantir convexidade nas regiões de busca e possuir funções contínuas e deriváveis no intervalo considerado. Os problemas reais facilmente fogem desse padrão. No contexto do planejamento da expansão da transmissão, as heurísticas ganharam força nas décadas de 60 e 70 como pode ser visto nos trabalhos de Garver na área de Planejamento em Engenharia Elétrica. Problemas reais começaram a ganhar um aumento de dimensão considerável, e exigiu-se computadores com capacidade de processamento cada vez maior. Mesmo que as heurísticas apresentem dificuldades em atingir ótimos globais elas podem oferecer ótimos locais.

Como as heurísticas possuem mecanismos de busca de solução realizados por um processo passo-a-passo, várias formas de configuração foram propostas ao longo dos anos. Podem ser simples enquanto a experiência e o bom senso norteiam o pesquisador e especializadas quando necessitam de modelos mais estruturados como, por exemplo, o algoritmo genético que é inspirado na busca de soluções com a evolução genética das espécies. Em cada etapa de um processo heurístico, ajustado por indicadores de sensibilidade, gera-se uma nova solução de melhor ou pior qualidade dependendo do algoritmo, em busca do ótimo global. Em muitas situações, a qualidade da solução depende do número de operações que são realizadas, ou seja, quanto mais caminhos puderem ser avaliados, mais qualidade se agrega na solução obtida. Atualmente a velocidade com que uma heurística encontra uma determinada solução é importante, pois para se resolver muitos problemas de grande porte é necessário avaliar um número muito alto de combinações, e por isso estão sendo estudados algoritmos inteligentes que fazem uma busca mais seletiva. São inúmeros os desafios enfrentados, como a limitação de processamento dos computadores e a necessidade de se resolver problemas reais que são de grande porte. Alguns problemas reais dependem do conhecimento de soluções praticamente instantâneas necessárias para as tomadas de decisões importantes e que disponibilizem um tempo de reação suficiente.

Algumas das principais heurísticas podem ser encontradas em Resende et al. (2010) e na sequência desta seção será dado um tratamento mais específico ao algoritmo heurístico construtivo e à heurística de busca através de vizinhança.

3.2.1 O Algoritmo Heurístico Construtivo

O algoritmo heurístico construtivo (AHC) é uma técnica de otimização muito difundida e aplicada em diversas áreas do conhecimento e é considerado um algoritmo eficiente. Dependendo de certas circunstâncias ou do porte do problema pode não ser eficiente, quanto à qualidade da solução encontrada. Ele pode ser utilizado como único mecanismo ou operar combinado com outras técnicas de otimização. O tipo de AHC mais utilizado isoladamente é o Algoritmo Guloso.

Uma heurística construtiva, ou míope, consiste em tentar encontrar uma boa solução, considerando a cada interação somente o próximo passo, ou seja, o critério de escolha é basicamente local. Ela parte de uma solução vazia e passo-a-passo constrói uma solução de forma incremental. Adiciona componentes individuais (nós, arcos, variáveis). O método guloso procura sempre o melhor componente que é escolhido e depois inserido na solução até gerar uma solução completa. O componente escolhido em cada passo é, em geral, o melhor candidato de acordo com algum critério, ou seja, um indicador de sensibilidade ajustado para cada problema.

A construção de uma solução para o problema da mochila dá uma idéia do algoritmo heurístico construtivo guloso. São definidas inicialmente para o problema as limitações do volume

da mochila e os preços e volumes de cada item disponível para ser adicionado. O índice de sensibilidade é definido pela razão do preço pelo volume de cada item. Os itens então são dispostos em ordem decrescente pelo valor desta razão obtida. Uma solução pode começar a ser construída de forma gulosa adicionando-se o primeiro item que detiver o maior valor obtido das razões recentemente calculadas. Segue-se o critério de adicionar na mochila os itens de acordo com a ordem do maior para o menor dos valores das razões em cada passo enquanto o volume máximo da mochila não seja violado. Caso o próximo item da sequência ultrapasse o volume da mochila, percorre-se a sequência na ordem decrescente na intenção de encontrar algum item que ainda pode ser adicionado na mochila. Quando mais nenhum item puder ser adicionado então uma solução para o problema da mochila estará criada pelo procedimento guloso.

Um algoritmo guloso básico gera somente soluções factíveis, pois em cada passo são adicionados somente os atributos que não violam as restrições do problema. Para esta tarefa de adicionar um atributo é usado um indicador de sensibilidade que pode variar de acordo com cada problema e da experiência do pesquisador.

3.2.2 A Heurística de Busca Através de Vizinhança

A heurística de busca através de vizinhança executa uma varredura em torno de uma solução inicialmente apresentada para o algoritmo e está restrita a uma região de vizinhança também previamente escolhida. Muito utilizada em problemas que dispõem de pelo menos uma solução factível inicial e se pretende proporcionar uma melhoria. Cada passo do algoritmo faz com que uma nova solução seja atingida avançando sobre a vizinhança da solução corrente. Somente são aceitas soluções de melhor qualidade que a solução corrente. Quando a última solução encontrada não puder mais ser melhorada dentro da vizinhança definida, será tomada como a melhor solução obtida pelo processo de busca partindo da solução inicial apresentada.

Para implementar uma heurística de busca através de vizinhança é fundamental uma codificação adequada. Tal codificação deve representar as soluções do problema, contemplando um conjunto de variáveis de decisão realmente significativas para o problema ou uma forma equivalente de representação de uma proposta de solução. Esta codificação deve ser precisa o suficiente para garantir que duas codificações distintas representem soluções distintas do espaço de busca.

Uma proposta de solução está adequadamente codificada se ela for passível de avaliação na função objetivo e se sua factibilidade puder ser avaliada. A qualidade de uma codificação implica diretamente na eficiência da implementação das etapas do algoritmo heurístico.

A proposta de codificação define o tamanho do espaço de busca para um problema específico, em que uma codificação adequada pode oferecer uma qualidade maior a este espaço. Desta forma este espaço pode conter ou não soluções de elite, além de poder ter representadas regiões

factíveis e infactíveis. Uma codificação deficiente corre o sério risco de gerar um espaço de busca que não contenha as soluções ótimas para o problema, pois a heurística vai proporcionar buscas sobre esta região.

Muitos tipos de estrutura de vizinhança podem ser criados para cada tipo de problema. A heurística depende desta estrutura para realizar uma trajetória de busca eficiente. A partir de uma solução inicial representada por um vetor codificado, define-se a estrutura de vizinhança, ou seja, o vetor inicial sofre perturbação em um ou mais de seus elementos pelo critério definido. Todos os vetores solução que são gerados a partir da perturbação caracterizam a vizinhança do vetor inicial. Dentre todas as soluções desta vizinhança, a solução que apresentar melhor valor na função objetivo será tomada como solução corrente, e o processo é repetido até que a solução corrente não possa ser substituída por uma de melhor qualidade. Novas soluções poderão ser alcançadas somente com propostas de soluções iniciais diferentes. Na definição de vizinhança é prudente que esta estrutura gere se possível somente soluções factíveis, pois ao contrário a heurística deve ter condições de dar um tratamento mais apurado sobre as soluções vizinhas.

Uma forma geral da heurística de busca através de vizinhança pode atender os seguintes passos:

- a) identificar e extrair os dados relevantes do problema. Escolher uma codificação apropriada para representar uma solução. Definir a forma de avaliação da qualidade da solução na função objetivo. Definir a estrutura de vizinhança;
- b) encontrar uma solução inicial para compor a solução corrente;
- c) na vizinhança proposta, avaliar e identificar a melhor solução vizinha da solução corrente;
- d) se a melhor solução vizinha avaliada pela função objetivo apresentar qualidade superior relativamente à solução corrente, a solução vizinha vai ocupar o lugar de solução corrente e volta ao passo c, caso contrário o processo termina. A solução corrente será considerada ótima local encontrada pela heurística de busca através da vizinhança.

As heurísticas de busca local e busca através de vizinhança compartilham do mesmo princípio, pois avançam sempre sobre regiões factíveis. Mas fica evidente que a segunda avança a passos mais lentos que a primeira. Enquanto a busca local constrói uma única solução (de qualidade ou não), a busca em vizinhança analisa um número maior de soluções e avança somente sobre soluções de elite durante a busca.

3.3 META-HEURÍSTICAS

As meta-heurísticas são métodos de otimização que combinam as ferramentas de busca local com técnicas de busca mais sofisticadas. As meta-heurísticas têm como objetivo suprir as

dificuldades que as ferramentas de busca local enfrentam. O fato mais evidente destas dificuldades é a forma prematura em que as heurísticas atingem ótimos locais, interrompendo a busca. As meta-heurísticas criam estratégias inteligentes adaptando-se com as heurísticas. Um exemplo é tornar dinâmica a estrutura de vizinhança da heurística de busca através da vizinhança, em que, a cada passo no progresso da busca, o tamanho da vizinhança pode ser modificado, bem como a forma de composição desta vizinhança.

Dentre uma variedade de meta-heurísticas existentes foram escolhidas o *Simulated Annealing*, os Algoritmos Genéticos, o *Tabu Search*, o GRASP e a Busca em Vizinhança Variável para uma breve apresentação, que são consideradas importantes nesta linha de pesquisa.

3.3.1 *Simulated Annealing* (SA)

Algumas meta-heurísticas foram desenvolvidas levando em consideração a observação de certos fenômenos naturais ou controlados sob condições específicas, como é o caso do *Simulated Annealing*. No processo de produção de cristais perfeitos chamada de *annealing*, os materiais são elevados a altas temperaturas e seguindo uma rotina de controle de resfriamento assumem a forma perfeita esperada. As altas temperaturas provocam extrema agitação das moléculas que perdem sua estrutura original. Com um resfriamento lento e controlado levando em conta as leis da termodinâmica, em especial, o equilíbrio termodinâmico, é esperado um rearranjo específico das moléculas, que quando atingido, este novo material se transformará em um cristal perfeito.

O algoritmo de *Simulated Annealing* tem uma estrutura semelhante ao processo *annealing* na produção dos cristais e sua formulação básica acompanha os seguintes passos:

- a) identificar e extrair os dados relevantes do problema. Escolher uma codificação apropriada para representar uma solução. Definir a forma de avaliação da qualidade da solução na função objetivo. Definir a estrutura de vizinhança. Escolher os parâmetros do SA como as temperaturas de início e fim, ou outro critério, definir os níveis de temperatura, um controle sobre as tentativas de transição entre dois níveis em cada temperatura, e um parâmetro de controle da diminuição de temperatura;
- b) encontrar uma solução inicial para compor a solução corrente;
- c) em uma vizinhança proposta, avaliar e identificar uma solução vizinha da solução corrente escolhida aleatoriamente;
- d) caso a solução vizinha avaliada pela função objetivo apresente qualidade superior em relação à solução corrente, será autorizada uma transição, a solução vizinha vai ocupar o lugar da solução corrente e volta-se ao passo c. Caso contrário, pode ser utilizado o valor

obtido por uma expressão que relaciona o valor da função objetivo da solução corrente e a nova gerada na temperatura em questão. Este será usado para comparar a um número aleatório gerado entre 0 e 1, para autorizar um passo para esta solução de pior qualidade ou manter a solução atual. Voltar ao passo c;

- e) caso um número especificado de tentativas de transição for atingido sem melhoria na solução ir ao passo f, caso contrário seguir para o passo c;
- f) se a condição de convergência do passo e for satisfeita, pare, assumido como critério de parada. Caso contrário atualizar a temperatura e o número de transições permitidas sem melhoria pelos parâmetros correspondentes e voltar ao passo c.

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 processo termina de forma muito semelhante ao fenômeno físico do *annealing* onde a temperatura se estabiliza com a do ambiente externo ao controle. O caráter aleatório atribuído à escolha de uma solução vizinha reduz significativamente o trabalho de busca na vizinhança e pode ser considerada uma vantagem quando se pensa em tempo de processamento. Mesmo com a capacidade de fugir de ótimos locais nas temperaturas de início do processo apresenta a desvantagem de não ter informações sobre a qualidade das soluções não selecionadas.

3.3.2 Algoritmo Genético (AG)

A meta-heurística do AG foi largamente difundida desde a sua criação na década de 70, intensificando o seu uso em problemas de pesquisa operacional em 80. O AG foi desenvolvido para resolver problemas de otimização inspirado no processo evolutivo das espécies e de seleção natural. A teoria sobre o AG pode ser encontrada em Goldberg (1989).

Uma codificação para uma solução no AG tenta reproduzir a configuração de um cromossomo estudado pela Genética. Na realidade cada cromossomo é composto por duas cadeias de informações em que cada posição (alelo) do cromossomo contém as características dos pais, um da mãe e outro do pai. Um cromossomo no AG corresponde a um vetor que carrega as informações das características dos pais e cada posição (alelo) do vetor são representadas por um código binário, que representa a existência ou ausência da referida característica naquele indivíduo.

A diversidade de indivíduos de uma determinada espécie ocorre geneticamente pelo fenômeno da recombinação, que é responsável por provocar recombinações variadas entre as informações genotípicas recebidas do pai e da mãe. Como ocorre na evolução natural das espécies, ao passar dos tempos, os indivíduos começam a ficar muito parecidos e até idênticos, o

mecanismo da recombinação adaptado para o AG apresenta um comportamento parecido. A combinação de soluções no AG pode gerar soluções de melhor ou pior qualidade.

A mutação é outro fator natural que ocorre nas espécies e pode gerar indivíduos diferentes dos existentes, pois aleatoriamente seleciona e altera alguns alelos depois da recombinação 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.

As etapas de um AG básico podem ser formulados a partir dos seguintes passos:

- a) identificar e extrair os dados relevantes do problema; escolher uma codificação apropriada para representar uma solução; definir a forma de avaliação da qualidade da solução na função objetivo; definir a estrutura de vizinhança; escolher os parâmetros do AG, como, o tamanho da população, as taxas de recombinação e mutação, o tipo de seleção e um critério de parada;
- b) gerar um conjunto de soluções iniciais (população) para se tornarem as soluções correntes;
- c) avaliar a qualidade de todas as soluções que representam a população e atualizar a incumbente;
- d) se o critério de parada for satisfeito, pare. Em caso contrário, ir ao passo e;
- e) implementar um mecanismo de seleção;
- f) implementar um mecanismo de recombinação;
- g) implementar um mecanismo de mutação, atualizar a população atual e voltar ao passo c.

Em versões mais recentes, o AG foi adaptado para alguns problemas e os vetores solução não assumem mais somente valores binários, mas também, inteiros, discretos, reais ou outra forma não numérica. Este tipo de adaptação provocou uma melhor representação das variáveis de muitos problemas, consequentemente melhores resultados puderam ser atingidos.

O mecanismo de seleção determina o número de participações que deve ter cada elemento de uma população na formação de uma nova. A seleção proporcional por muito tempo foi utilizada embora com muitas críticas. O processo de seleção nas fases iniciais do AG são praticamente aleatórias. Muitos estudos foram lançados na tarefa de incorporar estratégias mais promissoras tentando substituir a seleção proporcional e principalmente o uso da roleta.

A seleção por torneio ganhou força na medida em que os problemas de otimização podiam oferecer maior diversidade na geração da nova população.

A recombinação no AG gera descendentes que vão carregar uma parcela contínua de um gerador e outra parcela de outro, no caso de um ponto de recombinação, mas podem ser de dois ou mais pontos. A mutação completa o fato natural de gerar diversidade nos descendentes em que se propõe uma perturbação na combinação de uma proposta de solução. A mutação procura realizar uma rápida busca numa vizinhança muito próxima e a forma de recombinação faz uma busca um pouco maior no espaço de busca.

3.3.3 *Tabu Search* (TS)

Glover (1996), grande pesquisador na área de otimização clássica, desenvolveu o mecanismo TS no intuito de criar uma estratégia inteligente de busca que não estivessem preocupadas em simulações que se assemelhavam aos fenômenos comportamentais de espécies como o AG ou de simulação de fenômenos controlados no caso do *Simulated Annealing*. Para a implementação de um TS básico basta seguir o roteiro a seguir:

- a) identificar e extrair os dados relevantes do problema. Escolher uma codificação apropriada para representar uma solução. Definir a forma de avaliação da qualidade da solução na função objetivo. Definir a estrutura de vizinhança. Identificar os atributos que devem ser proibidos e um critério de aspiração. Definir o critério de parada;
- b) encontrar uma solução inicial para compor a solução corrente;
- c) na vizinhança proposta, avaliar e identificar todas as soluções vizinhas e ordená-las por qualidade sendo a primeira solução da lista a melhor solução vizinha;
- d) substituir a solução corrente pela solução vizinha de melhor qualidade que não tenha atributo proibido, ou que satisfaça o critério de aspiração;
- e) atualizar a incumbente e a lista de atributos proibidos. Parar se o critério de parada for satisfeito senão voltar ao passo c.

Um das importantes diferenças entre o TS e as outras meta-heurísticas é a presença de um indicador de sensibilidade. Uma lista de atributos proibidos permite ao algoritmo realizar caminhos sobre soluções de pior qualidade que a solução corrente. No caso da vizinhança ter todas as soluções de pior qualidade que a solução corrente é realizado um avanço para a melhor solução entre as piores nesta vizinhança. A busca deve usufruir de uma estratégia que evite avaliar uma solução já visitada pelo algoritmo. Isto pode ser feito armazenando-se todas as soluções encontradas ou armazenar apenas os atributos que já foram visitados.

Problemas de espaço de memória de armazenamento motivaram implementações que dependem de outras informações que permitam evitar avaliar soluções já visitadas.

O critério de aspiração completa o algoritmo, em que mesmo com um atributo proibido de uma solução vizinha ela possa ser aceita. Um critério pode ser ter qualidade superior àquela da solução incumbente na função objetivo e eliminar temporariamente a proibição. Pode ser usado o critério de aspiração para uma solução que apresente melhor qualidade que as vizinhas nas últimas n iterações.

3.3.4 *Greedy Randomized Adaptative Search Procedure (GRASP)*

Uma junção das heurísticas de busca através da vizinhança e da heurística de busca gulosa realizadas por Feo e Resende (1995) resultaram na construção da meta-heurística GRASP (*Greedy Randomized Adaptative Search Procedure*). A estrutura desta metodologia mescla fases de busca bem distintas como pode ser observado nos passos a seguir:

- a) identificar e extrair os dados relevantes do problema. Escolher uma codificação apropriada para representar uma solução. Definir a forma de avaliação da qualidade da solução na função objetivo. Escolher uma heurística construtiva e uma estratégia de busca local;
- b) implementar uma fase de pré-processamento;
- c) realizar a fase de busca construtiva;
- d) realizar a fase do pós-processamento de busca local. Caso seja possível, atualizar a incumbente;
- e) parar se um critério de parada for satisfeito, caso contrário voltar ao passo c.

Na fase do pré-processamento são identificadas as soluções mais promissoras por algum critério de análise de atributos das soluções para permitir que o algoritmo de busca construtiva opere num espaço de busca mais seletivo. A observação de certos componentes presentes nestas soluções fornece pistas de que elas não sejam promissoras e devam ser evitadas, reduzindo assim consideravelmente o espaço de busca e concentrando-se em soluções mais interessantes.

Na fase construtiva do GRASP são geradas soluções de qualidade com um algoritmo heurístico construtivo do tipo guloso generalizado munido de estratégias que superem suas limitações. Em alguns problemas, o algoritmo guloso pode enfrentar dificuldades em encontrar a solução ótima. Esse algoritmo guloso permite gerar um número considerável de propostas de soluções distintas. A proposta mais usada para generalizar o algoritmo guloso é a construção da lista reduzida chamada de RCL (*Restricted Candidate List*) cujo tamanho é variável, construída em função da qualidade das soluções candidatas. A fase construtiva pode ser realizada pelos passos a seguir:

- a) nesta fase construtiva é escolhida uma solução inicial em construção que pode ser inicialmente vazia;
- b) construir uma RCL incorporando os elementos mais atraentes sob a orientação de um indicador de sensibilidade. Os componentes da RCL são determinados de forma adaptativa;
- c) escolhe-se um dos elementos da RCL para ser adicionado na solução em construção corrente;
- d) caso a solução em construção corrente seja factível ou um critério de parada seja atingido, conclui-se a fase construtiva, ou caso contrário voltar ao passo b.

São variadas as configurações que podem ser produzidas para gerar a RCL, com índices de sensibilidade ajustados para cada problema em específico e de acordo com cada configuração de solução. O tamanho da RCL também pode ser controlado por outro indicador de sensibilidade específico também.

Na fase de pós-processamento, uma busca local na vizinhança da solução gerada construtivamente procura soluções de qualidade, que pode assumir configurações muito simples até muito complexas.

3.3.5 Busca em Vizinhança Variável (VNS)

A busca em vizinhança variável (*Variable Neighborhood Search* - VNS) é uma meta-heurística para resolver problemas de otimização cuja ideia básica consiste na variação sistemática do tamanho da vizinhança durante uma busca local. Esta meta-heurística foi proposta na década de 90 por Mladenović e Hansen (1997), e não permite degradação da solução na função objetivo para realizar uma transição.

Fatos importantes na VNS, como, por exemplo, a relação que existe entre as configurações de estrutura de vizinhança e ótimos locais, são apresentado em Resende et al. (2010). Um conjunto de estruturas de vizinhanças pode ser obtido de forma determinística, aleatória ou combinadas e produzem efeitos bem particulares em cada tipo de busca. Também vale ressaltar que ótimos locais fornecem informações relevantes para a progressão da VNS sobre o ótimo global. De acordo com condições específicas do problema, são altas as chances do ótimo global ser atingido por uma intensificação do algoritmo VNS em torno do ótimo local. Em contrapartida, se o ótimo global estiver em outra região, somente uma estratégia de diversificação pode fazer o algoritmo VNS reiniciar uma busca em outra região. O tempo e a velocidade de processamento podem ser otimizados quando vizinhanças de ótimos locais pouco promissoras deixarem de ser analisadas buscando atingir o ótimo global.

Os passos principais da heurística da VNS são apresentados a seguir:

- a) identificar e extrair os dados relevantes do problema. Selecionar um conjunto de estruturas de vizinhança numa determinada sequência que serão usadas na busca. Definir a forma de avaliação da qualidade da solução na função objetivo. Escolher um critério de parada;
- b) encontrar uma solução inicial para compor a solução corrente;
- c) gerar aleatoriamente uma solução na vizinhança da solução corrente levando em consideração a estrutura de vizinhança atual;
- d) aplicar uma heurística de busca local em torno da solução gerada no passo c e encontrar um ótimo local nesta vizinhança;
- e) se a solução ótima local encontrada no passo d nesta vizinhança apresentar qualidade melhor que a da solução corrente, tornar a solução vizinha em solução corrente, retomar a primeira estrutura de vizinhança e ir ao passo c. Caso contrário avançar para a próxima estrutura de vizinhança do conjunto e voltar ao passo c. Parar se a condição de parada for satisfeita.

Muitas estratégias de busca utilizando um algoritmo VNS híbrido foram propostas nos últimos anos.

4 REVISÃO SOBRE A BUSCA DISPERSA

4.1 INTRODUÇÃO

No presente capítulo é apresentada a metodologia de Busca Dispersa baseado em Laguna e Martí (2003). Não é intenção esgotar o assunto, mas sim oferecer as ferramentas necessárias para a compreensão desta metodologia para posterior aplicação no problema de planejamento de sistema de transmissão de energia elétrica.

A Busca Dispersa (BD) é um método evolutivo em que seus conceitos e princípios foram propostos nos anos 70, baseados em formulações que antecedem os anos 60. Apóia-se em estratégias de busca que enfatizam diversificação e intensificação, operando sobre um conjunto de soluções de qualidade. Um resumo do método da BD pode ser encontrado em Martí, Laguna e Glover (2006) para quem deseja ter uma visão preliminar do tema e uma breve descrição da evolução histórica pode ser encontrada em Martí (2006).

4.2 TEORIA BÁSICA SOBRE A BUSCA DISPERSA

A proposta básica da BD foi originalmente criada por Glover (1977) e destaca-se por ser a primeira publicação escrita desta metodologia. A BD nasceu num momento histórico em que a metodologia de resolução de problemas ocupava o centro das atenções, em pleno auge do desenvolvimento do Algoritmo Genético. Foi utilizada como uma extensão heurística na área de relaxação matemática em problemas de programação inteira. Ela contrapõe o efeito aleatório dos processos de otimização e propõe de maneira sofisticada e sistematizada a busca ordenada de soluções no espaço de busca.

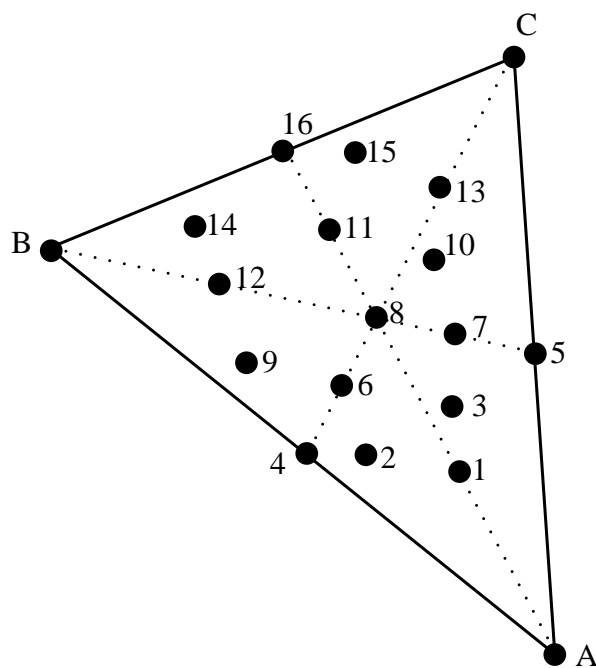
Na proposta original obtêm-se pontos ou soluções de maneira sistemática, evitando a aleatoriedade de forma a representar as características de várias partes do espaço de busca. A partir destes pontos criados por uma sucessão coordenada de busca seleciona-se um conjunto com aqueles pontos que contemplem prioritariamente qualidade ou diversidade, a que será tratado como Conjunto de Soluções de Qualidade (CSQ).

O ponto central desta estratégia é a forma de combinação convexa, ou ponderações dos centros de gravidade realizada entre os pontos do CSQ. Estas combinações definirão novas subregiões do espaço de busca, que sistematicamente serão avaliadas. Considerando que um ponto pode ser, por exemplo, uma solução de um problema de otimização em que se procura minimizar uma função. Todos os pontos obtidos durante o processo são avaliados e depois

melhorados por um algoritmo de melhoria pre-estabelecido para cada problema. O melhor dentre estes pontos será considerado a solução do problema.

Na Figura 1 pode ser visualizada a proposta de combinação realizada na Busca Dispersa de 1977. Os pontos de 1 a 16 são os centróides representantes de uma subregião do espaço de busca. O ponto 8 é o centro da subregião determinada por uma combinação convexa dos pontos A, B e C do CSQ. Quaisquer desses pontos podem representar o novo CSQ, por exemplo, os pontos 6, 7 e 11 ou 4, 5 e 12, onde a escolha vai depender da distribuição dos pontos e da região, em geral factível. Existe a possibilidade de se obter um conjunto de pontos que sejam derivados de ponderações entre os centróides apresentados na Figura 1, para assumir o novo CSQ. São realizadas combinações entre estes pontos e o CSQ será atualizado com soluções melhoradas até que um valor desejável para a função objetivo seja atingido.

Figura 1 - Ilustração da Busca Dispersa de 1977.



Fonte: Glover (1977)

Na descrição de Glover (1977) é indicada que a própria evolução da busca oferece indicadores para influenciar o ajuste da estratégia de busca. Aborda uma combinação de mais de duas soluções para gerar centróides como parte central da busca e propõe a combinação de todos os pontos do CSQ. A combinação linear quando utilizada para gerar soluções sobre uma reta é considerada a forma mais simples do método. Buscas sistematizadas que evitam o fator aleatório no processo com ponderações apropriadas para encontrar centróides, podem oferecer melhores resultados. Indica que as combinações entre soluções sempre devem atender o critério de convexidade e insiste na importância da dispersão dos pontos.

Comparada ao algoritmo genético que trabalha com um conjunto em torno de 100 elemen-

tos, a BD opera sobre um CSQ de até 20 elementos. O volume de cálculos envolvidos é reduzido significativamente, o que será assunto de discussão adiante sobre a eficiência do método.

Uma modificação da proposta original foi apresentada em Glover (1994) associando a dispersão com o *Tabu Search* em que cria sistematicamente um conjunto de pontos de qualidade usando memória adaptativa e critérios de aspiração do *Tabu Search*. Nesta versão, como exemplo, a busca é realizada sobre retas que passam pelos centróides que são gerados pelas melhores soluções correntes obtidas durante o processo. Este método é descrito como um gerador sistemático de soluções dispersas no espaço de busca das quais se escolhem as que irão compor o CSQ.

Basicamente a modificação sugere que:

- a) o método inicie de um conjunto de pontos iniciais S gerados sistematicamente;
- b) no processo, o CSQ corrente seja definido pela união dos melhores elementos de S e das melhores soluções geradas ao longo da busca;
- c) uma interação consiste da primeira geração dos centros de gravidade de todos os subconjuntos gerados pelas melhores soluções de S. Estes pontos serão combinados com os pontos do CSQ para criar retas de busca para aumentar o número de soluções a serem avaliadas;
- d) a partir de combinações lineares de duas soluções do CSQ serão geradas novas propostas sobre a reta que passa por elas;
- e) quando a qualidade da proposta de solução obtida excede a qualidade média das soluções, a busca é intensificada em torno desta solução;
- f) a memória adaptativa é usada para controlar a admissão de novas soluções.

Na sequência são apresentados alguns dos modelos de BD que foram sugeridos ao longo das últimas cinco décadas e que fizeram parte do cenário de muitas pesquisas em diversas áreas do conhecimento.

4.2.1 Modelo de Busca Dispersa de Glover (1998)

O modelo apresentado por Laguna e Martí (2003) tem sido utilizado como referência para implementações do algoritmo de BD em vários problemas incorporando outras estratégias. Os procedimentos básicos deste modelo reformulado são esboçados a seguir:

- a) gera-se um conjunto inicial de soluções garantindo um nível crítico de diversidade e aplica-se uma heurística na tentativa de melhorar sua qualidade. São selecionadas para

- compor o CSQ as melhores soluções considerando não somente qualidade, mas também a diversidade;
- b) criam-se novas soluções a partir de combinações estruturadas das soluções incorporadas no CSQ;
 - c) aplica-se novamente a heurística de melhoramento utilizada no passo a nas soluções obtidas no passo b, melhorando-as e retirando possíveis infactibilidades;
 - d) extrair as melhores soluções do passo c e acrescentá-las ao CSQ se estas soluções tiverem melhor qualidade na função objetivo;
 - e) repetir os passos b, c e d até que o CSQ não sofra mais alterações ou parar quando atingir um limite especificado de iterações.

O fator preponderante deste modelo é o fato de que, através de combinações convexas e não-convexas no processo de busca, é possível provocar um deslocamento destas soluções para regiões do espaço ainda não exploradas. Desta forma, a exploração não fica restrita ao espaço compreendido entre duas soluções no processo. A estratégia para escolher e para combinar duas ou mais soluções do CSQ são fundamentais no processo, principalmente para permitir que novas soluções sejam produzidas e assim compor a atualização do CSQ.

O método deve estar preparado para que o mecanismo de melhoria consiga operar sobre regiões infactíveis, ou seja, que seja capaz de remover a infactibilidade das soluções, melhorá-las a fim de que sejam candidatas a compor o CSQ. Assume-se que o CSQ contém informações e características úteis das soluções ótimas para orientar o processo de busca. É importante fornecer mecanismos capazes de construir combinações das soluções que extrapolem as regiões abrangidas pelas soluções consideradas. Pode ser importante realizar um mapeamento das soluções combinadas durante a busca.

O modelo geral para implementação da BD é caracterizado por 5 Métodos:

- a) Método de Geração de Soluções com Diversidade: com uma estratégia apropriada para o problema é gerada uma coleção de soluções distintas e que representem o espaço de busca da forma abrangente;
- b) Método de Melhoramento de Soluções: é aplicado toda vez que existirem soluções infactíveis ou que possam ser melhoradas, aplicando-se alguma heurística de busca local;
- c) Método de Atualização do CSQ: é o método que incorpora no CSQ as melhores soluções encontradas durante o processo. Como o conjunto não comporta mais que 20 soluções, elas serão substituídas de acordo com a qualidade ou diversidade;

- d) Método de Geração de Subconjuntos de Soluções: de acordo com cada problema a geração de subconjuntos especifica que cada subconjunto conterá duas ou mais soluções do CSQ e que posteriormente são submetidas ao Método de Combinação de Soluções;
- e) Método de Combinação das Soluções: neste método são geradas uma ou mais soluções a partir da estratégia de combinação das soluções de cada subconjunto de soluções gerado pelo Método de Geração de Subconjuntos.

Das cinco etapas apresentadas somente quatro são consideradas fundamentais, pois o método de melhoramento é indicado quando são desejadas soluções de alta qualidade. Da mesma forma que em outras meta-heurísticas a BD básica pode ser progressivamente implementada.

O modelo inicia com o método de Geração de Soluções com Diversidade para construir um conjunto de soluções diversas e distintas. Esta geração é particular e adaptada para cada tipo de problema e mesmo sendo evitada a geração aleatória de soluções é em geral o único momento de toda a meta-heurística da BD do modelo básico em que é aceito o uso do recurso aleatório.

Cada solução obtida pelo Método da Geração de Soluções é submetida ao Método de Melhoramento de Soluções. O melhoramento consiste na exploração da vizinhança desta solução por uma busca local sistematizada na tentativa de encontrar uma solução vizinha que tenha melhor qualidade (melhor valor na função objetivo) que ela. Para o caso em que 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.

Depois que a primeira solução gerada e melhorada for incluída no conjunto aqui denominado de conjunto P , 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 seu valor avaliado na função objetivo. Caso já exista solução idêntica simplesmente esta solução será descartada, e então será repetido o procedimento de geração até completar o número de soluções especificado para o conjunto P , que tem em geral 100 soluções. O conjunto deve ser ordenado por qualidade, ou seja, da solução de menor valor na função objetivo para o de maior valor.

De posse do conjunto de soluções diversas e melhoradas, inicia-se a seleção das soluções deste conjunto para compor um conjunto reduzido aqui identificado como Conjunto de Soluções de Qualidade (CSQ) pelo Método de Atualização do CSQ. O CSQ deve ser composto por soluções de qualidade, em geral 10. Entende-se por qualidade as soluções com melhor valor na função objetivo e as que possuem a maior dispersão no espaço de busca, independente do valor funcional. São selecionadas respectivamente para compor o CSQ soluções de qualidade e soluções dispersas.

Depois desta seleção e com uma métrica pre-estabelecida é calculada a distância entre todas as soluções incorporadas no CSQ com todas 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. Na sequência as soluções do conjunto P serão ordenadas pelos valores das menores distâncias. A solução que detiver a maior distância é excluída de P e incluída no CSQ. A próxima solução será obtida tomando-se as distâncias entre todas as soluções de $|P|-1$ com as do CSQ atualizado, e o processo se repete até completar as soluções com diversidade do CSQ. As soluções presentes no CSQ são finalmente ordenadas pelo valor que assume na função objetivo.

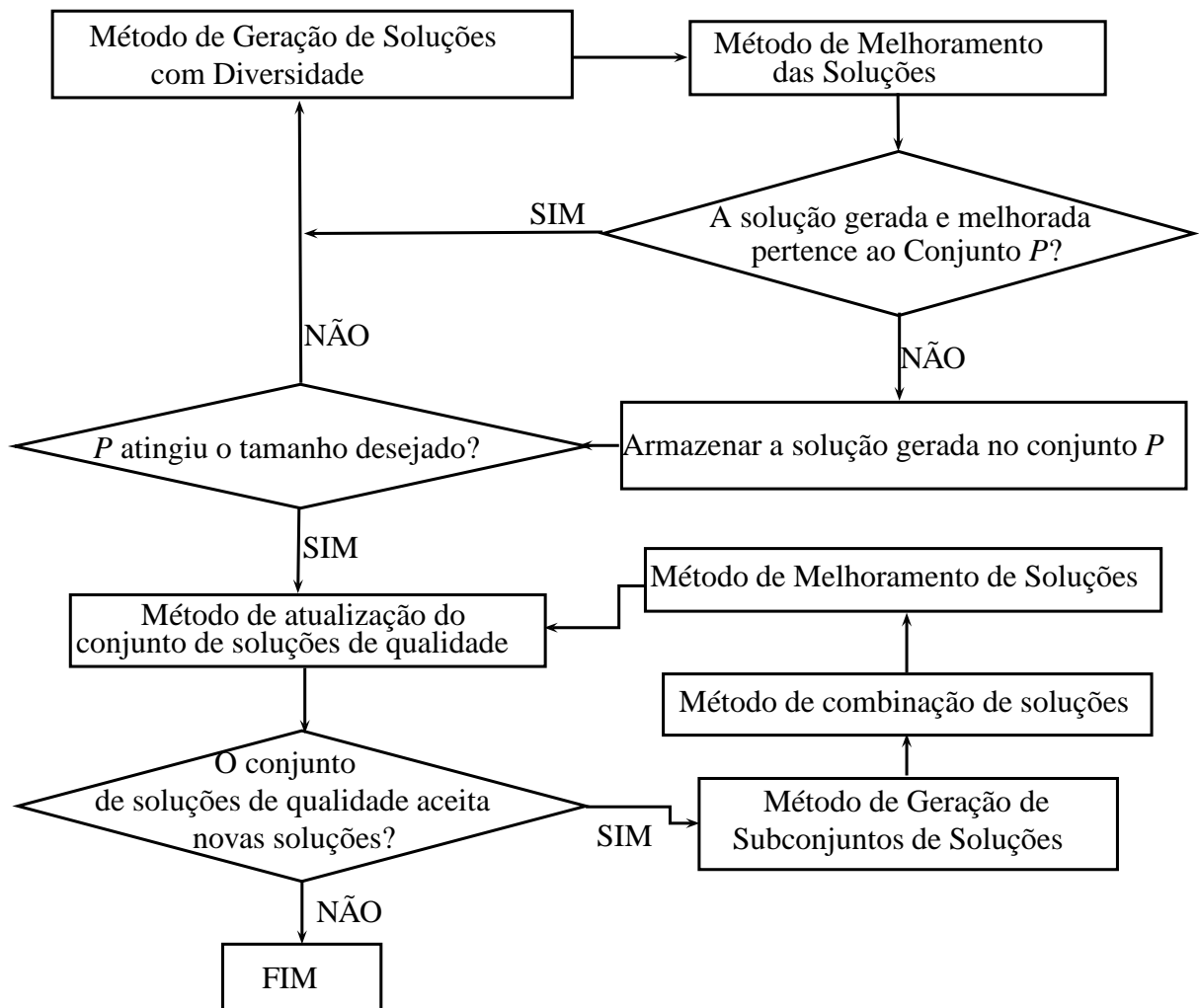
As soluções contidas no CSQ serão submetidas ao Método de Geração de Subconjuntos de Soluções e as formas de agrupamento podem ser das mais variadas possíveis. A estratégia utilizada neste passo também é determinante para a eficiência do método. Em geral são produzidos subconjuntos de duas soluções distintas retiradas do CSQ. Em um CSQ com n soluções podem ser confeccionados até $\frac{n(n-1)}{2}$ subconjuntos de duas soluções distintas. Estes subconjuntos evidenciam a preocupação em realizar buscas de soluções melhores através da análise das informações que pode oferecer a combinação entre soluções "boas", entre soluções dispersas, entre soluções "boas" e dispersas concomitantemente e conseqüentemente direcionar a busca.

No Método de Combinação das Soluções, todas as soluções, contidas nos subconjuntos gerados no método anterior contendo duas ou mais soluções são combinadas. A estratégia utilizada para este método de combinação das soluções é fundamental para se encontrar soluções de boa qualidade e evitar que o método pare em ótimos locais, realizando combinações convexas e não convexas. Novas soluções serão geradas pelo Método de Combinação das Soluções, que poderão ser de baixa qualidade e até ineficazes, portanto, estas novas soluções passarão pela mesma heurística de melhoramento que já foi utilizada.

Quando todas as soluções do Método de Combinação das Soluções tiverem sido combinadas, as novas soluções obtidas devem passar pelo crivo do Método de Atualização do CSQ. Elas poderão atualizar o CSQ se tiverem melhor valor na função objetivo que qualquer uma das soluções ali existentes. Quando uma solução é aceita no CSQ, a solução de pior qualidade será excluída, e o CSQ é reordenado. Quando todas as soluções combinadas passaram pela atualização do CSQ o processo é repetido iniciando uma nova rotina de geração de subconjuntos mantendo a mesma sequência, conforme apresentado no fluxograma da Figura 2.

O algoritmo de BD é executado até que nenhuma solução seja aceita pelo método de atualização do CSQ, ou seja, as soluções do CSQ sejam soluções de elite. Considera-se como solução final do problema a primeira solução presente no CSQ que se mantém ordenado pelo valor obtido na função objetivo.

Figura 2 - Fluxograma do algoritmo de busca dispersa



Fonte: Elaboração do próprio autor

Observando os passos apresentados no fluxograma da Figura 2 é possível oferecer uma descrição mais detalhada do modelo básico da meta-heurística de Busca Dispersa.

4.2.2 Busca Dispersa Aplicada

Os problemas de Otimização Não Linear Irrestrita, o Problema de Ordenamento Linear e o Problema da Mochila aparecem descritos no livro de Laguna e Martí (2003) para exemplificar a aplicação da BD com algumas implementações. A estrutura da meta-heurística BD implementada depende das características do problema e do tipo de codificação proposta. Nesta seção são apresentados o mecanismo da meta-heurística de BD nos problemas de Otimização Não Linear Irrestrita e o Problema da Mochila que podem contribuir para um entendimento inicial sobre sua aplicação.

4.2.2.1 Problema de Otimização Não Linear Irrestrito

No livro de Laguna e Martí (2003), para resolver um dado problema de *Unconstrained Nonlinear Optimization* são apresentadas implementações do algoritmo da BD que merecem destaque, considerando que as variáveis são reais. No método de diversificação é empregado um controle aleatório conjugado a uma memória baseada na frequência (a mesma utilizada no *Tabu Search*). O intervalo compreendido entre os limites de uma restrição real é dividido em 4 subintervalos de mesma magnitude.

Uma solução é construída em duas etapas: na primeira um dos subintervalos é escolhido aleatoriamente, em que a probabilidade da escolha de um subintervalo é inversamente proporcional à frequência com que for escolhido e, no segundo passo, um valor é escolhido aleatoriamente para ser atribuído à variável dentro do intervalo selecionado. Estes dois passos são executados até que todos os elementos de um vetor solução sejam gerados. O número de vezes que um subintervalo é escolhido para gerar uma solução é armazenado em uma matriz de frequência. Desta maneira, o Método de Geração de Soluções com Diversidade é tipicamente aplicado até atingir o número máximo de 100 soluções distintas no conjunto P ou equivalente a cinco vezes o número de soluções do CSQ. O valor da função não é levado em conta nesta parte do método, pois está focado na diversificação. Como todas as soluções foram geradas em subintervalos do intervalo de restrição, todas serão factíveis. Para o método de melhoramento das soluções Laguna e Martí (2003) utilizam o método clássico Nelder e Mead (1965) e uma aplicação mais recente pode ser encontrada em Pires (2007). Todas as soluções geradas passam pelo método de melhoramento das soluções e se uma solução de melhor qualidade na função objetivo for produzida, esta nova solução a substituirá, caso contrário permanecerá a original. O conjunto P melhorado é ordenado por qualidade.

O método de atualização do conjunto de referência é o mesmo da BD básica, ou seja, depois de incorporar as soluções de melhor valor funcional no CSQ, com o uso da distância euclidiana são determinadas as soluções mais distantes das já selecionadas no CSQ. Calcula-se a distância mínima entre cada solução x de P -CSQ e as soluções y em CSQ, que é $d_{min}(x) = \text{Min}_{y \in \text{CSQ}} \{d(x, y)\}$, em que $d_{min}(x)$ é a distância euclidiana entre x e y . Matematicamente tem-se a equação 5:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (5)$$

A solução mais distante depois de incorporada ao CSQ é excluída de P e novamente as distâncias são recalculadas, assim o processo é repetido até que o CSQ esteja completo.

A atualização do CSQ considerada é estática, ou seja, um conjunto paralelo denominado *Pool* é criado para armazenar todas as soluções geradas pelo Método de Combinação das Solu-

ções e somente depois efetuar a atualização. Todas as combinações realizadas serão guardadas no *Pool* depois melhoradas, para que na atualização do conjunto de referência sejam escolhidas as melhores soluções presentes na união do CSQ e do *Pool*. Caso o CSQ não puder ser atualizado com novas soluções depois deste procedimento, é realizada uma atualização parcial, sendo então mantidas as melhores soluções e novamente o Método de Geração de Soluções com Diversidade é solicitado para gerar um novo conjunto P de soluções diversas e melhoradas. Com o procedimento análogo à criação do CSQ serão calculadas e ordenadas as distâncias entre as soluções de P e as soluções de qualidade do CSQ. São substituídas as piores soluções a partir da solução com maior distância encontrada no Método de Geração de Soluções com Diversidade.

São criadas pelo Método de Geração de Subconjuntos de Soluções, com duas soluções, o número máximo de $\frac{n(n-1)}{2}$ soluções, porque durante o processo serão descartados subconjuntos de soluções já combinados. A proposta para o Método de Combinação de Soluções é específica para este problema porque está diretamente relacionado com a representação das soluções. O método realiza combinações lineares e o número de soluções geradas vai depender da qualidade das soluções combinadas. A título de simplificação são criadas três soluções a partir de cada subconjunto de duas soluções x' e x'' :

$$\text{Combinação 1: } x = x' - d$$

$$\text{Combinação 2: } x = x' + d$$

$$\text{Combinação 3: } x = x'' + d$$

com $d = \frac{r}{2}(x'' - x')$ e r um número aleatório do intervalo $(0, 1)$.

Estas soluções geradas pela combinação de soluções serão então melhoradas. O ciclo de busca que se repete consiste em aplicar o Método de Combinação de Soluções seguido do Método do Melhoramento de Soluções e do Método de Atualização do CSQ. O processo termina quando todas as soluções do CSQ foram combinadas e mais nenhuma solução tenha qualidade suficiente para incorporar o CSQ. Quando a busca atingir este ponto, através do Método de Geração de Soluções com Diversidade metade do CSQ é reconstruída e a busca continua.

4.2.2.2 Problema da Mochila

O Problema da Mochila é um problema típico de otimização combinatória, que apresenta uma configuração binária dos vetores solução constituídos pelos números 0 ou 1, em que 0 indica que o produto não está na mochila e 1 que está dentro da mochila. O algoritmo de BD aplicado neste problema é apresentado para mostrar alguns mecanismos importantes que inspiraram algumas das ideias iniciais que culminaram com a confecção do algoritmo de BD proposto neste trabalho.

O problema da Mochila é do tipo que tem suas soluções representadas por variáveis binárias

e apresenta a restrição do volume da mochila. Neste problema o objetivo é escolher itens de um conjunto para inserir na mochila que maximizam o valor da função objetivo, levando em conta a restrição dada pelo volume da mochila. Cada item tem um valor e um volume que devem ser considerados, em que o número obtido da divisão do valor de cada item pelo volume correspondente é um indicativo para ordenar o conjunto de itens do mais para o menos atrativo, onde o maior valor indica o item mais atrativo.

Neste exemplo, as soluções são geradas por um Método de Geração de Soluções Diversas cuja sistemática é apresentado em detalhes em Glover (1998) e o resultado obtido é ilustrado na Tabela 1. O mecanismo gerador gera dois tipos de soluções, sendo do primeiro tipo as soluções x' e as do segundo tipo são geradas como complementares x'' , em cada iteração h da função geradora. Este tipo de gerador é limitado e dependendo da dimensão que se pretende construir o conjunto P o gerador deve ser reiniciado com uma solução inicial diferente.

Tabela 1 - Vetores binários gerados pelo Método de Geração de Soluções Diversas

h	x'	x''
Ordem de geração das soluções	Soluções geradas	Soluções complementares
Solução inicial	(0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,...)	(1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,...)
2	(1,0,1,0,1,0,1,0,1,0,...)	(0,1,0,1,0,1,0,1,0,1,...)
3	(1,0,0,1,0,0,1,0,0,1,0,...)	(0,1,1,0,1,1,0,1,1,0,1,...)
4	(1,0,0,0,1,0,0,0,1,0,0,...)	(0,1,1,1,0,1,1,1,0,1,1,...)
5	(1,0,0,0,0,1,0,0,0,0,1,...)	(0,1,1,1,1,0,1,1,1,1,0,...)
6	(1,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,...)	(0,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,...)

Fonte: Elaboração do próprio autor

O Método de Melhoramento das Soluções para o problema da Mochila compreende duas etapas. Primeiro deve ser verificada a factibilidade das soluções presentes no conjunto P . No caso de existirem soluções infactíveis, para cada solução infactível é trocado de 1 para 0 a posição que identifica o item menos atrativo até que a solução se torne factível. Isto significa que, caso a solução esteja excedendo o volume máximo da mochila, devem ser retirados aqueles itens menos atrativos daquela proposta de solução até que a restrição do volume da mochila não seja violada.

Depois que o conjunto P possuir todas as soluções factíveis, a fase de melhoramento é iniciada. São adicionados itens atrativos na mochila trocando-se de 0 para 1 a posição correspondente no vetor que representa a solução enquanto a restrição do volume não seja violada. Vale lembrar que o coeficiente que identifica a atratividade do item é determinada pela razão do valor pelo volume do item. Na sequência, o conjunto P é ordenado por qualidade das soluções na função objetivo.

O Método de Atualização do CSQ de modo geral é o mesmo empregado na BD básica, em que são escolhidas as soluções de qualidade do Conjunto P , sendo metade de soluções de melhor qualidade e a outra metade que atingirem uma distância mínima das presentes no CSQ. A medida de distância utilizada atende a Equação 6.

$$d(x, y) = \sum_i |x_i - y_i| \quad (6)$$

Como exemplo, a seguir é calculada a distância entre as soluções x e y considerando $x = (1, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 1)$ e $y = (1, 0, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 1)$, que utilizando essa métrica tem-se que $d(x, y) = 9$, conforme mostrado na Tabela 2.

Tabela 2 - Distância entre as soluções x e y .

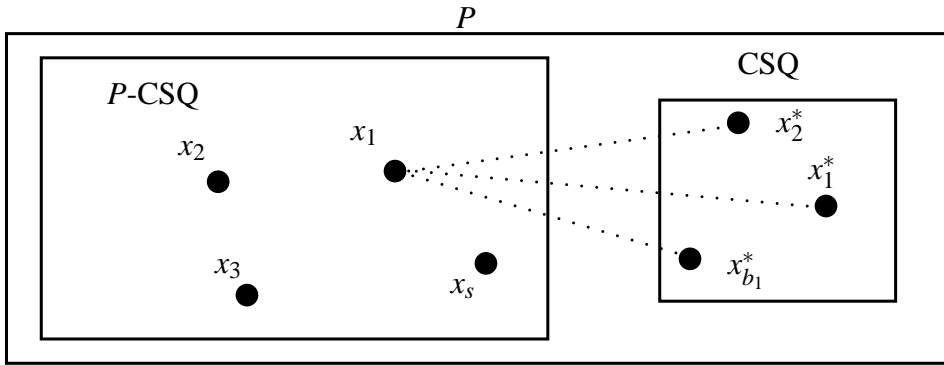
x	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1
y	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1
$d(x, y) = 9 =$	0	+1	+1	+1	+0	+1	+1	+1	+0	+1	+1	+1	+0

Fonte: Elaboração do próprio autor

Assim que são removidas para o CSQ as soluções de qualidade do conjunto P calculam-se as distâncias entre todas as soluções $x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*$ do conjunto CSQ, com n sendo a quantidade de soluções presentes no CSQ, com cada uma das soluções x_1, x_2, \dots, x_s do conjunto, sendo s a quantidade de soluções restantes em P . Conforme a Figura 3 estas distâncias são calculadas de acordo com uma estratégia. Os passos principais são:

- calcula-se a distância entre a solução x_1 de P e todas as soluções $x_1^*, x_2^*, \dots, x_{b_1}^*$ do CSQ, visto na Figura 3. A menor das distâncias encontradas será tomada como a distância da solução de P ao CSQ atual. Da mesma forma calcula-se a distância entre a solução x_2 de P e todas as soluções $x_1^*, x_2^*, \dots, x_{b_1}^*$ do CSQ atual e a menor distância é armazenada. Assim, seguindo estes passos sucessivamente até que todas as menores distâncias sejam encontradas e ordenadas;
- depois de ordenadas, a maior entre as menores distâncias encontradas identifica qual a solução entre as contidas em P é a mais distante do CSQ atual. Esta solução será excluída de P e vai compor as soluções do CSQ como x_1^{**} ;
- atualizado, o CSQ conterà a solução x_1^{**} . O processo dos itens anteriores é repetido entre o CSQ atualizado e o novo conjunto P para determinar a próxima solução do CSQ.

Estes passos são seguidos até completar o número determinado de soluções para o CSQ.

Figura 3 - Ilustração da Distância Mínima entre as soluções do conjunto P e o CSQ

Fonte: Elaboração do próprio autor

O Método de Geração de Subconjuntos no problema da mochila agrupa todos os pares de soluções que podem ser retirados do CSQ, mas nada impede que sejam combinadas mais que duas soluções do CSQ.

As combinações são realizadas com os pares de soluções e serão orientadas pelo *score*, um índice de sensibilidade. Nesta estratégia duas soluções quando combinadas fornecem como resultado uma única solução. O *score* é calculado para cada variável dos vetores solução pela equação 7.

$$score(i) = \frac{vobj(j)x_i^j + vobj(k)x_i^k}{vobj(j) + vobj(k)} \quad (7)$$

Na expressão que calcula o *score* são consideradas as soluções j e k para a combinação, i indica a variável do vetor solução, $vobj(j)$ é o valor da função objetivo com a solução j e x_i^j é o valor da variável i presente na solução j .

O *score* será comparado a um número atribuído aleatoriamente r , com $0 \leq r \leq 1$, de acordo com a equação 8.

$$x_i = \begin{cases} 1 & \text{se } r \leq score(i) \\ 0 & \text{se } r > score(i) \end{cases} \quad (8)$$

Como exemplo pode ser fixado um valor de r igual 0,5 para todas as combinações. Suponha que a solução x na função objetivo seja $vobj(x) = 44$ e a solução y seja $vobj(y) = 43$. O *score* calculado para cada variável é dado na Tabela 3:

A solução obtida da combinação das soluções x e y aplicando o *score* é dada pelo vetor binário (1, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 1). Esta solução ainda pode passar pelo Método de Melhoramento e o mesmo processo é realizado até que todos os pares de vetores do CSQ sejam combinados.

Tabela 3 - Combinação das soluções x e y com o uso do $score$.

Soluções	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}	x_{13}
x	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1
y	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1
$score =$	1	0,51	0,49	0,49	1	0,51	0,49	0,49	1	0,51	0,49	0,49	1

Fonte: Elaboração do próprio autor

4.3 PROPOSTAS AVANÇADAS DA HEURÍSTICA DE BUSCA DISPERSA

A possibilidade de se propor implementações ao modelo básico da BD para torná-la mais robusta se dá por conta de sua versatilidade, pois facilita a sua adaptação para determinados problemas em que podem ser incluídos e calibrados novos parâmetros. A sofisticação no processo a fim de garantir uma melhoria na eficiência depende muito do conhecimento que o pesquisador tem do problema e da estrutura de codificação que foi proposta ao problema. Em geral, a experiência do pesquisador com relação ao problema e com os modelos é a base para se atingir o êxito na solução dos problemas de otimização. Neste contexto são detalhadas algumas ponderações a respeito das etapas do processo da BD básica e alternativas que podem ser utilizadas de acordo com determinados problemas. São apresentadas a seguir considerações, que de acordo com determinados problemas podem ser implementadas a fim de fortalecer o trabalho na busca de soluções de alta qualidade. Nesta seção são analisadas com detalhes algumas condições inerentes ao CSQ, como a atualização dinâmica, reconstrução e atualização multiníveis, controle de diversidade e de duplicação de soluções no CSQ com o teste da diversidade mínima e uma função de Checagem, respectivamente. São apresentadas ainda propostas avançadas em métodos especializados de combinação de soluções e de Geração de Soluções com Diversidade.

4.3.1 Conjunto de Soluções de Qualidade

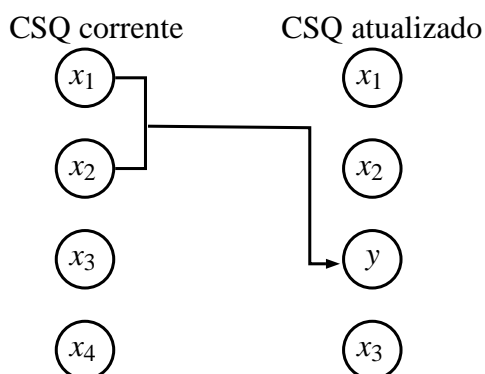
O CSQ é o destaque da meta-heurística da BD, pois carrega as informações mais interessantes das regiões do espaço de busca a partir da execução do Método de Geração de Soluções com Diversidade. Uma quantidade determinada de soluções de melhor qualidade é escolhida no início do procedimento. Elas podem ser de menor custo para um problema de minimização que são ordenadas pela qualidade da função objetivo. Para completar este conjunto, por uma métrica pre-definida escolhem-se as mais distantes das já selecionadas. Como o Método de Combinação de Soluções fica limitado pelas soluções contidas no CSQ, então são formulados e propostos alguns mecanismos avançados associados a este conjunto.

4.3.1.1 Atualização Dinâmica do CSQ

No formato básico da BD somente depois que todas as soluções do CSQ forem combinadas e armazenadas no *Pool* então será executado o Método de Atualização do CSQ, identificada pela *atualização estática do CSQ*. O *Pool* é um conjunto de soluções de elite armazenadas durante o processo. Nesta atualização são consideradas as melhores soluções encontradas na união do CSQ e do *Pool*. Em algumas situações esta atualização atinge precocemente ótimos locais e encontra dificuldades como no tempo de processamento computacional. Uma alternativa é substituir a atualização estática pela estratégia de *atualização dinâmica* de maneira que atualiza o CSQ mais rapidamente que o modelo básico da BD. No caso de uma solução ser admitida no CSQ, ela deve ser submetida ao método de combinação o mais rápido possível e por consequência a atualização do CSQ ocorre mais rapidamente que no formato básico do algoritmo. Isto pode significar um ganho em tempo computacional.

Na Figura 4 é apresentado um exemplo de um CSQ contendo 4 soluções. Esta figura mostra que a atualização dinâmica do CSQ pode resultar na substituição de soluções que ainda não tenham sido combinadas. O CSQ corrente consiste das soluções x_1 , x_2 , x_3 e x_4 , ordenados da melhor para a pior solução pelo seu valor na função objetivo $f(x)$. A Figura 4 também apresenta que a combinação do par de soluções (x_1, x_2) , submetidas ao Método de Melhoramento das Soluções resultam na solução y . Hipoteticamente, num problema de minimização, supor que esta solução é tal que $f(x_2) < f(y) < f(x_3)$. Depois da primeira combinação, a atualização do CSQ consistirá das soluções x_1 , x_2 , y e x_3 e a busca continua com a combinação do par (x_1, y) em vez de (x_1, x_3) que seria feito na atualização estática. Mesmo que a combinação cause alterações adicionais, a combinação do par (x_1, x_4) já foi eliminada da consideração.

Figura 4 - Atualização Dinâmica do CSQ



Fonte: Elaboração do próprio autor

A vantagem da atualização dinâmica é que as soluções de pior qualidade são imediatamente substituídas por outras de melhor qualidade e as futuras combinações são realizadas com soluções melhoradas. A desvantagem é que combinações promissoras na busca poderão ser

eliminadas prematuramente sem que ao menos tenham sido analisadas. A ordem das soluções no CSQ é muito importante por ser determinante na eliminação de combinações com algum potencial.

A atualização dinâmica pode ocorrer sistematicamente por reconstrução e por atualização multiníveis do CSQ. Na implementação da meta-heurística de BD básica, o conjunto de referência é atualizado pela troca das soluções com pior valor na função objetivo com uma nova solução que tenha valor melhor. Considerando que o CSQ sempre está ordenado a melhor solução é x_1 e a pior é 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 precisa ser atualizado. Num problema de minimização, se a condição 9 for satisfeita,

$$x \notin \text{CSQ e } f(x) < f(x_b) \quad (9)$$

em que o CSQ é atualizado fazendo $x_b = x$ e o conjunto será reordenado. Os métodos a seguir exploram mecanismos que diferenciam soluções por um mérito que não seja o do valor na função objetivo.

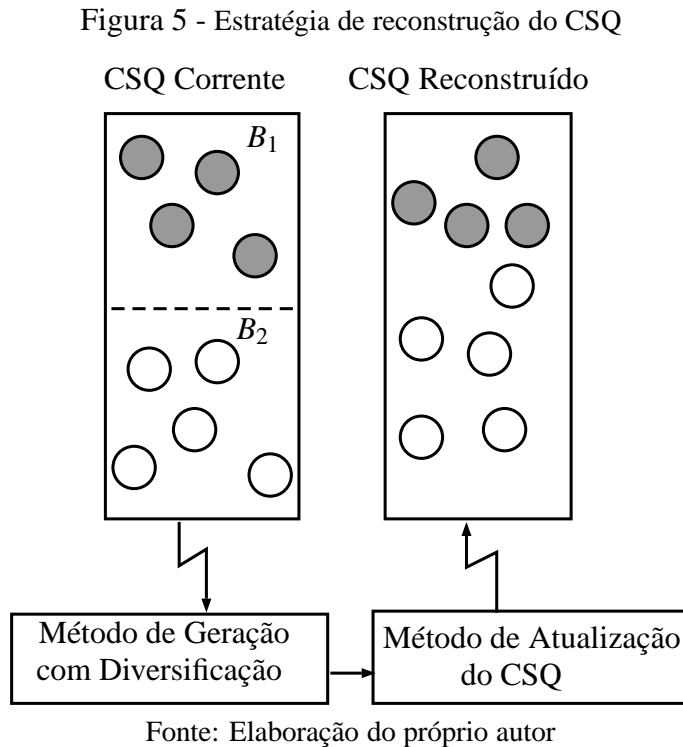
a) RECONSTRUÇÃO DO CSQ

Este mecanismo de atualização reconstrói parcialmente o CSQ quando os métodos de Combinação e melhoramento das soluções não são capazes de fornecer soluções de qualidade suficiente para serem admitidas no CSQ corrente.

O CSQ será então parcialmente reconstruído utilizando-se o Método de Geração de Soluções com Diversidade. Assumindo que o CSQ é constituído pelas soluções x_1, x_2, \dots, x_{b_1} de qualidade e pelas soluções $x_{b_1+1}, x_{b_1+2}, \dots, x_b$ diversas, as soluções x_{b_1+1}, \dots, x_b serão excluídas de CSQ. O método de Diversificação é reiniciado para gerar um novo conjunto P . Respeitando a métrica utilizada (definida para o determinado problema) em relação às soluções x_1, \dots, x_{b_1} que permaneceram no CSQ, serão selecionadas sequencialmente de P as novas soluções x_{b_1+1}, \dots, x_b . O critério de escolha na atualização dinâmica do CSQ é aplicado entre as soluções x_1, \dots, x_{b_1} , para selecionar a solução x_{b_1+1} , na sequência será aplicado entre as soluções x_1, \dots, x_{b_1+1} para selecionar as soluções x_{b_1+2} e assim por diante, conforme ilustra a Figura 5, em que B_1 representa o subconjunto de soluções de qualidade e B_2 o subconjunto de soluções dispersas do CSQ.

b) ATUALIZAÇÃO DO CSQ COM DOIS NÍVEIS

Esta estratégia de atualização 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. A atualização consiste em empregar dois níveis em que o subconjunto B_1 consista das soluções de alta qualidade e o subconjunto B_2 de soluções diversas. Este



tipo de atualização dinâmica preserva a diversidade do CSQ. São adicionados no CSQ soluções de alta qualidade pelos Métodos de Combinação e Melhoramento de Soluções e também soluções com alta diversidade. As duas partições de CSQ são:

$$B_1 = x_1, \dots, x_{b_1}$$

$$B_2 = x_{b_1+1}, \dots, x_b$$

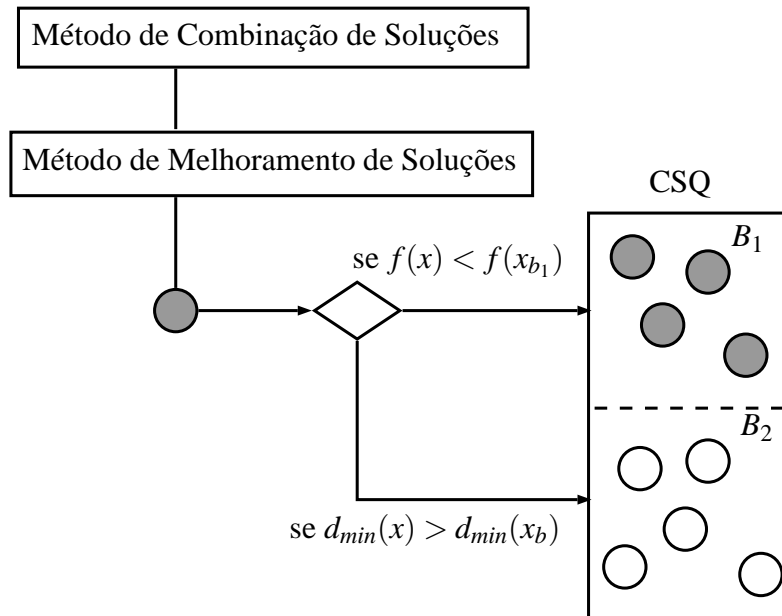
O primeiro subconjunto contém soluções de qualidade e o segundo de diversidade. As soluções de B_1 são ordenadas por qualidade na função objetivo e este conjunto sempre será atualizado por qualidade como na BD básica. Neste caso uma solução x substitui a solução x_{b_1} se $f(x) < f(x_{b_1})$ em um problema de minimização. Enquanto isso, no subconjunto B_2 , caracterizado por diversidade, uma nova solução x troca a solução x_b se $d_{min}(x) > d_{min}(x_b)$. A Figura 6 ilustra a atualização em dois níveis. Com a atualização em dois níveis os dois subconjuntos acabam por operar independentemente, onde uma vantagem sobre o modelo de BD básico é o fato de que as soluções diversas não são descartadas prematuramente, em geral na primeira atualização do CSQ.

c) ATUALIZAÇÃO DO CSQ COM TRÊS NÍVEIS

É uma extensão da atualização em dois níveis do CSQ, que conserva a lista dos melhores geradores, ou seja, na atualização do primeiro nível de soluções de alta qualidade, quando uma nova solução é aceita no CSQ, a pior solução x_{b_1} é eliminada e armazenada em um terceiro nível. Os três níveis de atualização estão divididos nos três subconjuntos:

$$B_1 = x_1, \dots, x_{b_1}$$

Figura 6 - Estratégia de atualização do CSQ com 2 Níveis



Fonte: Elaboração do próprio autor

$$B_2 = x_{b_1+1}, \dots, x_{b_1+b_2}$$

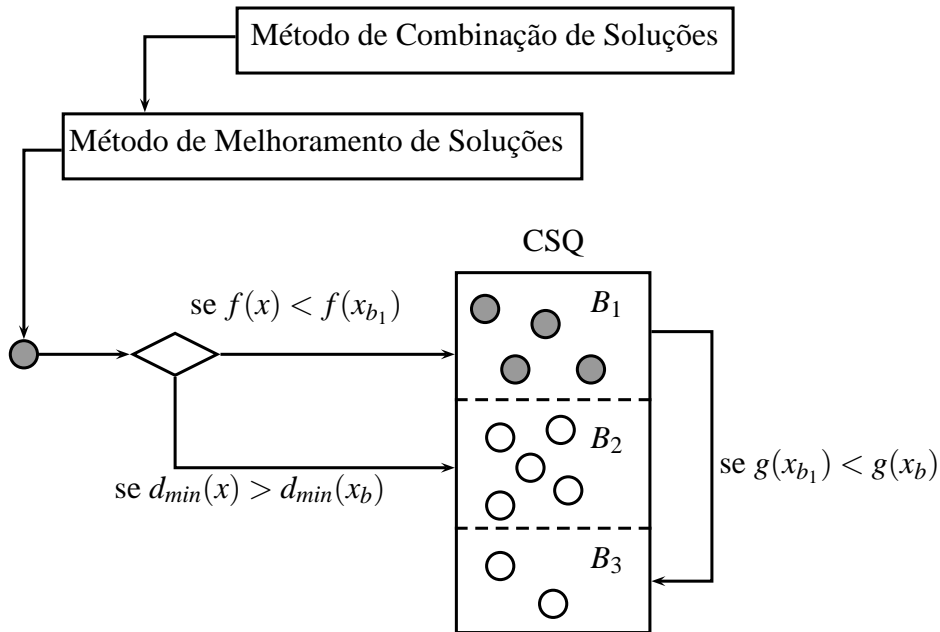
$$B_3 = x_{b_1+b_2+1}, \dots, x_b$$

Os subconjuntos B_1 e B_2 são atualizados da mesma maneira que a atualização em dois níveis. Para a atualização do B_3 , o valor da solução x na função objetivo $g(x)$ controla a entrada das melhores soluções obtidas pelo Método de Combinação das Soluções. O B_3 é ordenado de acordo com $g(x)$ de tal maneira que $g(x_{b_1+b_2+1}) < g(x_{b_1+b_2+2}) < \dots < g(x_b)$ em um problema de minimização. Quando $g(x_{b_1})$ no B_1 é substituída por uma solução de melhor qualidade, a verificação da condição $g(x_{b_1}) < g(x_b)$ autoriza ou não a atualização do B_3 . Desta forma o B_3 é constituído somente das melhores soluções de P melhoradas se não forem incluídas em B_1 . No processo se mais nenhuma solução for admitida em B_1 e B_2 , a busca termina ou um processo de reconstrução pode ser reiniciado, em que os B_1 e B_3 são mantidos e o B_2 será reconstruído pelo método de Geração de Soluções com Diversidade. A Figura 7 representa esta atualização mais claramente.

4.3.2 Controle de Diversidade e Soluções Duplicadas

O Teste da Diversidade Mínima é um mecanismo usado para controlar a diversidade entre soluções de qualidade admitidas no CSQ. Em casos onde soluções de alta qualidade diferem somente pela posição de três ou quatro elementos de um vetor solução em um problema de permutação, por exemplo, este mecanismo pode ser muito útil. Este tipo de dificuldade pode ocorrer porque a métrica que define a diversidade das soluções do subconjunto B_2 do CSQ é

Figura 7 - Estratégia de atualização do CSQ com três Níveis



Fonte: Elaboração do próprio autor

utilizada somente entre as soluções candidatas do conjunto P e as soluções do subconjunto B_1 do CSQ.

O controle de diversidade entre as b_1 soluções do CSQ começa depois que o conjunto P está criado e ordenado. O procedimento indica que a melhor solução x_1 avaliada na função objetivo deve ser incluída no CSQ e excluída de P , na sequência a melhor solução x de $P - x_1$ deve ser escolhida e adicionada no CSQ somente se a condição 10 for satisfeita.

$$d_{min}(x) \geq dist \quad (10)$$

em cada passo a melhor solução é adicionada em CSQ, somente se atender uma distância mínima entre a solução escolhida x e as soluções correntes do CSQ, ou seja, se for superior a um valor limite $dist$.

Durante a fase de geração de soluções e a fase de melhoria de soluções da meta-heurística de BD em um problema de otimização, podem ser produzidas soluções que tenham o mesmo valor na função objetivo. Duas soluções que têm o mesmo valor na função objetivo podem ser soluções idênticas ou soluções distintas. Em uma metodologia como a BD em que se deseja eficiência na busca de soluções e que se trabalha com um conjunto muito pequeno de soluções de qualidade para direcionar a busca, é muito útil uma ferramenta que identifique as soluções idênticas e somente uma seja incluída no CSQ. Pode-se aplicar uma função de Checagem, como estratégia para evitar que duas soluções idênticas componham o CSQ. Esta função denotada por $hash(p)$ tem a importante tarefa de checar se duas soluções que têm o mesmo valor de $f(x)$

também são idênticas. Em problemas que podem ser representados como permutações p de tamanho m a função de Checagem assume a forma da equação 11.

$$hash(p) = \sum_{i=1}^m ip(i)^2 \quad (11)$$

Em Campos et al. (2001) é apresentado um exemplo no contexto de um problema de ordenação linear usando a função de Checagem. Com este mecanismo, avaliam-se as duas ou mais soluções na função *hash*, caso os valores coincidam, elas podem ser consideradas idênticas e o trabalho de realizar combinações com soluções idênticas pode ser evitado. É prudente avaliar antecipadamente se para aplicar esta função adicional será exigido um esforço muito maior, caso não fosse levada em conta a preocupação com a duplicidade.

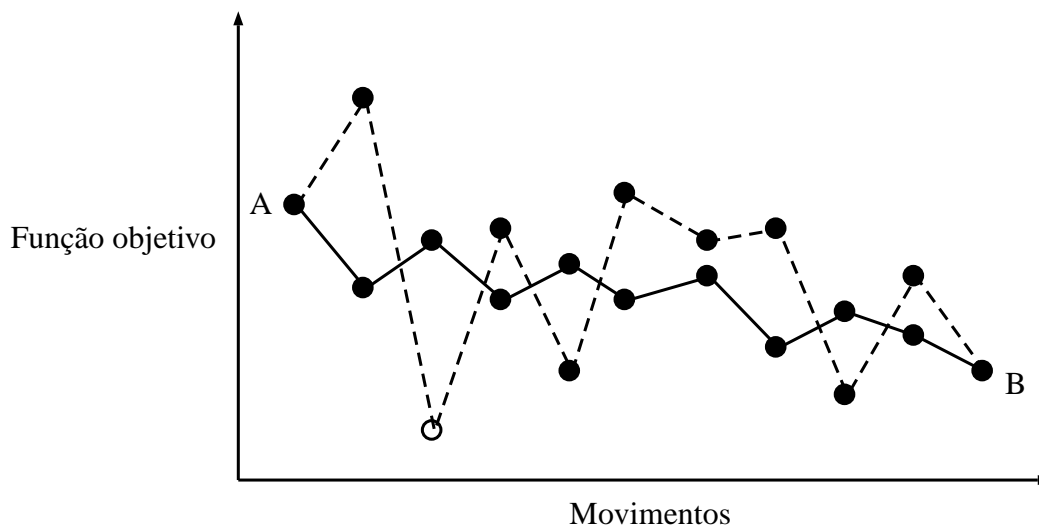
Na seção seguinte são tratadas alternativas de combinação das soluções propostas para alguns tipos de problemas e são enfatizadas as que são implementadas na proposta deste trabalho, como é o caso do *path relinking*.

4.4 DETALHES ADICIONAIS SOBRE A BUSCA DISPERSA

O *path relinking*, criado por Glover (1996), foi empregado como estratégia para inserir diversificação e intensificação na meta-heurística do *Tabu Search* em Glover e Laguna (1997). O mecanismo do *path relinking* faz uma busca intensa na vizinhança entre duas soluções de qualidade na expectativa de encontrar soluções de melhor qualidade. Um caminho é gerado entre duas soluções chamadas de solução inicial e de solução guia. Estrategicamente, a trajetória parte da solução inicial em direção à solução guia em que, em cada passo, atributos da solução guia são adicionados na solução inicial. Esta estratégia gera mais de uma solução quando duas ou mais soluções são combinadas. Durante a trajetória criada da solução inicial na direção da solução guia, uma vizinhança é avaliada criteriosamente e em cada passo da busca uma nova solução de qualidade é determinada. As informações que são obtidas na trajetória indicam a forma com que os atributos da solução guia podem ser incorporados nas soluções candidatas, com a condição de que seja atingida a solução guia quando incorporado o último atributo.

Uma adaptação do *path relinking* foi utilizada neste trabalho como estratégia de combinação das soluções no intuito de percorrer uma boa parcela do espaço de busca. Uma seção está dedicada ao tratamento do *path relinking*, com uma breve descrição e algumas modificações que podem ser incorporadas ao método e proporcionar uma melhor eficiência de acordo com o problema que se pretende resolver.

A Figura 8 representa dois tipos de caminhos realizados entre duas soluções A e B , em que o caminho representado pela linha contínua indica uma trajetória de busca considerada “normal” e o caminho com linha tracejada um caminho realizado pelo *path relinking*. Os pontos escuros

Figura 8 - Trajetória do *path relinking*

Fonte: Elaboração do próprio autor

são as soluções de qualidade encontradas na busca e o círculo a melhor entre todas as soluções encontradas com o *path relinking*. Em um algoritmo convencional de busca, como por exemplo, o algoritmo guloso, somente o ponto de partida é conhecido, ou seja, a solução A. A busca avalia a região de vizinhança, encontra a melhor solução e assume que o próximo passo terá como ponto de partida esta nova solução. Uma solução neste mecanismo somente é avaliada pela função objetivo. Percebe-se que a trajetória é determinada somente pela qualidade das soluções que vão sendo encontradas durante a busca e não se tem detalhes sobre uma solução de destino. Este tipo de busca somente é interrompida se um critério de parada for atingido.

No caminho representado pela linha tracejada da Figura 8 é realizada uma busca sob orientação do *path relinking*. A trajetória ainda não conhecida da busca vai depender da heurística aplicada, porém já estão bem definidas as soluções por onde a busca deve ser iniciada, ou seja, a solução inicial A e a solução que deve ser atingida B. Como já mencionado, cada passo do *path relinking* é parcialmente guloso, porque a escolha de uma solução da região de vizinhança não depende mais unicamente da qualidade na função objetivo, mas também da quantidade de atributos que ela carrega da solução guia.

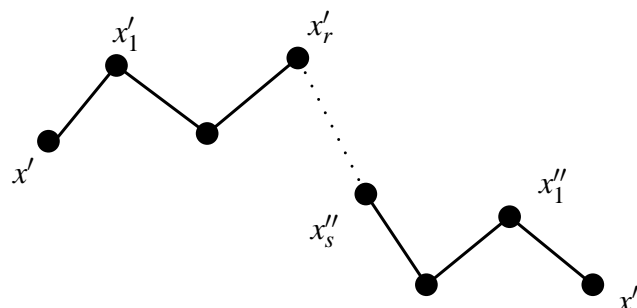
Fazendo uma comparação entre os dois mecanismos, uma busca puramente gulosa nem sempre tem o comportamento apresentado na Figura 8, pois em geral é muito elevado o número de passos que são realizados para se atingir uma solução de qualidade. Em casos mais específicos podem ser implementadas estratégias para decidir se são aceitos avanços por soluções de pior qualidade. Caso não aceitem, propor uma ampliação da região de vizinhança até que uma solução melhor seja encontrada. O mecanismo de *path relinking* criteriosamente “caminha” mais rapidamente que numa busca puramente gulosa, pois o destino já está determinado com a solução guia e em geral com um número de passos bem menor. Este fato caracteriza uma diminuição em termos de esforço computacional, especialmente para problemas de grande porte.

A expectativa de um pesquisador que utiliza este método é de que possam existir soluções de ótima qualidade em regiões compreendidas entre as soluções de alta qualidade A e B .

Como ferramenta na BD básica é possível utilizar o *path relinking* como Método de Combinação de Soluções entre as soluções contidas no CSQ. Uma busca mais eficiente pode ser realizada gerando caminhos nos dois sentidos, indo de A para B e de B para A . Também vale observar que pode ser dispendioso avaliar todas as soluções geradas na trajetória do *path relinking*, pois duas soluções consecutivas diferem de apenas alguns atributos, ou seja, são muito parecidas. Logo, pode ser mais útil avaliar somente as soluções que se apresentarem mais promissoras dentre todas as soluções encontradas no caminho, que serão escolhidas por um critério inicialmente definido. Mesmo que as soluções obtidas na trajetória com o *path relinking* sejam de pior qualidade que a solução inicial e a solução guia, elas podem conter informações que conduzem a soluções de melhor qualidade.

O *path relinking* simultâneo é outra alternativa que merece destaque no contexto da resolução de alguns problemas. Este tipo de *path relinking* funciona com movimentos simultâneos em duas direções atualizando-se as soluções guia e inicial, em que é efetuado um passo por vez em cada direção. As soluções guia e inicial vão se alternando em cada passo, conforme a Figura 9 indica. Tomando-se x' como solução inicial e x'' como solução guia, obtém-se a primeira solução x'_1 que minimiza o número de passos restantes para atingir x'' . Agora se toma x'' como solução inicial e x'_1 como a nova solução guia. Com o critério de minimizar o número de passos para a próxima etapa determina-se x''_1 que será a próxima solução guia. Assim sucessivamente até que as soluções x'_r e x''_s das sequências geradas x', x'_1, \dots, x'_s e x'', x''_1, \dots, x''_r durante a busca coincidam, ou seja, $x'_r = x''_s$. A seleção do movimento durante a busca ocorre sempre buscando minimizar o número de movimentos para atingir a próxima solução guia. Dentre as opções possíveis seleciona-se a que produzir menor valor na função objetivo.

Figura 9 - Trajetória do *path relinking* simultâneo



Fonte: Elaboração do próprio autor

Estudos do *path relinking* envolvendo infactibilidades, caminhos que extrapolam o *path relinking*, uso de múltiplas soluções guia, construção de vizinhanças e intensificação e diversificação ainda são apresentados em Laguna e Martí (2003) e podem ser consideradas alternativas importantes, e que neste trabalho não serão tratadas.

Como sugestão, o trabalho de Resende et al. (2010) pode contribuir em futuras implementações, em que apresenta alguns experimentos com resultados bem sucedidos de aplicação da BD. Utiliza versões modificadas do *path relinking* como estratégia de combinação entre as soluções do CSQ e compara a eficiência dos métodos em situações de teste.

5 BUSCA DISPERSA APLICADA AO PROBLEMA DE PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE TRANSMISSÃO

5.1 INTRODUÇÃO

Nas seções iniciais deste capítulo são descritas brevemente as metodologias de resolução dos principais modelos de Planejamento da Expansão de Sistemas de Transmissão de Energia Elétrica. São apresentados o algoritmo heurístico construtivo de Garver para o modelo de Transportes e o algoritmo heurístico construtivo de Villasana-Garver-Salon para o modelo DC. Estes algoritmos são utilizados diretamente na estrutura da BD implementada para construir soluções factíveis para o PPEST. A seção 5.4 é dedicada ao detalhamento do algoritmo especializado da BD para a resolução dos problemas de planejamento utilizando os modelos de Transporte e DC.

5.2 AHC DE GARVER PARA O MODELO DE TRANSPORTES

Precursor na área de otimização de problemas de engenharia elétrica, Garver (1970a) além de propor o modelo de transportes (modelo matemático de otimização (3) na seção 2.2.3) propôs um algoritmo de resolução baseado principalmente na heurística construtiva, em que uma solução de qualidade é construída levando em conta a qualidade dos componentes que são incorporados passo-a-passo em sua codificação. A construção ocorre gradualmente até que uma solução de qualidade e factível seja gerada. A velocidade de convergência do AHC depende muito do tamanho do problema em questão. Atualmente são comuns os sistemas elétricos de grande porte e com alta complexidade envolvendo um número muito alto de restrições e variáveis. Quando são consideradas todas as possibilidades de combinação dos elementos relevantes no planejamento da expansão, estes fatores desencadeiam facilmente explosões combinatórias.

Indicadores de sensibilidade nos processos heurísticos construtivos podem variar em complexidade e eficiência, e no caso do AHC de Garver são propostas algumas relaxações matemáticas no modelo. A relaxação do modelo consiste em substituir as variáveis inteiras presentes na função de investimento. As variáveis n_{ij} que representam o número de linhas adicionadas que devem compor as configurações novas na expansão do sistema por variáveis reais com $n_{ij} \geq 0$. O modelo de transportes relaxado dessa forma pode ser resolvido como um típico Problema de Programação Linear (PPL). Em cada passo, para adicionar uma linha no circuito é resolvido um PPL e a solução encontrada indica que deve ser adicionada uma linha no ramo da barra i para a barra j que apresentar maior fluxo de potência pela relação $f_{ij} = n_{ij}\bar{f}_{ij}$. Este mecanismo funciona como um indicador de sensibilidade para o AHC orientando qual linha é a mais atrativa

para compor a solução em construção. A repetição sistemática desta estratégia, que adiciona em cada passo uma linha no ramo mais atrativo consiste no algoritmo de Garver. Uma solução construída pelo AHC de Garver é encontrada quando o sistema novo não precisa mais da adição de novas linhas. Desta forma, uma proposta de solução é composta pelo conjunto de todas as linhas adicionadas ao sistema.

O PPEST considerado neste trabalho é estático, em que considera apenas um estágio dentro de um horizonte de planejamento. O algoritmo de resolução de Garver em linhas gerais segue os principais passos:

- a) A topologia corrente com os valores n_{ij}^o conhecidos compõe a solução corrente. O vetor n^o representa uma solução existente no sistema.
- b) Resolve-se um PPL para o modelo de transportes relaxado sobre a topologia corrente. Parar caso a solução não necessitar de novos investimentos, quando $v = 0$ com $n_{ij} = 0$ para todo ramo ij , ou seja, a solução encontrada é factível, do contrário continue no passo c.
- c) Usar o indicador de sensibilidade para identificar dentre todos os circuitos o que apresenta maior fluxo de potência e adicionar uma linha neste circuito. A nova solução corrente é substituída pela solução corrente com a adição desta linha. Voltar ao passo b.

Uma observação importante é que a solução ótima encontrada por este modelo em geral está muito longe da solução ótima para o modelo DC, fato que posteriormente Garver resolveu propondo um novo AHC que usa o modelo híbrido.

5.3 AHC DE VILLASANA-GARVER-SALON PARA O MODELO DC

O algoritmo heurístico construtivo para o modelo Híbrido Linear foi apresentado por Villasana, Garver e Salon (1985) (ver seção 2.2.2). O modelo Híbrido Linear foi desenvolvido para superar as dificuldades encontradas atingir soluções melhores que as obtidas pelo modelo de Transportes. O modelo é considerado o que melhor se aproxima do fluxo de potência numa rede, porque no modelo Híbrido Linear a LTK é considerada somente para as linhas existentes. Todo modelo intermediário entre os modelos de transportes e DC é considerado como um modelo híbrido. O modelo híbrido é transformado em um PPL por uma relaxação das restrições. A relaxação ocorre na restrição $f_{ij} - \gamma_{ij}(n_{ij}^o + n_{ij})(\theta_i - \theta_j) = 0$ que representa a LTK no modelo DC (Equação 1 da seção 2.2.1). Nesta equação o termo que considera o fluxo de carga para linhas novas é retirado e a equação toma a configuração da equação $f_{ij}^o - \gamma_{ij}n_{ij}^o(\theta_i - \theta_j) = 0$ para as linhas existentes (modelo 2 da seção 2.2.2). Assim o PPNL representado pelo modelo DC é transformado em um PPL. O termo f_{ij} do modelo DC representa o fluxo de potência total

entre as linhas da configuração base e as novas adicionadas. No modelo Híbrido Linear, o termo f_{ij}^o representa somente o fluxo das linhas da configuração base. Este fato resolve o problema da não linearidade do modelo. Para as linhas existentes, a LTK é linear porque os n_{ij}^o são conhecidos, enquanto para as linhas novas essa relação não linear é retirada da modelagem. Então no processo de resolução as restrições não lineares não existem no problema.

No modelo híbrido somente as linhas da configuração base devem atender a exigência das duas leis de Kirchoff. As novas linhas adicionadas ao sistema devem satisfazer somente a LCK, o que caracterizará a linearidade ao modelo híbrido. O modelo é um problema de programação linear inteira mista. A relaxação de integralidade presente no modelo híbrido reduz a resolução do modelo à resolução de um PPL que pode ser feito assumindo $n_{ij} \geq 0$. Um indicador de sensibilidade informa o ramo mais atrativo dentre todas as propostas identificadas pela resolução do PPL e com valores $n_{ij} \neq 0$ que deve receber a instalação de uma linha. Identificado assim, o ramo que apresentar maior fluxo de potência deve receber uma linha adicional para melhorar o desempenho do sistema, enquanto uma solução factível ainda não tenha sido atingida. O indicador usado relaciona o fluxo de potência máximo que percorre cada ramo com o número de linhas adicionadas neste ramo pela relação $n_{ij}\bar{f}_{ij}$.

Depois que uma linha estiver adicionada no circuito, ela vai compor junto com a configuração base a chamada topologia corrente. Isto significa que durante o processo a solução base corrente deve satisfazer as duas leis de Kirchoff, simultaneamente. Logo, a solução determinada pelo algoritmo heurístico construtivo de Villasana-Garver-Salon é uma solução factível também para o modelo DC.

O algoritmo heurístico construtivo de Villasana-Garver-Salon pode ser resumido nos passos a seguir.

- a) Assumir a topologia base como solução corrente e usar o modelo híbrido linear relaxado.
- b) Resolver um PPL com a solução corrente. Se a solução for factível após a nova adição, pare, pois não existe necessidade de novas linhas. Foi encontrada uma solução para o modelo DC.
- c) Identificar o circuito mais atrativo que deve ser adicionado ao sistema através do indicativo do índice de sensibilidade. Atualizar a solução corrente com o circuito adicionado e voltar ao passo b.

Os algoritmos heurísticos construtivos de Villasana-Garver-Salon, da mesma forma que o algoritmo de Garver para o modelo de Transportes, não garantem a otimalidade das soluções encontradas sob o ponto de vista da otimização matemática. Na maioria das vezes encontra soluções de boa qualidade. Outros índices de sensibilidade além do utilizado podem ser encontrados em Romero et al. (2003).

Nas próximas seções é apresentado em detalhes o algoritmo especializado da BD para resolver o PPEST.

5.4 ALGORITMO DE BUSCA DISPERSA ESPECIALIZADO PARA O PPEST.

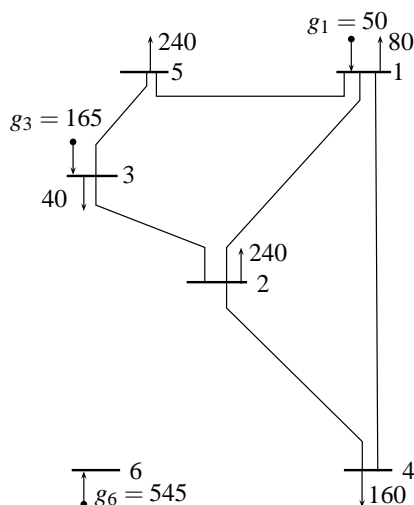
No Capítulo 4 foram apresentados os principais mecanismos utilizados pela meta-heurística da busca dispersa para resolver problemas diversos. Neste capítulo é apresentada uma adaptação do mecanismo da BD original para resolver o problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão de energia elétrica (PPEST).

A implementação do algoritmo da BD para o PPEST utiliza o algoritmo heurístico construtivo de Garver para o modelo de transportes e o algoritmo heurístico construtivo de Vilassana-Garver-Salon para o modelo DC. A base do algoritmo principal é o mesmo para os dois modelos e diferem pela forma de obtenção de soluções factíveis pelos AHC específicos em toda a extensão do algoritmo. Os algoritmos heurísticos construtivos são utilizados como indicadores de sensibilidade e também para identificar e gerar soluções factíveis em cada modelo correspondente. No algoritmo são utilizadas as ferramentas de melhoria de busca local por troca-simples e inviabilização de ramos.

O algoritmo da BD proposto neste trabalho em linhas gerais ocorre de acordo com os passos a seguir:

- a) Apresentar uma codificação adequada para o problema. Definir o número de soluções para compor o conjunto P e os subconjuntos B_1 e B_2 do CSQ. Definir o número de soluções que compõem os subconjuntos para o método de combinação de soluções;
- b) Aplicar o método de Geração de Soluções com diversidade;
- c) Aplicar o método de melhoria das soluções;
- d) Construir um conjunto P das soluções geradas e melhoradas;
- e) Selecionar as soluções de P para construir o CSQ, com B_1 o subconjunto de soluções de melhor qualidade na função objetivo e B_2 de soluções dispersas;
- f) Gerar subconjuntos de soluções do CSQ para realizar as combinações;
- g) Aplicar o método de combinação com os subconjuntos do CSQ;
- h) Aplicar o método de melhoria das soluções geradas nas combinações;
- i) Aplicar melhoria local na incumbente do problema;
- j) Atualizar o CSQ;

Figura 10 - Ilustração do Sistema de 6 barras de Garver.



Fonte: Elaboração do próprio autor

k) Utilizar um critério de parada, se não for satisfeito retornar ao passo b.

5.4.1 Codificação

Para se trabalhar com o PPEST é necessário representar as soluções do sistema adequadamente. No banco de dados do Anexo A são fornecidos os dados de todos os sistemas testados na tese, como, a quantidade de barras, dados de geração e demanda de cada barra, a quantidade de ramos com o número de linhas em cada ramo que podem ser adicionados, bem como o custo de instalação de cada linha em dólares, a reatância em pu , o fluxo de potência em MW e as linhas instaladas na topologia base. Um vetor com as soluções deste problema representam ordenadamente cada ramo candidato entre duas barras do sistema que pode receber as linhas adicionadas durante o processo de resolução. Em todas as posições do vetor inicial é atribuído o valor 0 (não possui linhas adicionadas), para que em cada passo do algoritmo seja indicado quantas linhas devem ser adicionadas nos ramos candidatos.

A configuração para o sistema de Garver de 6 barras e 15 linhas será utilizado como ilustração. Este é um sistema teste sem redespacho de geração, ou seja, “[...] a soma da geração de cada barra geradora é igual à soma das demandas, em que nenhuma restrição de fluxo está violada [...]” (RIGHETTO, 2010), também citado em Zuluaga (2008).

A Figura 10 ilustra a configuração base do sistema de 6 barras de Garver. As soluções são representadas por vetores com 15 elementos, conforme Tabela 19 no Anexo A. Cada elemento do vetor representa um ramo entre duas barras candidatas a receber linhas adicionais para equilibrar o fluxo de potência do sistema.

Este vetor representa as linhas de transmissão do sistema em cada ramo entre duas barras,

Figura 11 - Codificação dos ramos do sistema de 6 barras e 15 ramos de Garver.

$$\text{Ordem} \Rightarrow \begin{array}{cccccccccccccccc} n_{12} & n_{13} & n_{14} & n_{15} & n_{16} & n_{23} & n_{24} & n_{25} & n_{26} & n_{34} & n_{35} & n_{36} & n_{45} & n_{46} & n_{56} \\ \hline 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 7 & 8 & 9 & 10 & 11 & 12 & 13 & 14 & 15 \end{array}$$

Fonte: Elaboração do próprio autor

Figura 12 - Vetor que representa as linhas instaladas na configuração base do sistema de 6 barras de Garver.

$$n^o = \begin{array}{cccccccccccccccc} n_{12}^o & n_{13}^o & n_{14}^o & n_{15}^o & n_{16}^o & n_{23}^o & n_{24}^o & n_{25}^o & n_{26}^o & n_{34}^o & n_{35}^o & n_{36}^o & n_{45}^o & n_{46}^o & n_{56}^o \\ \hline 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{array}$$

Fonte: Elaboração do próprio autor

aqui dado por n_{ij} . Cada posição do vetor representa o ramo que existe entre as barras i e j e estão dispostas de acordo com a Figura 11.

As linhas alocadas no sistema elétrico que se encontram em operação são representadas pelo vetor n , em que $n_{12} = 1$ indica que existe uma linha instalada no ramo entre as barras 1 e 2. A quantidade total de potência disponível para injeção de potência no sistema é igual à soma da geração de cada barra, representadas aqui por $\bar{g} = g_1 + g_2 + g_3 + g_4 + g_5 + g_6 = 50 + 0 + 165 + 0 + 0 + 545 = 760$ MW, o mesmo ocorre com a demanda, representada por $\bar{d} = d_1 + d_2 + d_3 + d_4 + d_5 + d_6 = 80 + 240 + 40 + 160 + 240 + 0 = 760$ MW. Em todos os ramos candidatos entre duas barras deste sistema podem ser instaladas novas linhas. Quando uma nova linha é instalada em um ramo, o fluxo de potência do sistema se reorganiza buscando o equilíbrio elétrico entre geração e demanda. É necessário verificar se as linhas instaladas comportam os fluxos que a operação exige. Alguns ramos podem ter seu fluxo reduzido mesmo sem ter recebido linhas e outros podem atingir o limite mesmo com a adição de novas linhas. Um exemplo de um vetor com linhas adicionadas na configuração base está representado pelo vetor n^o na Figura 12:

Em cada uma das posições n_{12}^o , n_{14}^o , n_{15}^o , n_{23}^o , n_{24}^o e n_{35}^o do vetor n^o da configuração básica da rede tem uma linha instalada. Hipoteticamente um vetor indicando uma proposta para a instalação de novas linhas é representado na Figura 13.

Figura 13 - Vetor que representa as linhas que serão adicionadas na configuração base do sistema de 6 barras de Garver.

$$n = \begin{array}{cccccccccccccccc} n_{12} & n_{13} & n_{14} & n_{15} & n_{16} & n_{23} & n_{24} & n_{25} & n_{26} & n_{34} & n_{35} & n_{36} & n_{45} & n_{46} & n_{56} \\ \hline 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 3 & 0 & 0 & 0 & 0 & 2 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{array}$$

Fonte: Elaboração do próprio autor

Figura 14 - Vetor que representa uma configuração corrente do sistema com as novas linhas adicionadas na configuração base do sistema de 6 barras de Garver.

$$n^c = \begin{array}{c} n_{12} \ n_{13} \ n_{14} \ n_{15} \ n_{16} \ n_{23} \ n_{24} \ n_{25} \ n_{26} \ n_{34} \ n_{35} \ n_{36} \ n_{45} \ n_{46} \ n_{56} \\ \boxed{1} \ \boxed{0} \ \boxed{2} \ \boxed{1} \ \boxed{0} \ \boxed{4} \ \boxed{1} \ \boxed{0} \ \boxed{0} \ \boxed{0} \ \boxed{3} \ \boxed{0} \ \boxed{0} \ \boxed{1} \ \boxed{0} \end{array}$$

Fonte: Elaboração do próprio autor

Logo, uma proposta de solução corrente é obtida pela adição das novas linhas propostas aos ramos da configuração base, representada pelo vetor (n^c) da Figura 14.

5.4.2 Geração de soluções

Conforme já mencionado neste trabalho, foram implementados dois programas, um para o modelos de Transportes e outro para o DC. Tem-se, portanto, dois algoritmos independentes em que a meta-heurística da BD é aplicada.

Para gerar uma solução inicial para o PPEST usando o modelo de Transportes utilizou-se o AHC de Garver, com o uso do sistema de equações 3 na seção 2.2.3. Para gerar uma solução inicial para o PPEST usando o modelo DC utilizou-se o AHC de Villasana-Garver-Salon, pelas Equações 2 na seção 2.2.2. Os procedimentos de geração de soluções e demais estratégias para o modelo de Transportes e para o modelo DC são tratados neste capítulo. As etapas a seguir correspondem ao algoritmo de BD especializado para resolver o PPEST com o modelo Transportes utilizando o AHC de Garver.

Cada solução gerada será candidata a pertencer ao conjunto P pelo algoritmo da busca dispersa. Para gerar uma solução, em cada passo do AHC de Garver para o modelo de Transportes é escolhida uma linha para ser adicionada no circuito do sistema. A linha é escolhida por um indicador de sensibilidade definido pelo AHC. São adicionadas linhas no sistema enquanto o indicador solicitar. Quando uma solução factível for encontrada pelo algoritmo o processo termina, que em muitos casos são soluções de boa qualidade. A utilização do AHC de Garver para o modelo de Transportes implica a adição de linhas passo-a-passo de forma construtiva, e que a solução encontrada seja factível e a melhor possível.

O vetor utilizado pelo AHC inicialmente tem em todas as posições o valor 0 indicando que nenhuma linha ainda foi adicionada. No exemplo do sistema de 6 barras o AHC inicia com os dados presentes na Tabela 18 de valores de geração e demanda das barras e na Tabela 19 com número de linhas, capacidade de fluxo de potência máximo e o custo de cada linha em operação de cada ramo do sistema disponibilizadas no Anexo A. Assim, a solução determinada $n(1)$ será a primeira solução do conjunto P .

5.4.3 Método de melhoramento por retirada de linhas irrelevantes

O método de melhoramento implementado toma uma solução e verifica as linhas que podem ser retiradas sem que o sistema entre em desequilíbrio. Neste sentido ele faz uma busca das linhas irrelevantes no sistema que acarretam simplesmente em custo adicional. A sequência de adição de linhas no caso da geração de soluções com custos fictícios pode forçar o algoritmo a instalar linhas que na situação com custos reais sejam dispensáveis. Situação parecida ocorre com combinações e melhoramentos locais que serão realizadas com as soluções durante o algoritmo, como serão descritas mais adiante. Este trabalho não é muito complexo, pois basta ordenar as linhas instaladas na solução corrente do maior para o menor custo e retirar linhas a partir da mais cara, uma-a-uma. Quando uma linha é retirada, a solução obtida é submetida ao algoritmo de Garver (no caso do modelo de transportes) para verificar se o sistema continua operando adequadamente. Em caso positivo, a solução é tomada como corrente e uma nova linha será retirada seguindo a ordem dos custos e reavaliada, até que todas as linhas novas instaladas sejam verificadas. Em caso negativo, quando o sistema apresentar problemas de operação, a linha é devolvida ao sistema, para que a próxima linha seja analisada.

5.4.4 Geração do Conjunto de Soluções Diversificadas P

Para gerar as soluções diversificadas foi utilizado um mecanismo que realiza uma perturbação nos custos originais de cada linha do sistema. O exemplo utilizado foi o sistema de 6 barras, cujos dados podem ser consultados na Tabela 19 do Anexo A. Esta perturbação é realizada por um dispositivo que gera números r pseudoaleatório, pela Equação (12).

$$c_{ij}^{cor} = c_{ij}^{orig} \cdot (r + 1) \quad (12)$$

em que:

ij : ramo;

c_{ij}^{cor} : custo corrente de uma linha adicionada ao ramo ij ;

c_{ij}^{orig} : custo original de uma linha adicionada ao ramo ij ;

r : número aleatório tal que $|r| \leq k$, com $0 \leq k \leq 1$ e k real, definido no início do problema.

Desta forma, para o AHC gerar uma nova solução será realizada uma pequena perturbação nos custos de cada uma das 15 ramos. Esta perturbação modifica o sistema original e cria um sistema fictício. Um exemplo da perturbação pode ser verificado na Tabela 4. O sistema modificado induz o AHC de Garver a buscar a melhor configuração (única) que constitua o equilíbrio do sistema fictício. Esta solução que o AHC de Garver encontra para o problema fictício geralmente tem um grau de “parentesco” com a configuração original do sistema, orientado pela taxa de perturbação do custo. Algumas posições diferentes de zero no vetor solução encontrado

a partir da perturbação dos custos também são diferentes de zero nas posições correspondentes do vetor solução obtido com os custos originais.

Tabela 4 - Tabela de custos mínimo, original e máximo do sistema de 6 barras quando submetidos a uma perturbação de $\pm 10\%$ (em milhões de dólares).

Ramos	Custo Mínimo	Custo original	Custo máximo
n_{12}	36	40	44
n_{13}	34	38	41
n_{14}	54	60	66
n_{15}	18	20	22
n_{16}	61	68	74
n_{23}	18	20	22
n_{24}	36	40	44
n_{25}	27	31	34
n_{26}	27	30	33
n_{34}	53	59	64
n_{35}	18	20	22
n_{36}	43	48	52
n_{45}	56	63	69
n_{46}	27	30	33
n_{56}	54	61	67

Fonte: Elaboração do próprio autor

Toda solução gerada a partir da perturbação dos custos será submetida ao método de melhoramento por retirada de linhas irrelevantes.

A primeira solução $n(1)$ encontrada é inserida no conjunto P . No conjunto P são aceitas somente soluções representadas por vetores distintos e a partir da segunda solução $n(2)$ é realizada uma verificação se ela está presente no conjunto P , caso já exista, será descartada, caso não, será inserida no conjunto P . O ciclo de geração de soluções é repetido até que o conjunto P contenha as soluções definidas para o algoritmo BD.

Depois que o conjunto P está completo eles vão ser avaliados pela função objetivo e como trata-se de um problema de minimização, ele será ordenado do menor para o maior valor obtido na função objetivo.

Como estratégia para acelerar o processo para atingir soluções de melhor qualidade foram implementados métodos de melhoramentos locais.

5.4.5 Melhoria Local por Inviabilização de Ramos

O melhoramento local por inviabilização de caminhos foi aplicado no subconjunto B_1 selecionado do conjunto P para pertencer ao CSQ. Os testes mostraram que uma melhoria local nestas soluções pode acelerar o processo. Esta melhoria local é realizada em cada uma das soluções de B_1 conforme pode ser verificado a seguir.

Inviabilizando um ramo: cada ramo não nulo do vetor solução terá seu custo aumentado e as linhas novas instaladas são retiradas. A intenção é tornar este circuito pouco atrativo e forçar o algoritmo a buscar outras alternativas de solução usando o AHC de Garver. Um exemplo é mostrado na Tabela 5 com os dados das 15 linhas do sistema de Garver de 6 barras, em que n_{ij} representa o ramo entre as barras i e j , a coluna *linhas* informa o número de linhas adicionadas nos ramos n_{ij} e c_{ij} o custo original para a instalação das linhas em cada ramo. As três últimas colunas mostram os custos alterados para os ramos em que foram adicionadas novas linhas.

Tabela 5 - Busca local por inviabilização de ramos (custos em milhões de dólares).

n_{ij}	linhas adicionadas	c_{ij}	$c_{26} \leftarrow 3c_{26}$	$c_{35} \leftarrow 3 c_{35}$	$c_{46} \leftarrow 3c_{46}$
n_{12}	0	40	40	40	40
n_{13}	0	38	38	38	38
n_{14}	0	60	60	60	60
n_{15}	0	20	20	20	20
n_{16}	0	68	68	68	68
n_{23}	0	20	20	20	20
n_{24}	0	40	40	40	40
n_{25}	0	31	31	31	31
n_{26}	5	30	90	30	30
n_{34}	0	59	59	59	59
n_{35}	1	20	20	60	20
n_{36}	0	48	48	48	48
n_{45}	0	63	63	63	63
n_{46}	2	30	30	30	90
n_{56}	0	61	61	61	61

Fonte: Elaboração do próprio autor

A Tabela 5 mostra que o algoritmo adicionou linhas em três ramos. Adotou-se a retirada de todas as linhas de um ramo por vez na ordem do vetor solução. No ramo n_{26} em que foram adicionadas 5 linhas, o custo de instalação destas linhas será alterado para $c_{26} \leftarrow 3c_{26}$, passando de 30 para 90 milhões de dólares. Esta nova configuração é submetida ao algoritmo de Garver

para verificar a estabilidade do sistema e adicionar linhas caso necessário. Na sequência, o mesmo ocorre com os ramos n_{35} e n_{46} , avaliando assim todas as possibilidades nesta solução.

5.4.6 Geração do CSQ

Depois de ordenado o conjunto P e melhoradas as soluções com o menor custo serão imediatamente incluídas entre as soluções do CSQ e excluídas do conjunto P . A segunda parte, ou seja, as soluções dispersas do CSQ, serão selecionadas aplicando uma métrica. A métrica utilizada é simples, em que a distância entre duas soluções quaisquer é indicada pela quantidade de posições que diferem entre seus vetores correspondentes $n(1)$ e $n(2)$. Como exemplo, a distância calculada entre as soluções $n(1) = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 4, 1)$ e $n(2) = (0, 0, 0, 1, 0, 2, 0, 0, 0, 1, 0, 2, 0, 4, 0)$ do conjunto P tem valor igual a 6, conforme ilustrado na Figura 15.

Figura 15 - Distância entre as soluções representadas pelos vetores $n(1)$ e $n(2)$.

n_{ij}	\Rightarrow	n_{12}	n_{13}	n_{14}	n_{15}	n_{16}	n_{23}	n_{24}	n_{25}	n_{26}	n_{34}	n_{35}	n_{36}	n_{45}	n_{46}	n_{56}
$n(1)$	\Rightarrow	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	4	1
		=	=	=	≠	=	≠	≠	=	=	≠	=	≠	=	=	≠
$n(2)$	\Rightarrow	0	0	0	1	0	2	0	0	0	1	0	2	0	4	0
dist.	$=$	0	+0	+0	+1	+0	+1	+1	+0	+0	+1	+0	+1	+0	+1	+1 = 6

Fonte: Elaboração do próprio autor

Com esta métrica definida são calculadas todas as distâncias entre as soluções $n(i)$ das $P - B_1$ e as soluções contidas em B_1 do CSQ. Veja uma ilustração na Figura 3. A seleção é realizada de acordo com os seguintes passos:

- a) Iniciar com $k = 1$;
- b) Tomar um vetor solução $n(i)$ do conjunto $P - B_1$;
- c) Calcular a distância entre o vetor $n(i)$ e todos os vetores solução contidos no CSQ;
- d) Identificar a menor distância encontrada no passo anterior que por sua vez identifica a distância mínima de $n(i)$ para o CSQ;
- e) O menor dos valores representará a distância da solução $n(i)$ ao CSQ;
- f) Armazenar esta distância com o respectivo vetor;
- g) Repetir este procedimento para todas as soluções do conjunto P ;
- h) Dentre as distâncias armazenadas escolher o vetor solução do conjunto $P - B_1$ com a maior distância mínima em relação ao CSQ;

- i) Excluir esta solução do conjunto $P - B_1$, obtendo o conjunto $P - B_1 - k$ e o CSQ com $B_1 + k$ soluções;
- j) Fazer $k = k + 1$, escolher a próxima solução $n(i)$ de $P - B_1 - k$ e voltar ao passo b, tomando para a próxima iteração $P - B_1 - k$ e o novo CSQ composto pelas $B_1 + k$ soluções;
- k) Repetir estes passos até que o CSQ contenha as k soluções escolhidas para B_2 .

Com estes passos o CSQ conterà as soluções esperadas. O procedimento pode ser ilustrado na Figura 3 do Capítulo 4. Um exemplo fictício supondo um CSQ com 8 soluções extraídas de um conjunto P com 15 soluções ao todo, são retiradas $B_1 = 4$ soluções e cada uma das outras $B_2 = 4$ soluções são selecionadas calculando-se a distância mínima de acordo com a Tabela 6.

Tabela 6 - Distância mínima entre as soluções

Soluções de P	Distâncias das soluções do CSQ				Distância mínima
	$n(4)$	$n(5)$	$n(9)$	$n(11)$	
$n(1)$	3	3	4	1	1
$n(2)$	5	5	6	3	3
$n(3)$	7	3	4	5	3
$n(6)$	5	1	2	1	1
$n(7)$	6	6	7	5	5
$n(8)$	4	8	5	6	4
$n(10)$	5	3	4	4	3
$n(12)$	7	4	3	5	3
$n(13)$	2	2	3	3	2
$n(14)$	1	2	2	2	1
$n(15)$	6	4	4	1	1

Fonte: Elaboração do próprio autor

Percebe-se na Tabela que as soluções $n(4)$, $n(5)$, $n(9)$ e $n(11)$ não estão no conjunto P . A solução $n(7)$ será escolhida neste exemplo para representar as soluções dispersas do CSQ, pois é a solução que apresenta a maior dentre as distâncias mínimas que foi igual a 5. Para selecionar a próxima solução, a solução $n(7)$ será excluída de P e passada ao CSQ e as distâncias serão recalculadas entre as soluções do conjunto $P = \{n(1), n(2), n(3), n(6), n(8), n(10), n(12), n(13), n(14), n(15)\}$ e as soluções do novo CSQ = $\{n(4), n(5), n(7), n(9), n(11)\}$. Este procedimento é repetido até que o CSQ contenha as 8 soluções esperadas. Agora com o CSQ completo, serão gerados subconjuntos aos pares com suas soluções. Num CSQ de n vetores serão criados $\frac{n(n-1)}{2}$ subconjuntos pelo Método de Geração de Subconjuntos de Soluções do CSQ.

O conjunto de soluções de qualidade será submetido ao método de geração de subconjuntos que é considerado trivial. Os subconjuntos serão constituídos por pares de soluções do CSQ. Automaticamente o algoritmo evolui para o método de combinação das soluções de qualidade.

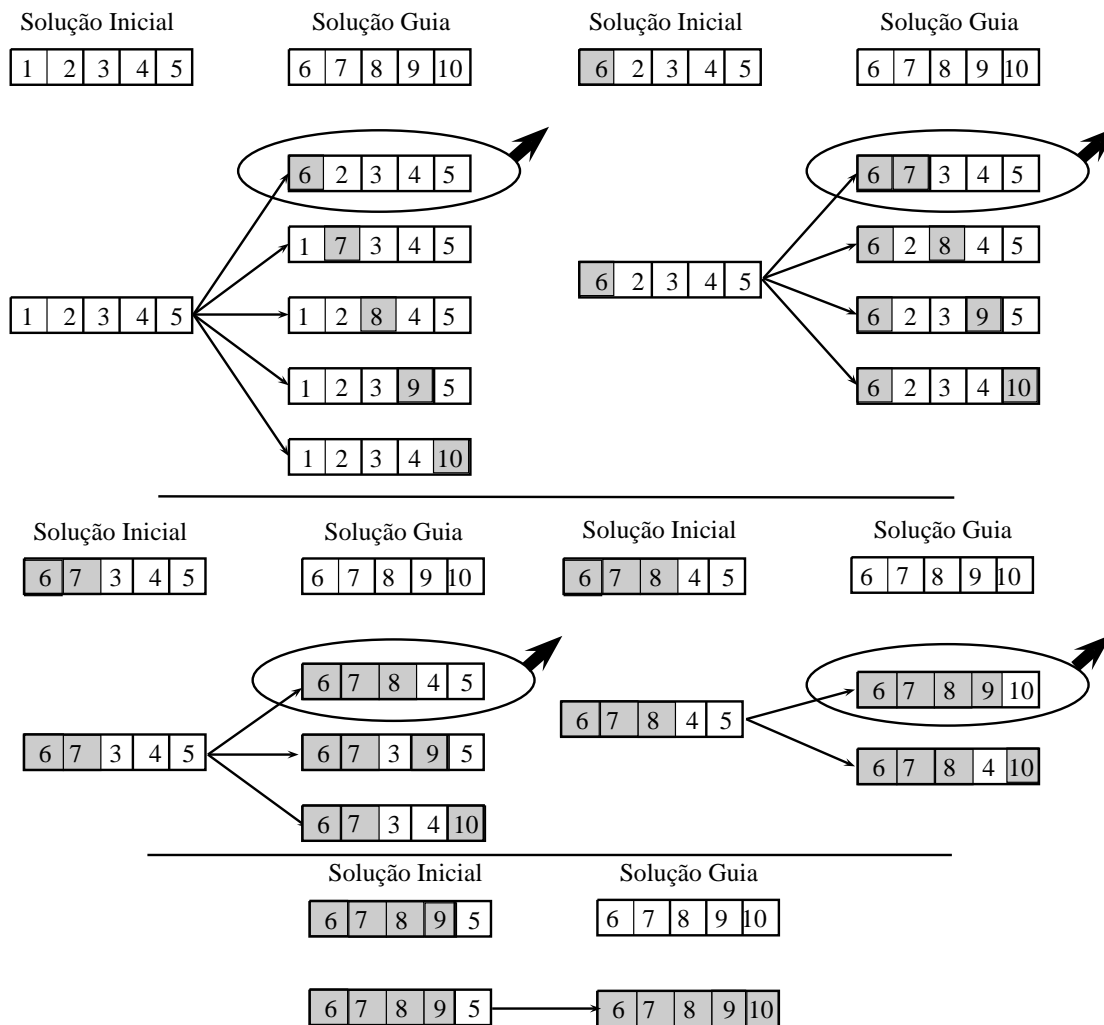
5.4.7 Estratégia Utilizada para o Método de Combinação das Soluções de Qualidade

Entre as estratégias de combinação apresentadas no Capítulo 4 acreditou-se que a mais promissora na aplicação da meta-heurística da BD no PPEST seria o *Path Relinking*. Desta forma foi desenvolvida uma metodologia que atendesse os requisitos básicos de um *path relinking*, em que dadas duas soluções, uma inicial e outra guia, o processo faria uma trajetória definida, ou seja, atingiria a solução guia com um número de passos finito a partir da solução inicial. O procedimento básico desenvolvido obedece a seguinte estratégia:

- a) Tomar um subconjunto de pares de soluções do CSQ;
- b) Assumir uma solução como solução inicial (vetor inicial) e a outra como solução guia (vetor guia);
- c) Substituir os valores em cada posição do vetor inicial pelos valores da posição correspondente do vetor guia uma a uma, em que cada troca representará uma nova proposta de solução, conforme a primeira parte da Figura 16;
- d) Para a geração das próximas propostas de soluções fixar na primeira posição do vetor inicial o valor da mesma posição do vetor guia, e as demais serão trocadas uma a uma, gerando novas soluções conforme mostrado na Figura 16 a partir da segunda parte.
- e) Repete-se o processo até que todas as posições do vetor guia tenham sido fixadas no vetor inicial.

A estratégia de busca realizada por este modelo de *path relinking* para vetores de tamanho l encontra para cada trajetória de busca entre uma solução inicial e uma guia até no máximo $s(l) = \frac{l(l+1)}{2}$ soluções, ou seja, na medida que o tamanho do vetor aumenta o número de soluções encontradas aumenta na proporção da soma de uma progressão aritmética. Este procedimento é repetido para cada par das b soluções contidas no CSQ, ou seja, são ao todo $p(b) = \frac{b(b-1)}{2}$ pares de soluções (combinação de b soluções tomadas duas a duas), logo serão obtidas uma quantidade total máxima de $t(comb) = s(l) \cdot p(b) = \frac{l(l+1)}{2} \cdot \frac{b(b-1)}{2}$ combinações. É muito fácil gerar soluções idênticas com este mecanismo principalmente para vetores que seus valores diferem em uma pequena quantidade de posições, fato comum em soluções de PPEST. Para evitar combinações idênticas e um esforço computacional desnecessário realiza-se uma fase para identificar as posições não nulas dos vetores inicial e guia. As posições que apresentarem o mesmo valor também não são consideradas. Por exemplo, tomando-se dois vetores solução do sistema de Garver de 6 barras, um inicial e outro guia, pelo mecanismo proposto, é obtido um número bem reduzido de combinações se forem considerados somente as posições que possuem valores diferentes. São identificadas as posições diferentes de zero nos dois vetores, como segue:

Figura 16 - Exemplo de um esquema dos passos do *path relinking* elaborado para ser utilizado como Método de Combinação das soluções do CSQ na implementação da BD aplicada no PPEST.



Fonte: Elaboração do próprio autor

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
inicial	0	0	1	0	1	0	0	1	0	2	0	1	0	0	1
guia	0	1	0	1	3	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0

Os ramos que tem pelo menos uma linha em comum nos vetores inicial e guia estão nas seguintes posições: 2, 3, 4, 5, 8, 10, 12 e 15. Estas posições deverão ser desconsideradas para efeito de combinação e geração de novos vetores.

	2	3	4	5	8	10	12	15
inicial	0	1	0	1	1	2	1	1
guia	1	0	1	3	1	0	1	0

As posições 8 e 12 ainda apresentam o mesmo valor, logo restam somente os ramos 2, 3, 4, 5, 10 e a 15 que diferenciam os dois vetores.

	2	3	4	5	10	15
0	1	0	1	2	1	
1	0	1	3	0	0	

Como as posições 1, 6, 7, 8, 9, 11, 12, 13 e 14 dos vetores inicial e guia tem valores idênticos, uma troca de posição dos valores não vai gerar novos vetores com a combinação por *Path Relinking* proposta, conforme a Figura 16. O número total de combinações distintas que vai ser obtido a partir destes dois vetores solução com $l = 6$ posições que diferem nos dois vetores são $s(l) = s(6) = \frac{6(6+1)}{2} = 21$. Serão geradas então 21 soluções novas pelo Método de Combinação de Soluções de Qualidade usando o *Path Relinkink* desenvolvido para este trabalho.

O conjunto de soluções distintas obtidas pelas combinações será submetido ao método de melhoramento utilizado depois da geração de soluções diversas no início do algoritmo. O melhoramento consiste em submeter estas soluções ao AHC de Garver para o modelo de Transportes com os dados originais do sistema conforme as Tabelas 18 e 19 no Anexo A. Depois do melhoramento as soluções são avaliadas e ordenadas pela função objetivo.

O ciclo da BD pode ser repetido um número de vezes definido no início do algoritmo. A atualização do novo CSQ ocorre integralmente. A melhor solução encontrada durante a busca será a incumbente. Esta incumbente ainda passará por uma avaliação de melhoria local.

5.4.8 Melhoramento Local por Troca Simples

A incumbente do problema pode estar muito próxima da solução ótima do problema. Este melhoramento foi sugerido principalmente pela dificuldade que problemas de grande porte têm em atingir ótimos globais. A incumbente será submetida a uma melhoria local considerada trivial. Neste tipo de vizinhança é realizada uma troca simples. Todas as linhas novas instaladas em cada posição do vetor solução incumbente serão retiradas e substituídas por zero e soluções vizinhas serão geradas acrescentando uma linha em cada posição. Cada linha adicionada será considerada uma solução vizinha. Este fato pode ser verificado na Figura 17.

Na Figura 17 é possível observar a composição do vetor n^1 a partir do vetor incumbente n^{inc} quando a linha no ramo n_{24} for retirada (em seu lugar é atribuído o valor 0) e uma linha for adicionada no ramo n_{12} , que vai corresponder a uma solução. Para o vetor n^2 adiciona-se a linha no ramo n_{13} correspondendo a outra solução. Assim, é realizado até que todos os ramos tenham recebido linha até a composição do último vetor $n(14)$.

Figura 17 - Busca local por troca simples.

n_{ij}	n_{12}	n_{13}	n_{14}	n_{15}	n_{16}	n_{23}	n_{24}	n_{25}	n_{26}	n_{34}	n_{35}	n_{36}	n_{45}	n_{46}	n_{56}
n^{inc}	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	4	1

Cada elemento não nulo do vetor n_{ij} será substituído por 0 a partir de n_{24} .

↓

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	4	1
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Cada posição em que for adicionada uma linha representará um novo vetor solução.

$n(1)$	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	4	1
$n(2)$	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	4	1
$n(3)$	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	4	1
$n(4)$	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	4	1
$n(5)$	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	4	1
$n(6)$	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	4	1
$n(7)$	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	4	1
$n(8)$	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	4	1
$n(9)$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	4	1
$n(10)$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	4	1
$n(11)$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	4	1
$n(12)$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	4	1
$n(13)$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	5	1
$n(14)$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	4	2

Fonte: Elaboração do próprio autor

Todo o processo se repete tomando o vetor incumbente e retirando as linhas nos ramos n_{36} , n_{46} e n_{56} obtendo-se mais quatorze soluções para cada situação.

Os mecanismos de melhoramento local independentes podem ser menos eficientes e por isso o melhoramento que inviabiliza ramos é aplicado neste momento depois que a melhor solução é encontrada pelo melhoramento trivial.

Os procedimentos apresentados resolvem o PPEST utilizando a BD especializada com o modelo de Transportes. O algoritmo especializado para resolver o PPEST utilizando a BD especializada com o modelo DC é similar ao apresentado para o modelo de Transportes. Substituindo o AHC de Garver que foi utilizado para resolver o PPEST com o modelo de Transportes no algoritmo descrito pelo AHC de Villasa-Garver-Salon obtêm-se o algoritmo da BD especializada para resolver o PPEST com o modelo DC.

6 TESTES E RESULTADOS

6.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo são apresentados os principais resultados obtidos com as simulações e as devidas variações de modelos. Os melhores resultados obtidos com as respectivas configurações propostas durante as simulações são destacados e comentados.

O algoritmo de BD desenvolvido foi implementado com o uso da linguagem de programação FORTRAN, e como sub-rotina para resolução de PPLs foi utilizado o MINOS versão 5.0 de 1983. Para a realização dos testes foi utilizado um computador pessoal com 8 Gb de memória RAM, com sistema operacional Windows 7 Profissional, e processador Intel Core i7.

A quantidade de PPLs necessários foi tomada como parâmetro considerado para efeito da análise de eficiência entre as variações dos algoritmos deste trabalho e tomados por base outros trabalhos desenvolvidos com este enfoque, como no caso dos trabalhos de Tagliarenha (2008), Negrete (2010), Martins (2009), Rider (2006) e Romero (1993).

Os sistemas utilizados para teste apresentam dimensões e complexidades distintos. Foram tomados para fins de testes o sistema de Garver de 6 barras e 15 ramos, sistema IEEE de 24 barras e 41 ramos, sistema Sul Brasileiro de 46 barras e 79 ramos, o sistema Colombiano de 93 barras e 155 ramos (P3) e o sistema Norte-Nordeste de 87 barras e 183 ramos. Todos os casos de testes foram aplicados em planejamentos estáticos e sem redespacho. O sistema de Garver é um dos mais utilizados em testes de planejamento para fins acadêmicos.

Os resultados estão apresentados em duas seções e são aplicados em todos os sistemas de testes mencionados de acordo com o modelo utilizado. Na primeira seção será apresentada a meta-heurística de BD especializada aplicada no PPEST com o AHC de Garver para o modelo de transportes e na segunda seção os resultados obtidos pela meta-heurística de BD especializada aplicada no PPEST com o uso do AHC de Villasana-Garver-Salon para o modelo DC.

6.1.1 Algoritmo de BD Aplicado em PPEST Usando o AHC de Garver para o Modelo de Transportes

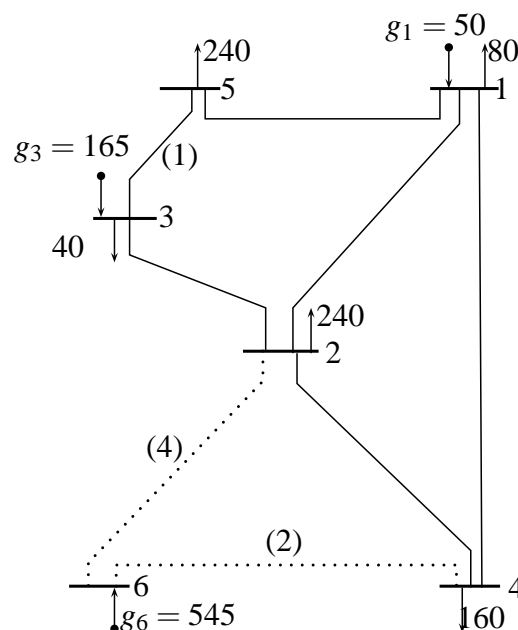
Nesta seção são apresentados os resultados de cada sistema teste adotado em que foi utilizado o algoritmo de BD aplicado em PPEST usando o AHC de Garver para o modelo de Transportes.

6.1.1.1 Sistema de Garver de 6 Barras e 15 Ramos sem Redespacho

O método de geração de soluções diversas proposto para o algoritmo de BD perturba o custo das linhas de transmissão limitado por uma taxa. A variação do custo pode ser estipulada inicialmente, em que o controle é limitado por uma taxa de 0% a 100%. Em cada caminho o custo da linha será perturbado provocando situações novas para o AHC de Garver, fato que possibilita ao AHC gerar diversas soluções.

Submetendo o algoritmo às condições iniciais de variação de até 10% para a perturbação do custo, um conjunto P com 4 soluções e um CSQ com duas soluções, o algoritmo atinge a solução ótima com 8 PPLs ainda no Método de Geração de Soluções Diversas, sem a necessidade de prosseguir para os demais passos do algoritmo. Um critério de aspiração pode ser instalado após cada método do algoritmo. Pode-se declarar que o algoritmo convergiu quando uma solução de boa qualidade ou o ótimo foi atingido. Em problemas teste de pequeno porte esses tipos de resultados são muito comuns. O sistema de 6 barras sem redespacho tem como configuração da solução ótima a instalação de novas linhas de transmissão nos ramos $n_{26} = 4$, $n_{35} = 1$, $n_{46} = 2$. Esta configuração ótima do sistema, representa um custo na instalação das linhas na ordem de US\$ 200,000,000.00, que pode ser verificado em Romero (1993) e nos anexos de Rocha (2004). Na Figura 18 estão representadas as linhas que foram adicionadas indicadas entre parênteses. As linhas da configuração original de acordo com as Tabelas 18 e 19, todas disponíveis no Anexo A, estão representadas pelas linhas contínuas.

Figura 18 - Ilustração do Sistema de 6 barras de Garver. As linhas pontilhadas representam novos ramos candidatos. As linhas adicionadas estão indicadas entre parênteses.



Fonte: Elaboração do próprio autor

6.1.1.2 Sistema IEEE de 24 Barras sem redespacho

Com os testes para o Sistema IEEE de 24 barras e 41 ramos sem redespacho apresentados nas Tabelas 20 e 21 (página 118) do Anexo A utilizando o AHC de Garver foi encontrada a solução ótima ainda durante o método de geração de soluções diversas com um total de 29 PPLs. Da mesma forma que o sistema de 6 barras de Garver, foram dispensados os métodos posteriores ao método de geração de soluções diversas. As linhas adicionadas em cada caminho estão representados na Tabela 7.

Tabela 7 - Dados de barras do sistema 24 barras.

$n_{06-10} = 1$	$n_{10-11} = 1$	$n_{16-19} = 1$
$n_{07-08} = 1$	$n_{14-16} = 1$	$n_{17-18} = 1$
$n_{09-12} = 1$	$n_{16-17} = 2$	
$v = US \$ 310,000,000.00$		

Fonte: Elaboração do próprio autor

O custo total para instalação das oito linhas foi no valor de US\$ 310,000,000.00. Uma ilustração do sistema de 24 barras pode ser observada na Figura 19, em que as linhas de transmissão novas instaladas estão representadas entre parênteses e as linhas contínuas representam as linhas de transmissão da configuração original.

Os PPLs calculados foram utilizados na fase do método de geração de soluções diversas, e neste computo estão incluídos os PPLs utilizados para eliminar vetores idênticos, que o próprio método se encarrega de descartar, pois ao conjunto P são incorporados somente vetores distintos.

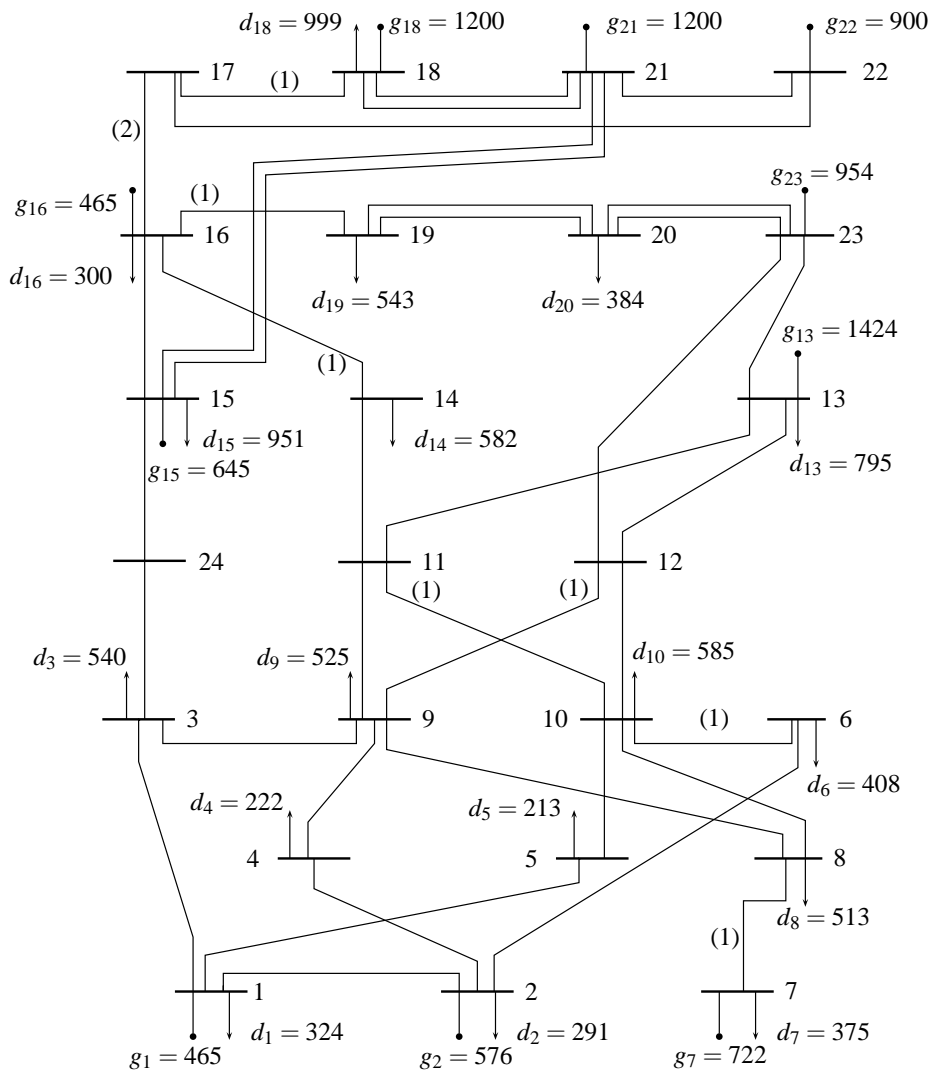
A solução ótima do sistema de 24 barras também está apresentada em Miasaki (2006).

6.1.1.3 Sistema Sul Brasileiro sem Redespacho

Os testes para o Sistema Sul Brasileiro de 46 barras e 79 ramos sem redespacho apresentados no Anexo A nas Tabelas 22 e 23, páginas 120 e 121 utilizando o AHC de Garver (a configuração base do sistema Sul Brasileiro está ilustrado na Figura 20). Os resultados obtidos refletem a melhor configuração dos parâmetros dentre todos os testes realizados para atingir a solução ótima do PPEST. Não apresentou grandes problemas pela desenvoltura dos métodos dentro do algoritmo de BD. Os seguintes resultados dos testes mostram com mais detalhes.

O primeiro teste completo foi executado resolvendo o PPEST pelo algoritmo de BD aplicando uma busca trivial na parte final do algoritmo por uma troca simples dos valores entre dois ramos. Dentre todas as tentativas a que apresentou a solução com menor número de PPLs

Figura 19 - Ilustração da configuração base do Sistema de 24 barras IEEE. As linhas adicionadas estão indicadas entre parênteses.

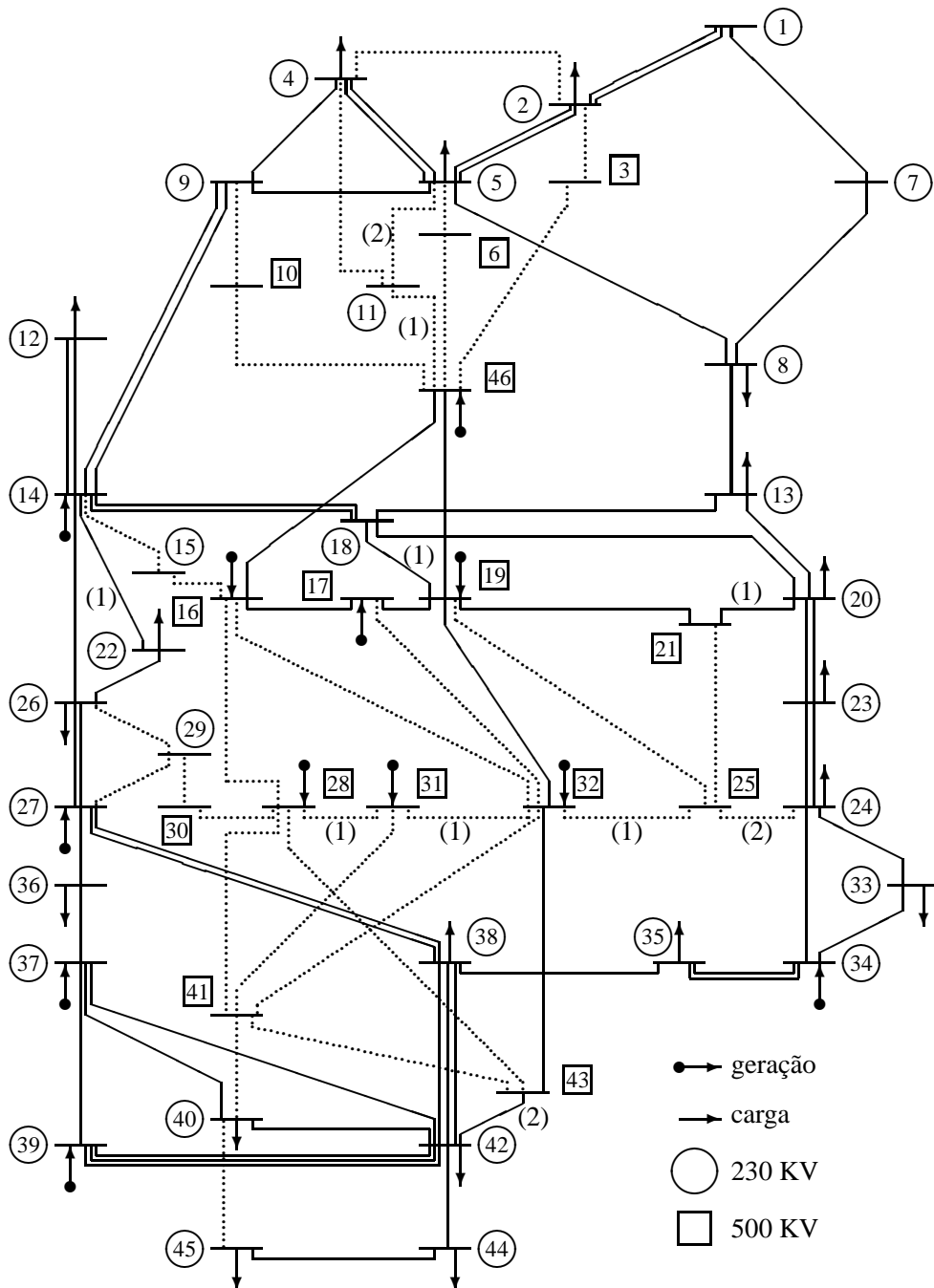


Fonte: Elaboração do próprio autor

resolvidos foi iniciada com 6 soluções no conjunto P , e o o CSQ com 4 soluções, sendo $B_1 = 2$ e $B_2 = 2$. O índice de variação dos custos para atingir estes resultados foi aleatório entre 0% e 100%. As etapas a seguir apresentam os resultados:

- Método de Geração de Soluções com Diversidade conseguiu gerar uma solução “boa” com um custo de US\$ 141,908,000.00.
- A solução ótima conhecida na literatura especializada foi atingida no método de melhoramento por inviabilização de caminhos antes da composição do CSQ. Foram resolvidos ao todo 1056 PPLs e o custo de US\$ 127,272,000.00 foi obtido a um tempo computacional total aproximado de menos de 2 minutos (relativamente pequeno) com a proposta de instalação das 13 novas linhas descritas na Tabela 8.

Figura 20 - Ilustração da configuração base do Sistema de 46 barras Sul Brasileiro. As linhas pontilhadas representam novos ramos candidatos. As linhas adicionadas estão indicadas entre parênteses.



Fonte: Elaboração do próprio autor

Tabela 8 - Dados de barras do sistema Sul Brasileiro.

$n_{14-22} = 1$	$n_{05-11} = 2$	$n_{11-46} = 1$
$n_{18-19} = 1$	$n_{25-32} = 1$	$n_{24-25} = 2$
$n_{20-21} = 1$	$n_{31-32} = 1$	
$n_{42-43} = 2$	$n_{28-31} = 1$	
$v = US \$ 127,272,000.00$		

Fonte: Elaboração do próprio autor

6.1.1.4 Sistema Colombiano (Plano P3) sem Redespacho

Os dados para o Sistema Colombiano de 93 barras e 155 ramos sem redespacho estão apresentados nas Tabelas 24 e 25 do Anexo A. Utilizando o AHC de Garver a solução ótima do problema foi atingida em menos de 2 minutos, no passo de melhoramento das soluções diversas escolhidas para o CSQ na primeira iteração. Os resultados obtidos refletem a melhor configuração dos parâmetros dentre todos os testes realizados para atingir a solução ótima do PPEST. A configuração do sistema está ilustrada na Figura 21. Analisando a desenvoltura dos métodos dentro do algoritmo de BD temos os resultados descritos a seguir.

O primeiro teste completo foi executado resolvendo o PPEST pelo algoritmo de BD aplicando uma busca trivial na parte final do algoritmo por uma troca simples dos valores entre dois ramos. Dentre todas as tentativas a que apresentou a solução com menor número de PPLs resolvidos foi estipulada para o início da BD o conjunto P com 4 soluções, o CSQ com 4 soluções, sendo $B_1 = 2$ e $B_2 = 2$. O índice de variação dos custos para atingir estes resultados foi aleatório entre 0% e 100%.

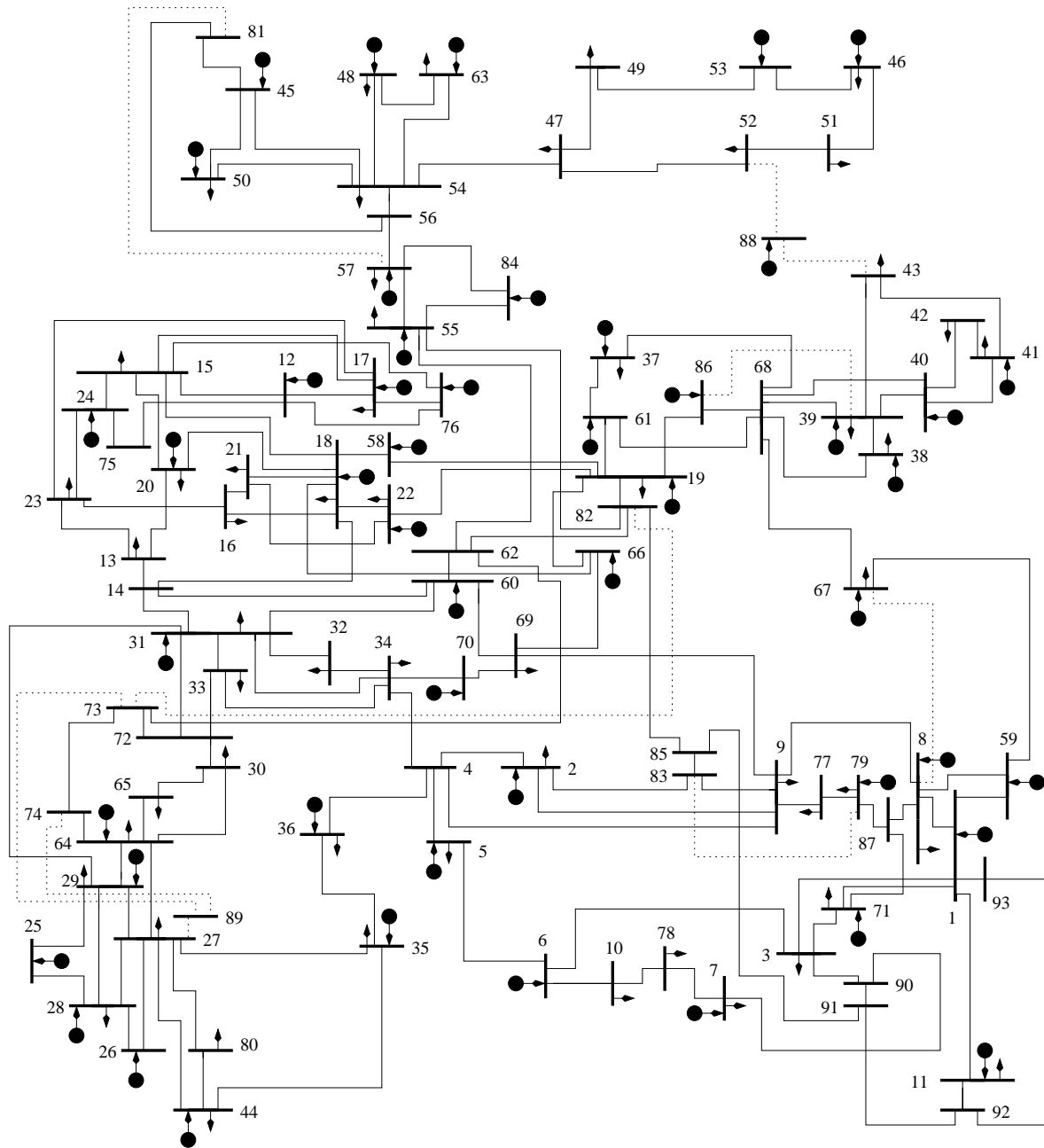
- a) O método de Geração de Soluções com Diversidade gerou 4 soluções sendo que a de melhor qualidade requer um investimento de US\$326,858,000.00.
- b) A solução de custo mínimo (o ótimo) foi atingida no método de melhoramento por inviabilização de ramos. O custo otimizado de US\$315,354,000.00 foi obtido com a proposta de instalação de 10 linhas na configuração base com a resolução de 850 PPLs. As linhas instaladas nos ramos estão indicadas na Tabela 9.

Tabela 9 - Dados de barras do sistema Colombiano (Plano P3).

$n_{52-88} = 1$	$n_{14-31} = 1$	$n_{19-66} = 2$
$n_{43-88} = 2$	$n_{55-84} = 1$	$n_{68-86} = 1$
$n_{57-81} = 1$	$n_{55-62} = 1$	
$v = US \$ 315,354,000.00$		

Fonte: Elaboração do próprio autor

Figura 21 - Ilustração da configuração base do Sistema de barras Colombiano (Plano P3). As linhas pontilhadas representam novos ramos candidatos.

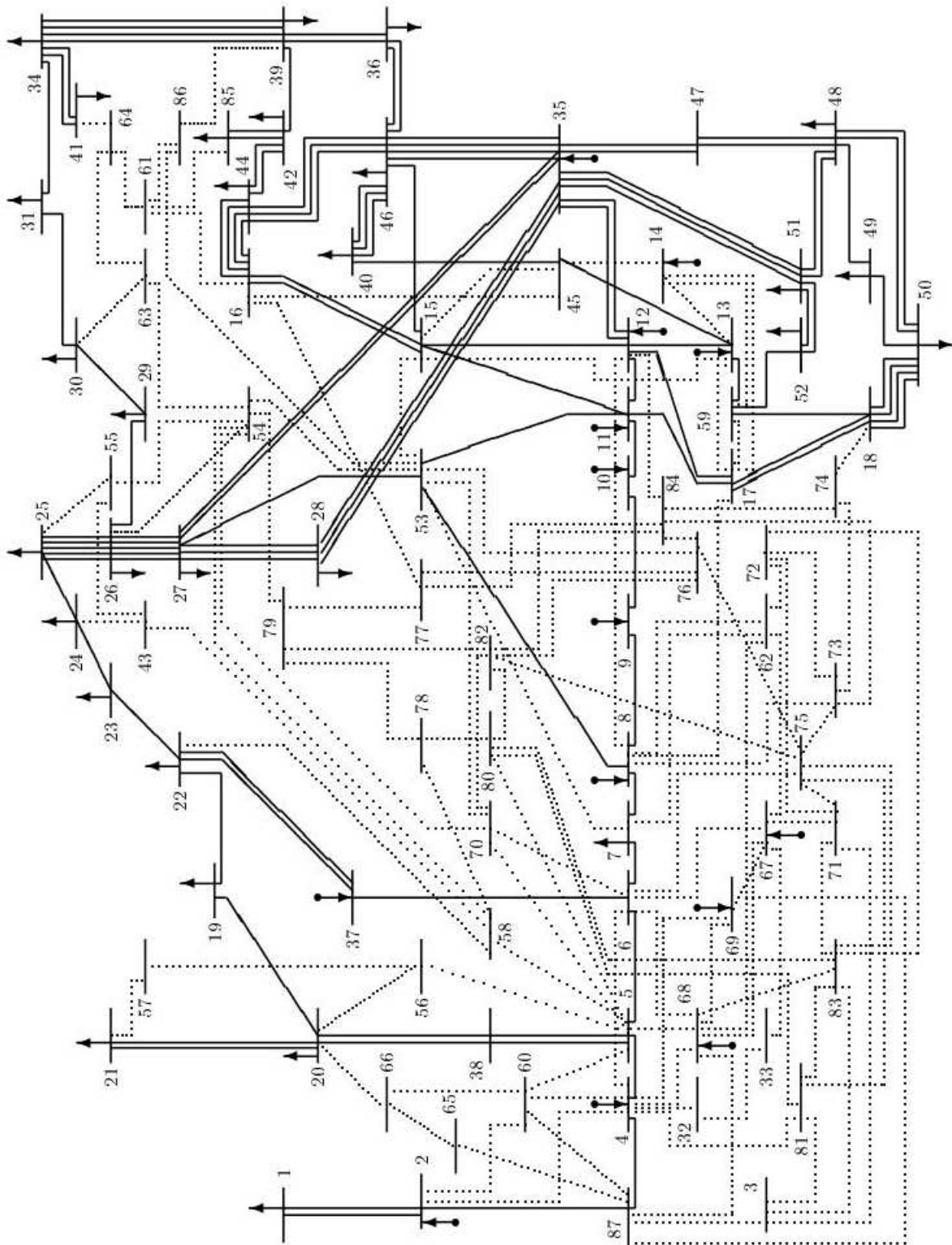


Fonte: Silva Junior (2005)

6.1.1.5 Sistema Norte-Nordeste (Plano P1) sem Redespacho

Os dados para o Sistema Norte-Nordeste de 87 barras e 183 ramos (Figura 22) que corresponde ao chamado plano P1 sem redespacho estão apresentados nas Tabelas 26 e 27 nas páginas 131 e 134 do Anexo A. Os resultados obtidos refletem a melhor configuração dos parâmetros dentre todos os testes realizados para atingir a solução ótima do PPEST. Analisando a desenvoltura dos métodos dentro do algoritmo de BD temos os resultados descritos a seguir.

Figura 22 - Ilustração da configuração base do Sistema Norte-Nordeste (Plano P1). As linhas pontilhadas representam novos ramos candidatos.



Fonte: Elaboração do próprio autor

Dentre todas as simulações a que apresentou a melhor solução encontrada com menor nú-

mero de PPLs resolvidos foi obtida a partir de um conjunto P com 800 soluções e o CSQ com 6 soluções, sendo $B_1 = 3$ e $B_2 = 3$. O índice de variação dos custos para atingir estes resultados foi aleatório entre 0% e 20%.

Esta rotina da meta-heurística precisou percorrer todo o algoritmo por 2 iterações para atingir uma solução de “boa” qualidade muito próxima da conhecida na literatura especializada. O número de iterações do algoritmo foi limitado pois não houve melhora na solução nas iterações seguintes. O método de Geração de Soluções com Diversidade gerou em cada iteração 800 soluções distintas. A solução de melhor qualidade encontrada na primeira iteração atingiu um custo de US\$ 1,214,771,000.00, na segunda US\$ 1,204,780,000.00 pode ser vista na Tabela 10, foram resolvidos 454000 PPLs.

Tabela 10 - Dados de barras do sistema Norte Nordeste.

$n_{2-60} = 2$	$n_{16-44} = 2$	$n_{43-55} = 1$
$n_{5-58} = 2$	$n_{16-61} = 1$	$n_{43-58} = 1$
$n_{5-60} = 2$	$n_{17-18} = 2$	$n_{48-49} = 3$
$n_{5-68} = 1$	$n_{18-50} = 6$	$n_{54-58} = 1$
$n_{8-17} = 1$	$n_{20-21} = 1$	$n_{54-63} = 1$
$n_{8-62} = 2$	$n_{20-38} = 1$	$n_{61-85} = 2$
$n_{9-10} = 1$	$n_{24-43} = 1$	$n_{62-67} = 2$
$n_{10-11} = 1$	$n_{25-55} = 1$	$n_{63-64} = 1$
$n_{11-17} = 1$	$n_{30-63} = 1$	$n_{67-69} = 1$
$n_{13-15} = 2$	$n_{35-51} = 1$	$n_{69-87} = 1$
$n_{14-59} = 1$	$n_{40-45} = 1$	
$n_{15-16} = 2$	$n_{41-64} = 3$	
$v = US \$ 1,204,780,000.00$		

Fonte: Elaboração do próprio autor

6.1.2 Algoritmo de BD Aplicado em PPEST Usando o AHC de Villasana-Garver-Salon para o Modelo DC

6.1.2.1 Sistema de Garver de 6 Barras e 15 ramos sem Redespacho

Submetendo o algoritmo às condições iniciais com 50% de variação máxima para a perturbação do custo, um conjunto P com 2 soluções e um CSQ com duas soluções, o algoritmo atinge a solução ótima com 9 PPLs na geração pelo Método de Combinação de Soluções de qualidade, sem a necessidade de prosseguir para os demais passos do algoritmo. Os resultados

obtidos nos passos propostos para este problema são:

- a) Método de Geração de Soluções com Diversidade: este método conseguiu gerar uma solução com a configuração de 8 novas linhas instaladas nos ramos abaixo:

$$n_{2-6} = 4, n_{3-5} = 1, n_{4-6} = 3$$

A solução obtida com a proposta de instalação das linhas de transmissão na execução do método de geração e diversificação apresentou um custo de US\$ 230,000,000.00, que foi atingida com a resolução de 7 PPLs.

- b) Método de Geração de Subconjuntos e Método de Combinação de Soluções dos CSQ: neste método gerando subconjuntos aos pares de soluções do CSQ o método de combinação atua sobre as 2 soluções do CSQ e as 15 variáveis de cada solução (ramos). Este melhoramento conseguiu gerar uma solução com um custo de US\$ 200,000,000.00 com a resolução de 2 PPLs representada pela instalação de 7 linhas nos ramos mencionados a seguir:

$$n_{2-6} = 4, n_{3-5} = 1, n_{4-6} = 2$$

Este resultado pode ser verificado em Romero (1993) e nos anexos de Rocha (2004). Na Figura 18 estão ilustradas as linhas que foram adicionadas na configuração base que pode ser visualizada nas Tabelas 18 e 19, todas disponíveis no Anexo A e ilustradas pela Figura 10. Os resultados obtidos para o Modelo DC é o mesmo que o obtido pelo modelo de Transportes, com um esforço computacional um pouco maior.

6.1.2.2 Sistema IEEE de 24 Barras sem Redespacho

Os dados para o Sistema IEEE de 24 barras e 41 ramos sem redespacho são apresentados no Anexo A nas Tabelas 20 e 21 utilizando o AHC de Villasana-Garver-Salon. Uma análise preliminar dos resultados é apresentada na sequência, sem a aplicação dos métodos de melhoria local na solução incumbente gerada pelo BD.

- a) Um teste completo foi executado resolvendo o PPEST pelo algoritmo de BD e dentre todas, a tentativa que apresentou a solução com menor número de PPLs foi atingida com a determinação de um conjunto P com 20 soluções, um CSQ com 6 soluções, sendo $B_1 = 3$ e $B_2 = 3$. O índice de variação dos custos para atingir estes resultados foi de 50%.
- b) Método de Geração de Soluções com Diversidade: este método conseguiu gerar uma solução com a configuração de 12 novas linhas instaladas nos ramos descritos na Tabela 11.

Tabela 11 - Dados de barras do sistema 24 Barras.

$n_{1-5} = 1$	$n_{3-24} = 1$	$n_{6-10} = 1$
$n_{7-8} = 1$	$n_{10-12} = 1$	$n_{14-16} = 1$
$n_{15-24} = 1$	$n_{16-17} = 2$	$n_{17-18} = 2$
$n_{6-7} = 1$		
$v = US\$ 442,000,000.00$		

Fonte: Elaboração do próprio autor

A solução obtida com a proposta de instalação das linhas de transmissão na execução do método de geração e diversificação apresentou um custo de US\$ 442,000,000.00, que foi atingida com a resolução de 299 PPLs.

- c) Método de Geração de Subconjuntos e Método de Combinação de Soluções dos CSQ com Melhoramento: neste método gerando subconjuntos aos pares de soluções do CSQ o método de combinação atua sobre as 6 soluções do CSQ e as 41 variáveis de cada solução (ramos). Estas soluções são submetidas ao AHC de Villasana-Garver-Salon com os dados originais do sistema que passarão por um melhoramento. Este melhoramento conseguiu produzir a solução ótima conhecida que pode ser encontrada em Martins (2009) e aqui foi atingida com a resolução total de 317 PPLs. O custo de US \$392,000,000.00 foi obtido com a proposta de instalação das linhas descritas a seguir.

Tabela 12 - Linhas adicionadas na solução ótima.

$n_{01-05} = 1$	$n_{07-08} = 1$	$n_{15-24} = 1$
$n_{03-24} = 1$	$n_{10-12} = 1$	$n_{16-17} = 2$
$n_{06-10} = 1$	$n_{14-16} = 1$	$n_{17-18} = 2$
$v = US\$ 392,000,000.00$		

Fonte: Elaboração do próprio autor

6.1.2.3 Sistema Sul Brasileiro sem Redespacho

Os testes para o Sistema Sul Brasileiro de 46 barras e 79 ramos sem redespacho apresentados no Anexo A nas Tabelas 22 e 23 utilizando o AHC de Villasana-Garver-Salon para o modelo DC. Os resultados obtidos refletem a melhor configuração dos parâmetros dentre todos os testes realizados para atingir a solução ótima do PPEST. Analisando o desempenho dos métodos dentro do algoritmo de BD temos os seguintes resultados em relação mecanismos aplicados.

Com 23 PPLs resolvidos foi atingida a solução ótima. Dentre todas as tentativas a que apresentou a solução com menor número de PPLs resolvidos foi estipulada para um conjunto P com 2 soluções, o CSQ com 2 soluções, sendo $B_1 = 1$ e $B_2 = 1$. O índice de variação dos custos para atingir estes resultados foi de 50%.

O Método de Geração de Soluções com Diversidade seguido de um melhoramento pelo AHC de Villasana-Garver-Salon conseguiu gerar simplesmente a solução ótima para o PPEST com a configuração de 16 novas linhas instaladas nos ramos abaixo:

Tabela 13 - Linhas adicionadas na Geração de P .

$n_{20-21} = 1$	$n_{19-25} = 1$	$n_{26-29} = 3$
$n_{42-43} = 2$	$n_{31-32} = 1$	$n_{24-25} = 2$
$n_{06-46} = 1$	$n_{28-30} = 1$	$n_{29-30} = 2$
$n_{05-06} = 2$		
$v = \text{US\$ } 154,420,000.00$		

Fonte: Elaboração do próprio autor

A solução obtida com a proposta de instalação das linhas de transmissão na execução do método de geração e diversificação apresentou um custo de US\$ 154,420,000.00, que foi atingida com a resolução de 23 PPLs.

6.1.2.4 Sistema Colombiano (Plano P3) sem Redespacho

Os testes para o Sistema Colombiano de 93 barras e 155 ramos sem redespacho apresentados nas Tabelas 24 e 25 do Anexo A utilizando o AHC de Villasana-Garver-Salon para o modelo DC atingiram a solução ótima do problema com aproximadamente 12700 PPLs. O conjunto P foi definido com 10 soluções e 4 soluções para o CSQ. Foi executado em um tempo total de aproximadamente 40 minutos. Analisando a desenvoltura dos métodos dentro do algoritmo de BD temos os seguintes resultados em relação aos dois mecanismos de busca local aplicados na parte final. A seguir são apresentados os testes:

O problema foi resolvido antes da aplicação do método de combinação da primeira e única iteração. O índice máximo de variação dos custos para atingir estes resultados foi de 50%.

Método de Geração de Soluções com Diversidade: este método gerou uma solução “boa” com a configuração de 19 novas linhas instaladas nos ramos abaixo:

A solução ótima foi obtida com a proposta de instalação das linhas de transmissão na execução melhoramento na sequência do método de geração e diversificação apresentando um custo de US\$ 562,417,000.00 de dólares.

Tabela 14 - Linhas adicionadas na Geração de P .

$n_{43-88} = 2$	$n_{15-18} = 1$	$n_{30-65} = 1$
$n_{30-72} = 1$	$n_{55-57} = 1$	$n_{55-84} = 1$
$n_{56-57} = 1$	$n_{55-62} = 1$	$n_{27-64} = 1$
$n_{27-29} = 1$	$n_{50-54} = 1$	$n_{62-73} = 1$
$n_{54-56} = 1$	$n_{72-73} = 1$	$n_{19-82} = 2$
$n_{82-85} = 1$	$n_{68-86} = 1$	
$v = \text{US\$ } 562,417,000.00$		

Fonte: Elaboração do próprio autor

6.1.2.5 Sistema Norte-Nordeste (Plano P1) sem Redespacho

Os dados para o Sistema Norte-Nordeste de 87 barras e 183 ramos sem redespacho estão apresentados nas Tabelas 26 e 27 nas páginas 131 e 134 do Anexo A. Os resultados obtidos refletem a melhor configuração dos parâmetros dentre todos os testes realizados para atingir a melhor solução encontrada para o PPEST.

Dentre todas as simulações a que apresentou a melhor solução encontrada com menor número de PPLs resolvidos foi obtida a partir de um conjunto P com 200 soluções e o CSQ com 4 soluções, sendo $B_1 = 2$ e $B_2 = 2$. O índice de variação dos custos para atingir estes resultados foi aleatório entre 0% e 10%.

Esta rotina da meta-heurística precisou percorrer todo o algoritmo por 2 iterações para atingir uma solução de “boa” qualidade muito próxima da conhecida na literatura especializada. O número de iterações do algoritmo foi limitado pois não houve melhora na solução nas iterações seguintes. O método de Geração de Soluções com Diversidade gerou em cada iteração 200 soluções distintas. A solução de melhor qualidade encontrada na primeira iteração atingiu um custo de US\$ 1,386,663,000.00 dólares, resolvidos 442182 PPLs e na segunda iteração um custo de US\$ 1,386,223,000.00 dólares, resolvidos 790000 PPLs. A adição das linhas pode ser vista na Tabela 15.

6.2 CONCLUSÕES PARCIAIS.

A meta-heurística de Busca Dispersa especializada para o PPEST apresentou bons resultados quando comparados com a literatura especializada, e os resultados deste trabalho estão apresentados de forma resumida nas Tabelas 16 e 17, respectivamente para os modelos de Transportes e modelo DC, que relacionam o número de PPLs resolvidos em cada sistema elétrico teste de acordo com o modelo usado. Estas tabelas apresentam as seguintes informações:

- $|P|$: indica a quantidade de vetores distintos que representam as soluções geradas com

Tabela 15 - Solução com linhas adicionadas para o sistema Norte Nordeste.

$n_{02-60} = 2$	$n_{22-58} = 1$	$n_{48-49} = 2$
$n_{05-58} = 2$	$n_{24-43} = 1$	$n_{49-50} = 1$
$n_{05-60} = 2$	$n_{25-55} = 2$	$n_{52-59} = 1$
$n_{13-15} = 3$	$n_{26-29} = 2$	$n_{54-58} = 1$
$n_{14-59} = 1$	$n_{26-54} = 1$	$n_{61-64} = 1$
$n_{15-16} = 2$	$n_{27-53} = 1$	$n_{61-85} = 2$
$n_{15-46} = 1$	$n_{29-30} = 1$	$n_{67-68} = 1$
$n_{16-44} = 3$	$n_{36-39} = 1$	$n_{67-69} = 1$
$n_{16-61} = 1$	$n_{36-46} = 2$	$n_{67-71} = 3$
$n_{18-50} = 6$	$n_{40-45} = 1$	$n_{71-72} = 1$
$n_{18-74} = 3$	$n_{41-64} = 2$	$n_{72-73} = 1$
$n_{20-21} = 2$	$n_{43-55} = 1$	$n_{73-74} = 1$
$n_{20-38} = 1$	$n_{43-58} = 1$	
$v = US\$ 1,386,223,000.00$		

Fonte: Elaboração do próprio autor

diversidade determinada para o conjunto P ;

- $|CSQ|$: representa a quantidade de soluções de qualidade determinadas para o conjunto P ;
- PPLs.: representa o número total de PPLs resolvidos em cada sistema;
- Incumbente: solução incumbente ou ótima encontrada para cada sistema de teste no modelo de transportes e DC.

Os custos das soluções incumbentes em cada método são dados em milhões de dólares e a solução em destaque é a solução ótima atingida para o sistema teste em questão.

Tabela 16 - Tabela dos valores incumbentes em dólares, gerados em cada parte do método de BD por sistema teste para o Modelo de Transportes.

Sistemas	$ P $	$ CSQ $	PPLs	Incumbente (dólares)
6 Barras	4	2	8	200,000,000.00
24 Barras	2	2	29	310,000,000.00
46 Barras	4	4	1056	127,272,000.00
93 Barras	4	4	850	315,354,000.00
87 Barras	800	6	454.000	1,204,780,000.00

Fonte: Elaboração do próprio autor

Uma avaliação mais consistente do método de BD pode ser obtida com o resumo destas tabelas. Pode ser concluído que:

Tabela 17 - Tabela dos valores incumbentes em dólares, gerados em cada parte do método de BD por sistema teste para o Modelo DC.

Sistemas	$ P $	$ CSQ $	PPLs	Incumbente (dólares)
6 Barras	2	2	9	200,000,000.00
24 Barras	20	6	317	392,000,000.00
46 Barras	2	2	23	154,420,000.00
93 Barras	10	4	12.700	562,417,000.00
87 Barras	200	4	790.000	1,386,223,000.00

Fonte: Elaboração do próprio autor

- O método é muito eficiente para problemas de pequeno e médio porte, ou seja, reduziu significativamente o número de PPLs resolvidos para atingir o ótimo;
- O método de Geração de Soluções com Diversidade foi destaque, pois ele conseguiu gerar a solução ótima nos sistemas em alguns casos no modelo de transportes e no modelo DC.
- Os métodos de melhoramento que usam AHCs, foram fundamentais na evolução do algoritmo, pois além de gerar soluções factíveis também proporcionaram a melhoria destas soluções.
- O método de Combinação de Soluções de Qualidade (CSQ), foi decisivo em alguns casos, pois ofereceu uma melhoria importante nas soluções incumbentes, para que na sequência o método pudesse convergir para a solução ótima.
- Foram realizados ajustes de parâmetros internos como tolerância à aceitação de soluções infactíveis.

Dentre todos os sistemas, o que apresentou maiores dificuldades foi o Sistema Norte-Nordeste (Plano P1), principalmente para o caso DC, e dentre os pesquisadores considerado o de maior grau de complexidade usadas em testes de PPEST.

7 CONCLUSÕES

Nos problemas de planejamento foram realizadas adições de novos circuitos sobre a topologia corrente do sistema elétrico que se pretendia expandir. Neste trabalho foi considerada a ampliação do sistema em um único estágio. Este problema foi formulado como sendo de Programação Linear Inteiro Misto, considerado um problema NP completo.

Foram apresentados os modelos de Transportes, Híbrido e DC de representação do problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão. Os algoritmos heurísticos construtivos de Garver e Villasana-Garver-Salon foram utilizados para construir cada uma das propostas de soluções, bem como para verificar e tornar factíveis as soluções obtidas pelas combinações e melhoramentos.

Nesta pesquisa foi desenvolvido um algoritmo de BD especializado para resolver o Problema de Planejamento de Expansão de Sistemas de Transmissão de Energia Elétrica. Foram implementados no algoritmo de BD as ferramentas de buscas locais para melhorar a convergência. Foram utilizados os modelos de Transportes e DC para resolver os sistemas de Garver, IEEE de 24 barras, o Sul Brasileiro, o Colombiano (Plano P3) e Norte-Nordeste(Plano P1).

Este modelo proposto atingiu as soluções ótimas de problemas de pequeno e médio portes com a resolução de um número de PPLs muito próximos dos encontrados na literatura. A fase de busca local para encontrar soluções de qualidade foi eficiente durante a fase inicial do método. A perturbação provocada no valor dos custos de cada linha possibilitou aos AHCs gerarem soluções com qualidade. Com esta perturbação foi possível obter as soluções ótimas dos sistemas de Garver de 6 barras e sistema IEEE de 24 barras no modelo de Transportes e dos sistemas de Garver e Sul Brasileiro com o modelo DC ainda na fase de geração do conjunto P . Nos sistemas maiores, como por exemplo, o sistema Colombiano, utilizando o modelo DC, foi encontrada uma solução com um incremento no custo inferior a 10% comparado ao custo ótimo encontrado na literatura, ainda na fase de geração do conjunto P da primeira iteração.

Os dois melhoramentos, um por troca simples de posição e outro por inviabilização de caminhos, empregados neste trabalho, foram fundamentais, em que sempre nas iterações iniciais do algoritmo puderam responder com melhorias significativas nas propostas de soluções que lhes eram oferecidas, reduzindo o desempenho na medida que os custos eram minimizados.

Algumas dificuldades e limitações na execução do algoritmo se deram por conta do conhecimento que se tinha do solver MINOS, principalmente no adequado ajuste dos parâmetros para seu funcionamento com problemas de grande porte. Este problema foi contornado com a

criação de sub-rotinas executáveis. O número de vezes em que o solver era requisitado crescia exponencialmente na medida que o tamanho e complexidade do sistema crescia.

Este trabalho pode contribuir com a apresentação de uma ferramenta eficiente, mostrando que um algoritmo de BD especializado tem condições de realizar um refinamento no espaço de busca, mantendo ou reduzindo significativamente o número de PPLs necessários para a minimização de custos nos problemas de Planejamento.

Em pesquisas futuras é possível adicionar ao método de BD outras ferramentas, como utilizar outros métodos de melhoria local, desenvolver e aplicar outros índices de sensibilidade, retirar linhas desnecessárias com critérios diferentes dos aplicados, utilizar outras maneiras para a atualização do CSQ além da desenvolvida na proposta deste trabalho. Outros mecanismos de *Path Relinking*, diferentes do utilizado na implementação desta pesquisa ainda podem ser explorados, sabendo que o modelo testado apresentou bom rendimento.

REFERÊNCIAS

- BRESESTI, P.; CALISTI, R.; CAZZOL, M. V.; GATTI, A.; PROVENZANO, D.; VAIANI, A.; VAILATI, R. The benefits of transmission expansions in the competitive electricity markets. *Energy*, Torino, v. 34, n. 3, p. 274 – 280, 2009. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544208002478>>. Acesso em: 2 dez. 2013.
- CAMPOS, V.; GLOVER, F.; LAGUNA, M.; MARTÍ, R. An experimental evaluation of a scatter search for the linear ordering problem. *Journal of Global Optimization*, Dordrecht, v. 21, p. 397–414, 2001.
- FEO, T. A.; RESENDE, M. G. Greedy randomized adaptive search procedures. *Journal of Global Optimization*, Dordrecht, v. 6, p. 109–133, 1995.
- GARVER, L. L. Transmission linear programming. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Rio de Janeiro, PAS-29, n. 9, p. 168–197, 1970.
- GARVER, L. L. Transmission network estimation using linear programming. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, São Paulo, PAS-89, n. 7, p. 1688–1697, 1970.
- GLOVER, F. Heuristics for integer programming using surrogate constraints. *Decision Sciences*, 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*, Amsterdam, v. 49, p. 231–255, 1994.
- GLOVER, F. Tabu search and adaptive memory programming advances, applications and challenges. In: BARR H.; KENNINGTON, E. E. (Ed.). *Interfaces in computer science and operations research*. Norwell: Kluwer Academic, 1996. p. 1–75.
- GLOVER, F. A template for scatter search and path relinking. *Artificial Evolution, Lecture Notes in Computer Science*, Heidelberg, v. 34, n. 10, p. 13–54, 1998.
- GLOVER, F.; LAGUNA, M. *Tabu search*. Dordrecht: Kluwer, 1997.
- GOLDBERG, D. E. *Genetics algorithms in search, optimization and machine Learning*. Boston: Addison-Wesley Longman, 1989.
- HAFFNER, S. L. *O planejamento da expansão dos sistemas elétricos no contexto de um ambiente competitivo*. 2000. 158 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2000.
- LAGUNA, M.; MARTÍ, R. *Scatter search: methodology and implementations in C*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2003.

- MARTÍ, R. Scatter Search: wellsprings and challenges. *European Journal of Operational Research*, v. 169, p. 351–358, 2006.
- MARTÍ, R.; LAGUNA, M.; GLOVER, F. Principles of scatter search. *European Journal of Operational Research*, Amsterdam, v. 169, n. 2, p. 359–372, 2006.
- MARTINS, W. A. *Busca em vizinhança variável aplicado na solução do problema de planejamento da expansão do sistema de transmissão de energia elétrica*. 2009. 85 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) — Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2009.
- MIASAKI, C. T. *Planejamento da expansão do sistema de transmissão de energia elétrica utilizando controladores FACTS*. 2006. 157 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2006.
- MLADENOVIC, N.; HANSEN, P. Variable neighborhood search. *Computers Ops. Research*, Oxford, v. 24, n. 11, p. 1097–1100, 1997.
- NEGRETE, L. P. G. *Planejamento da expansão de sistemas de transmissão considerando análise de confiabilidade e incertezas na demanda futura*. 2010. 145 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2010.
- NELDER, J. A.; MEAD, R. A simplex method for function minimization. *The Computer Journal*, Fowler, v. 7, n. 4, p. 308–313, 1965.
- NILSSON, J.; RIEDEL, S. *Circuitos elétricos*. 8. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2009. 24 p.
- PIRES, C. T. d. v. *Sistema de otimização e adaptação para a geração de referências em laminador de tiras a frio*. 2007. 112 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2007.
- RESENDE, M.; RIBEIRO, C.; GLOVER, F.; MARTÍ, R. Scatter search and path-relinking: fundamentals, advances, and applications. In: GENDREAU, M.; POTVIN, J.-Y. (Ed.). *Handbook of metaheuristics*. [S.l.]: Springer US, 2010. (International Series in Operations Research & Management Science, v. 146), p. 87–107.
- RIDER, M. J. *Planejamento da expansão de sistemas de transmissão usando os modelos CC - CA e técnicas de programação não-linear*. 2006. 236 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2006.
- RIGHETTO, E. *Desenvolvimento de técnicas eficientes de programação linear na utilização de metaheurísticas para o problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão*. 2010. 118 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2010.
- ROCHA, C. R. M. d. *Desenvolvimento de técnicas heurísticas e de otimização clássica para o problema de planejamento da expansão a longo prazo de sistemas de transmissão*. 2004. 138 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Faculdade de Engenharia, Universidade

Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2004.

ROMERO, R. *Um método de decomposição para planejamento a longo prazo de sistemas de transmissão*. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 1993.

ROMERO, R.; MONTICELLI, A. A hierarchical decomposition approach for transmission network expansion planning. *IEEE Transactions on Power Systems*, Piscataway, v. 9, p. 373–380, 1994.

ROMERO, R.; ROCHA, C.; MANTOVANI, M.; MANTOVANI, J. Analysis of heuristic algorithms for the transportation model in static and multistage planning in network expansion systems. *IEE Proceedings - Generation, Transmission and Distribution*, United Kingdom, v. 150, n. 5, 2003.

SEIFU, A.; SALON, S.; LIST, G. Optimization of transmission line planning including security constraints. *IEEE Transactions on Power Systems*, Piscataway, v. 4, n. 4, p. 1507–1513, 1989.

SILVA JUNIOR, I. d. J. *Planejamento da expansão de sistemas de transmissão considerando segurança e planos de programação da geração*. 2005. 97 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2005.

SINGH, H.; HAO, S.; PAPALEXOPOULOS, A. Transmission congestion management in competitive electricity markets. *IEEE Transactions on Power Systems*, Piscataway, v. 13, n. 2, p. 672–680, 1998.

TAGLIALENHA, S. L. d. S. *Novas aplicações de metaheurísticas na solução do problema de planejamento da expansão do sistema de transmissão de energia elétrica*. 2008. 138 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2008.

VILLASANA, R.; GARVER, L.; SALON, S. Transmission network planning using linear programming. *IEEE Transactions on Power Apparatus and System*, Piscataway, PAS-104, n. 2, p. 349–356, 1985.

ZULUAGA, A. H. E. *Análise crítica de aspectos de modelagem matemática no planejamento da expansão a longo prazo de sistemas de transmissão*. 2008. 224 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2008.

ANEXO A - DADOS DOS SISTEMAS TESTES

Tabela 18 - Dados de barras do sistema de Garver de 6 barras.

Barra	Geração (MW)	Carga (MW)
1	50,00	80,00
2	0,00	240,00
3	165,00	40,00
4	0,00	160,00
5	0,00	240,00
6	545,00	0,00

Fonte: IEEE(2014).

Tabela 19 - Sistema de Garver de 6 barras e 15 ramos.

N ^o	Ramos	Número de Linhas	Reatância (pu)	Capacidade (MW)	Custo 10 ⁶ US\$
1	1 - 2	1	0,4000	100	40
2	1 - 3	0	0,3800	100	38
3	1 - 4	1	0,6000	80	60
4	1 - 5	1	0,2000	100	20
5	1 - 6	0	0,6800	70	68
6	2 - 3	1	0,2000	100	20
7	2 - 4	1	0,4000	100	40
8	2 - 5	0	0,3100	100	31
9	2 - 6	0	0,3000	100	30
10	3 - 4	0	0,5900	82	59
11	3 - 5	1	0,2000	100	20
12	3 - 6	0	0,4800	100	48
13	4 - 5	0	0,6300	75	63
14	4 - 6	0	0,3000	100	30
15	5 - 6	0	0,6100	78	61

Fonte: IEEE(2014).

Tabela 20 - Dados de barras do sistema IEEE 24 barras.

Barra	Geração (MW)	Carga (MW)
1	465,00	324,00
2	576,00	291,00
3	0,00	540,00
4	0,00	222,00
5	0,00	213,00
6	0,00	408,00
7	722,00	375,00
8	0,00	513,00
9	0,00	525,00
10	0,00	585,00
11	0,00	0,00
12	0,00	0,00
13	1424,00	795,00
14	0,00	582,00
15	645,00	951,00
16	465,00	300,00
17	0,00	0,00
18	1200,00	999,00
19	0,00	543,00
20	0,00	384,00
21	1200,00	0,00
22	900,00	0,00
23	954,00	0,00
24	0,00	0,00

Fonte: IEEE(2014).

Tabela 21 - Sistema IEEE de 24 barras e 41 ramos.(Continua)

Nº	Ramos	Número de Linhas	Reatância (pu)	Capacidade (MW)	Custo 10 ³ US\$
1	01 - 02	1	0,0139	175	3000
2	01 - 03	1	0,2112	175	55000
3	01 - 05	1	0,0845	175	22000
4	02 - 04	1	0,1267	175	33000
5	02 - 06	1	0,1920	175	50000
6	03 - 09	1	0,1190	175	31000
7	03 - 24	1	0,0839	400	50000
8	04 - 09	1	0,1037	175	27000

(Conclusão)					
Nº	Ramos	Número de Linhas	Reatância (pu)	Capacidade (MW)	Custo 10 ³ US\$
9	05 - 10	1	0,0883	175	23000
10	06 - 10	1	0,0605	175	16000
11	07 - 08	1	0,0614	175	16000
12	08 - 09	1	0,1651	175	43000
13	08 - 10	1	0,1651	175	43000
14	09 - 11	1	0,0839	400	50000
15	09 - 12	1	0,0839	400	50000
16	10 - 11	1	0,0839	400	50000
17	10 - 12	1	0,0839	400	50000
18	11 - 13	1	0,0476	500	66000
19	11 - 14	1	0,0418	500	58000
20	12 - 13	1	0,0476	500	66000
21	12 - 23	1	0,0966	500	134000
22	13 - 23	1	0,0865	500	120000
23	14 - 16	1	0,0389	500	54000
24	15 - 16	1	0,0173	500	24000
25	15 - 21	2	0,0490	500	68000
26	15 - 24	1	0,0519	500	72000
27	16 - 17	1	0,0259	500	36000
28	16 - 19	1	0,0231	500	32000
29	17 - 18	1	0,0144	500	20000
30	17 - 22	1	0,1053	500	146000
31	18 - 21	2	0,0259	500	36000
32	19 - 20	2	0,0396	500	55000
33	20 - 23	2	0,0216	500	30000
34	21 - 22	1	0,0678	500	94000
35	01 - 08	0	0,1344	500	35000
36	02 - 08	0	0,1267	500	33000
37	06 - 07	0	0,1920	500	50000
38	13 - 14	0	0,0447	500	62000
39	14 - 23	0	0,0620	500	86000
40	16 - 23	0	0,0822	500	114000
41	19 - 23	0	0,0606	500	84000

Fonte: IEEE(2014).

Tabela 22 - Dados do sistema Sul Brasileiro de 46 barras.

(Continua)

Barra	Geração (MW)	Carga (MW)
1	0,00	0,00
2	0,00	443,10
3	0,00	0,00
4	0,00	300,70
5	0,00	238,00
6	0,00	0,00
7	0,00	0,00
8	0,00	72,20
9	0,00	0,00
10	0,00	0,00
11	0,00	0,00
12	0,00	511,90
13	0,00	185,80
14	944,00	0,00
15	0,00	0,00
16	1366,10	0,00
17	1000,00	0,00
18	0,00	0,00
19	773,00	0,00
20	0,00	1091,20
21	0,00	0,00
22	0,00	81,90
23	0,00	458,10
24	0,00	478,20
25	0,00	0,00
26	0,00	231,90
27	54,00	0,00
28	730,00	0,00
29	0,00	0,00
30	0,00	0,00
31	310,00	0,00
32	450,00	0,00
33	0,00	229,10

(Conclusão)		
Barra	Geração (MW)	Carga (MW)
34	221,00	0,00
35	0,00	216,00
36	0,00	90,10
37	212,00	0,00
38	0,00	216,00
39	221,00	0,00
40	0,00	262,10
41	0,00	0,00
42	0,00	1607,90
43	0,00	0,00
44	0,00	79,10
45	0,00	86,70
46	599,00	0,00

Fonte: IEEE(2014).

Tabela 23 - Dados de linhas do sistema Sul Brasileiro de 46 barras.

(Continua)					
Nº	Ramos	Número de Linhas	Reatância (pu)	Capacidade (MW)	Custo 10 ³ US\$
1	01 - 07	1	0,0616	270	4349
2	01 - 02	2	0,1065	270	7076
3	04 - 09	1	0,0924	270	6217
4	05 - 09	1	0,1173	270	7732
5	05 - 08	1	0,1132	270	7480
6	07 - 08	1	0,1023	270	6823
7	04 - 05	2	0,0566	270	4046
8	02 - 05	2	0,0324	270	2581
9	08 - 13	1	0,1348	240	8793
10	09 - 14	2	0,1756	220	11267
11	12 - 14	2	0,0740	270	5106
12	14 - 18	2	0,1514	240	9803
13	13 - 18	1	0,1805	220	11570
14	13 - 20	1	0,1073	270	7126
15	18 - 20	1	0,1997	200	12732

(Continuação)

Nº	Ramos	Número de Linhas	Reatância (pu)	Capacidade (MW)	Custo 10 ³ US\$
16	19 - 21	1	0,0278	1500	32632
17	16 - 17	1	0,0078	2000	10505
18	17 - 19	1	0,0061	2000	8715
19	14 - 26	1	0,1614	220	10409
20	14 - 22	1	0,0840	270	5712
21	22 - 26	1	0,0790	270	5409
22	20 - 23	2	0,0932	270	6268
23	23 - 24	2	0,0774	270	5308
24	26 - 27	2	0,0832	270	5662
25	24 - 34	1	0,1647	220	10611
26	24 - 33	1	0,1448	240	9399
27	33 - 34	1	0,1265	270	8288
28	27 - 36	1	0,0915	270	6167
29	27 - 38	2	0,2080	200	13237
30	36 - 37	1	0,1057	270	7025
31	34 - 35	2	0,0491	270	3591
32	35 - 38	1	0,1980	200	12631
33	37 - 39	1	0,0283	270	2329
34	37 - 40	1	0,1281	270	8389
35	37 - 42	1	0,2105	200	13388
36	39 - 42	3	0,2030	200	12934
37	40 - 42	1	0,0932	270	6268
38	38 - 42	3	0,0907	270	6116
39	32 - 43	1	0,0309	1400	35957
40	42 - 44	1	0,1206	270	7934
41	44 - 45	1	0,1864	200	11924
42	19 - 32	1	0,0195	1800	23423
43	46 - 19	1	0,0222	1800	26365
44	46 - 16	1	0,0203	1800	24319
45	18 - 19	1	0,0125	600	8178
46	20 - 21	1	0,0125	600	8178
47	42 - 43	1	0,0125	600	8178
48	02 - 04	0	0,0882	270	5965
49	14 - 15	0	0,0374	270	2884
50	46 - 10	0	0,0081	2000	10889

(Conclusão)					
Nº	Ramos	Número de Linhas	Reatância (pu)	Capacidade (MW)	Custo 10 ³ US\$
51	04 - 11	0	0,2246	240	14247
52	05 - 11	0	0,0915	270	6167
53	46 - 06	0	0,0128	2000	16005
54	46 - 03	0	0,0203	1800	24319
55	16 - 28	0	0,0222	1800	26365
56	16 - 32	0	0,0311	1400	36213
57	17 - 32	0	0,0232	1700	27516
58	19 - 25	0	0,0325	1400	37748
59	21 - 25	0	0,0174	2000	21121
60	25 - 32	0	0,0319	1400	37109
61	31 - 32	0	0,0046	2000	7052
62	28 - 31	0	0,0053	2000	7819
63	28 - 30	0	0,0058	2000	8331
64	27 - 29	0	0,0998	270	6672
65	26 - 29	0	0,0541	270	3894
66	28 - 41	0	0,0339	1300	39283
67	28 - 43	0	0,0406	1200	46701
68	31 - 41	0	0,0278	1500	32632
69	32 - 41	0	0,0309	1400	35957
70	41 - 43	0	0,0139	2000	17284
71	40 - 45	0	0,2205	180	13994
72	15 - 16	0	0,0125	600	8178
73	46 - 11	0	0,0125	600	8178
74	24 - 25	0	0,0125	600	8178
75	29 - 30	0	0,0125	600	8178
76	40 - 41	0	0,0125	600	8178
77	02 - 03	0	0,0125	600	8178
78	05 - 06	0	0,0125	600	8178
79	09 - 10	0	0,0125	600	8178

Fonte: IEEE(2014).

Tabela 24 - Dados do sistema Colombiano de 93 barras.

(Continua)

Barra	Geração (MW)	Carga (MW)
1	240,00	0,00
2	165,00	486,66
3	0,00	587,08
4	0,00	0,00
5	40,00	351,42
6	34,00	0,00
7	136,00	448,03
8	230,00	505,87
9	0,00	519,69
10	0,00	88,84
11	108,00	220,15
12	47,00	0,00
13	0,00	260,08
14	0,00	0,00
15	0,00	562,84
16	0,00	351,90
17	35,00	203,00
18	540,00	54,10
19	1340,00	29,28
20	45,00	302,27
21	0,00	277,44
22	200,00	79,17
23	0,00	302,27
24	150,00	0,00
25	86,00	0,00
26	70,00	0,00
27	0,00	396,71
28	14,00	486,39
29	618,00	505,96
30	0,00	199,55
31	189,00	391,88
32	0,00	188,33
33	0,00	247,24

(Continuação)

Barra	Geração (MW)	Carga (MW)
34	0,00	115,81
35	200,00	256,86
36	44,00	167,29
37	138,00	176,30
38	15,00	129,72
39	15,00	268,19
40	305,00	0,00
41	100,00	81,85
42	0,00	152,39
43	0,00	52,90
44	23,00	384,64
45	1208,00	0,00
46	150,00	181,62
47	0,00	61,60
48	885,00	896,26
49	0,00	193,27
50	240,00	632,75
51	0,00	190,45
52	0,00	55,60
53	320,00	0,00
54	0,00	114,19
55	40,00	333,59
56	0,00	0,00
57	130,00	336,94
58	190,00	0,00
59	160,00	0,00
60	1216,00	0,00
61	155,00	0,00
62	0,00	0,00
63	1090,00	52,77
64	280,00	132,35
65	0,00	197,58
66	300,00	0,00
67	474,00	397,98
68	0,00	0,00

(Conclusão)

Barra	Geração (MW)	Carga (MW)
69	0,00	106,61
70	180,00	0,00
71	424,00	471,21
72	0,00	0,00
73	0,00	0,00
74	0,00	0,00
75	0,00	0,00
76	40,00	0,00
77	0,00	82,85
78	0,00	54,07
79	300,00	146,87
80	0,00	88,34
81	0,00	0,00
82	0,00	0,00
83	0,00	0,00
84	500,00	0,00
85	0,00	0,00
86	850,00	0,00
87	0,00	0,00
88	300,00	0,00
89	0,00	0,00
90	0,00	0,00
91	0,00	0,00
92	0,00	0,00
93	0,00	0,00

Fonte: IEEE(2014).

Tabela 25 - Dados de linhas do sistema Colombiano de 93 barras.

(Continua)

Nº	Ramos	Número de Linhas	Reatância (pu)	Capacidade (MW)	Custo 10 ³ US\$
1	52 - 88	0	0,0980	300	34190
2	43 - 88	0	0,1816	250	39560
3	57 - 81	0	0,0219	550	58890

(Continuação)

Nº	Ramos	Número de Linhas	Reatância (pu)	Capacidade (MW)	Custo 10 ³ US\$
4	73 - 82	0	0,0374	550	97960
5	27 - 89	0	0,0267	450	13270
6	74 - 89	0	0,0034	550	14570
7	73 - 89	0	0,0246	550	66650
8	79 - 83	0	0,0457	350	15400
9	08 - 67	0	0,2240	250	29200
10	39 - 86	0	0,0545	350	9880
11	25 - 28	1	0,0565	320	9767
12	25 - 29	1	0,0570	320	9882
13	13 - 14	2	0,0009	350	3902
14	13 - 20	1	0,0178	350	5742
15	13 - 23	1	0,0277	350	7007
16	14 - 31	2	0,1307	250	18622
17	14 - 18	2	0,1494	250	20232
18	14 - 60	2	0,1067	300	15977
19	02 - 04	2	0,0271	350	6662
20	02 - 09	1	0,0122	350	5282
21	02 - 83	1	0,0200	570	5972
22	09 - 83	1	0,0200	400	5972
23	15 - 18	1	0,0365	450	7927
24	15 - 17	1	0,0483	320	9422
25	15 - 20	1	0,0513	320	9652
26	15 - 76	1	0,0414	320	9882
27	15 - 24	1	0,0145	350	5282
28	37 - 61	1	0,0139	350	4937
29	19 - 61	2	0,1105	250	16092
30	61 - 68	1	0,0789	250	12412
31	37 - 68	1	0,0544	320	9652
32	40 - 68	1	0,1320	320	18162
33	12 - 75	1	0,0641	320	11492
34	24 - 75	1	0,0161	350	5512
35	35 - 36	1	0,2074	250	27362
36	27 - 35	1	0,1498	250	22072
37	35 - 44	2	0,1358	250	20347
38	38 - 68	1	0,0389	350	7927

(Continuação)

Nº	Ramos	Número de Linhas	Reatância (pu)	Capacidade (MW)	Custo 10 ³ US\$
39	38 - 39	1	0,0300	350	6317
40	27 - 80	1	0,0242	350	7007
41	44 - 80	1	0,1014	250	17587
42	56 - 81	1	0,0114	550	32858
43	45 - 54	1	0,0946	320	13562
44	45 - 50	2	0,0070	350	4362
45	10 - 78	1	0,0102	350	4937
46	07 - 78	1	0,0043	350	4132
47	30 - 64	1	0,1533	250	20577
48	30 - 65	1	0,0910	250	13677
49	30 - 72	2	0,0173	350	5512
50	55 - 57	1	0,0174	600	46808
51	57 - 84	1	0,0087	600	26658
52	55 - 84	1	0,0087	600	26658
53	56 - 57	2	0,0240	600	62618
54	09 - 77	1	0,0190	350	5857
55	77 - 79	1	0,0097	350	5167
56	01 - 59	2	0,0232	350	6202
57	59 - 67	2	0,1180	250	16667
58	08 - 59	2	0,1056	250	15402
59	01 - 03	1	0,1040	250	15862
60	03 - 71	1	0,0136	450	5167
61	03 - 06	1	0,0497	350	9422
62	55 - 62	1	0,0281	550	70988
63	47 - 52	1	0,0644	350	10572
64	51 - 52	1	0,0859	250	12872
65	29 - 31	2	0,1042	250	32981
66	41 - 42	1	0,0094	350	4707
67	40 - 42	1	0,0153	350	5167
68	46 - 53	2	0,1041	250	14597
69	46 - 51	1	0,1141	250	16322
70	69 - 70	2	0,0228	350	6202
71	66 - 69	2	0,1217	250	17127
72	09 - 69	2	0,1098	350	15747
73	60 - 69	2	0,0906	350	13677

(Continuação)

Nº	Ramos	Número de Linhas	Reatância (pu)	Capacidade (MW)	Custo 10 ³ US\$
74	31 - 32	1	0,0259	350	6547
75	32 - 34	1	0,0540	350	9767
76	16 - 18	1	0,0625	350	10917
77	16 - 23	1	0,0238	350	6892
78	16 - 21	1	0,0282	350	6892
79	31 - 34	1	0,0792	250	12412
80	31 - 33	2	0,0248	350	6432
81	31 - 60	2	0,1944	250	25982
82	31 - 72	2	0,0244	350	6317
83	47 - 54	2	0,1003	250	14252
84	47 - 49	2	0,0942	250	13562
85	18 - 58	2	0,0212	350	5742
86	18 - 20	1	0,0504	350	9537
87	18 - 66	2	0,0664	350	11377
88	18 - 21	1	0,0348	350	7467
89	18 - 22	1	0,0209	350	6432
90	19 - 22	1	0,0691	350	11722
91	04 - 05	3	0,0049	350	4247
92	05 - 06	2	0,0074	350	4477
93	17 - 23	1	0,0913	250	12987
94	17 - 76	1	0,0020	350	3902
95	12 - 17	1	0,0086	350	4707
96	01 - 71	2	0,0841	250	14367
97	01 - 08	1	0,0810	250	13217
98	01 - 11	1	0,0799	250	12527
99	04 - 36	2	0,0850	250	13562
100	19 - 58	1	0,0826	320	11722
101	27 - 64	1	0,0280	350	6777
102	27 - 28	1	0,0238	350	6202
103	27 - 44	1	0,0893	250	16322
104	26 - 27	1	0,0657	350	10917
105	27 - 29	1	0,0166	350	5052
106	19 - 66	1	0,0516	350	9307
107	73 - 74	1	0,0214	600	58278
108	64 - 65	1	0,0741	350	11837

(Continuação)

Nº	Ramos	Número de Linhas	Reatância (pu)	Capacidade (MW)	Custo 10 ³ US\$
109	29 - 64	1	0,0063	350	4362
110	04 - 34	2	0,1016	270	14942
111	34 - 70	2	0,0415	350	8272
112	33 - 34	1	0,1139	320	16322
113	08 - 71	1	0,0075	400	4477
114	54 - 63	3	0,0495	320	9077
115	48 - 63	1	0,0238	350	6317
116	67 - 68	2	0,1660	250	22072
117	39 - 68	1	0,0145	350	5282
118	08 - 09	1	0,0168	350	5972
119	79 - 87	1	0,0071	350	4477
120	08 - 87	1	0,0132	350	5167
121	39 - 43	1	0,1163	250	16552
122	41 - 43	1	0,1142	250	16322
123	23 - 24	1	0,0255	350	6317
124	21 - 22	1	0,0549	350	9882
125	26 - 28	1	0,0512	350	9307
126	28 - 29	1	0,0281	350	6777
127	06 - 10	1	0,0337	350	7582
128	33 - 72	1	0,0228	350	6202
129	39 - 40	2	0,1020	250	16207
130	12 - 76	1	0,0081	350	4707
131	48 - 54	3	0,0396	350	8042
132	50 - 54	2	0,0876	250	12872
133	62 - 73	1	0,0272	750	73158
134	49 - 53	2	0,1008	250	14252
135	40 - 41	1	0,0186	350	5742
136	45 - 81	1	0,0267	450	13270
137	64 - 74	1	0,0267	500	13270
138	54 - 56	3	0,0267	450	13270
139	60 - 62	3	0,0257	450	13270
140	72 - 73	2	0,0267	500	13270
141	19 - 82	1	0,0267	450	13270
142	55 - 82	1	0,0290	550	77498
143	62 - 82	1	0,0101	600	30998

(Conclusão)					
Nº	Ramos	Número de Linhas	Reatância (pu)	Capacidade (MW)	Custo 10 ³ US\$
144	83 - 85	2	0,0267	450	13270
145	82 - 85	1	0,0341	700	89898
146	19 - 86	1	0,1513	300	20922
147	68 - 86	1	0,0404	350	8272
148	07 - 90	2	0,0050	350	4247
149	03 - 90	1	0,0074	350	4592
150	90 - 91	1	0,0267	550	13270
151	85 - 91	1	0,0139	600	40298
152	11 - 92	1	0,0267	450	13270
153	01 - 93	1	0,0267	450	13270
154	92 - 93	1	0,0097	600	30068
155	91 - 92	1	0,0088	600	27588

Fonte: IEEE(2014).

Tabela 26 - Dados do sistema Norte-Nordeste de 87 barras de 2002.

(Continua)		
Barra	Geração (MW)	Carga (MW)
1	0,00	1857,00
2	4048,00	0,00
3	0,00	0,00
4	517,00	0,00
5	0,00	0,00
6	0,00	0,00
7	0,00	31,00
8	403,00	0,00
9	465,00	0,00
10	538,00	0,00
11	2200,00	0,00
12	2257,00	0,00
13	4510,00	0,00
14	542,00	0,00
15	0,00	0,00
16	0,00	0,00

(Continuação)

Barra	Geração (MW)	Carga (MW)
17	0,00	0,00
18	0,00	0,00
19	0,00	86,00
20	0,00	125,00
21	0,00	722,00
22	0,00	291,00
23	0,00	58,00
24	0,00	159,00
25	0,00	1502,00
26	0,00	47,00
27	0,00	378,00
28	0,00	189,00
29	0,00	47,00
30	0,00	189,00
31	0,00	110,00
32	0,00	0,00
33	0,00	0,00
34	0,00	28,00
35	1635,00	0,00
36	0,00	225,00
37	169,00	0,00
38	0,00	0,00
39	0,00	186,00
40	0,00	1201,00
41	0,00	520,00
42	0,00	341,00
43	0,00	0,00
44	0,00	4022,00
45	0,00	0,00
46	0,00	205,00
47	0,00	0,00
48	0,00	347,00
49	0,00	777,00
50	0,00	5189,00
51	0,00	290,00

(Continuação)

Barra	Geração (MW)	Carga (MW)
52	0,00	707,00
53	0,00	0,00
54	0,00	0,00
55	0,00	0,00
56	0,00	0,00
57	0,00	0,00
58	0,00	0,00
59	0,00	0,00
60	0,00	0,00
61	0,00	0,00
62	0,00	0,00
63	0,00	0,00
64	0,00	0,00
65	0,00	0,00
66	0,00	0,00
67	1242,00	0,00
68	888,00	0,00
69	902,01	0,00
70	0,00	0,00
71	0,00	0,00
72	0,00	0,00
73	0,00	0,00
74	0,00	0,00
75	0,50	0,00
76	0,00	0,00
77	0,00	0,00
78	0,00	0,00
79	0,00	0,00
80	0,00	0,00
81	0,00	0,00
82	0,00	0,00
83	0,00	0,00
84	0,00	0,00
85	0,00	487,00
86	0,00	0,00

(Conclusão)		
Barra	Geração (MW)	Carga (MW)
87	0,00	0,00

Fonte: IEEE(2014).

Tabela 27 - Dados de linhas do sistema Norte-Nordeste de 87 barras de 2002.

(Continua)					
Nº	Ramos	Número de Linhas	Reatância (pu)	Capacidade (MW)	Custo 10 ³ US\$
1	01 - 02	2	0,0374	1000	44056
2	02 - 04	0	0,0406	1000	48880
3	02 - 60	0	0,0435	1000	52230
4	02 - 87	1	0,0259	1000	31192
5	03 - 71	0	0,0078	3200	92253
6	03 - 81	0	0,0049	3200	60153
7	03 - 83	0	0,0043	3200	53253
8	03 - 87	0	0,0058	1200	21232
9	04 - 05	1	0,0435	1000	52230
10	04 - 06	0	0,0487	1000	58260
11	04 - 32	0	0,0233	300	7510
12	04 - 60	0	0,0215	1000	26770
13	04 - 68	0	0,0070	1000	10020
14	04 - 69	0	0,0162	1000	20740
15	04 - 81	0	0,0058	1200	21232
16	04 - 87	1	0,0218	1000	26502
17	05 - 06	1	0,0241	1000	29852
18	05 - 38	2	0,0117	600	8926
19	05 - 56	0	0,0235	1000	29182
20	05 - 58	0	0,0220	1000	27440
21	05 - 60	0	0,0261	1000	32130
22	05 - 68	0	0,0406	1000	48880
23	05 - 70	0	0,0464	1000	55580
24	05 - 80	0	0,0058	1200	21232
25	06 - 07	1	0,0288	1000	35212
26	06 - 37	1	0,0233	300	7510
27	06 - 67	0	0,0464	1000	55580

(Continuação)

Nº	Ramos	Número de Linhas	Reatância (pu)	Capacidade (MW)	Custo 10 ³ US\$
28	06 - 68	0	0,0476	1000	56920
29	06 - 70	0	0,0371	1000	44860
30	06 - 75	0	0,0058	1200	21232
31	07 - 08	1	0,0234	1000	29048
32	07 - 53	0	0,0452	1000	54240
33	07 - 62	0	0,0255	1000	31460
34	08 - 09	1	0,0186	1000	23420
35	08 - 12	0	0,0394	1000	47540
36	08 - 17	0	0,0447	1000	53570
37	08 - 53	1	0,0365	1200	44190
38	08 - 62	0	0,0429	1000	51560
39	08 - 73	0	0,0058	1200	21232
40	09 - 10	1	0,0046	1000	7340
41	10 - 11	1	0,0133	1000	17390
42	11 - 12	1	0,0041	1200	6670
43	11 - 15	1	0,0297	1200	36284
44	11 - 17	1	0,0286	1200	35078
45	11 - 53	1	0,0254	1000	31326
46	12 - 13	1	0,0046	1200	7340
47	12 - 15	1	0,0256	1200	31594
48	12 - 17	1	0,0246	1200	30388
49	12 - 35	2	0,0117	600	8926
50	12 - 84	0	0,0058	1200	21232
51	13 - 14	0	0,0075	1200	10690
52	13 - 15	0	0,0215	1200	26770
53	13 - 17	0	0,0232	1200	28780
54	13 - 45	1	0,0290	1200	35480
55	13 - 59	1	0,0232	1200	28780
56	14 - 17	0	0,0232	1200	28780
57	14 - 45	0	0,0232	1200	28780
58	14 - 59	0	0,0157	1200	20070
59	15 - 16	2	0,0197	1200	24760
60	15 - 45	0	0,0103	1200	13906
61	15 - 46	1	0,0117	600	8926
62	15 - 53	0	0,0423	1000	50890

(Continuação)

Nº	Ramos	Número de Linhas	Reatância (pu)	Capacidade (MW)	Custo 10 ³ US\$
63	16 - 44	4	0,0117	600	8926
64	16 - 45	0	0,0220	1200	27440
65	16 - 61	0	0,0128	1000	16720
66	16 - 77	0	0,0058	1200	21232
67	17 - 18	2	0,0170	1200	21678
68	17 - 59	0	0,0170	1200	21678
69	18 - 50	4	0,0117	600	8926
70	18 - 59	1	0,0331	1200	40170
71	18 - 74	0	0,0058	1200	21232
72	19 - 20	1	0,0934	170	5885
73	19 - 22	1	0,1877	170	11165
74	20 - 21	1	0,0715	300	6960
75	20 - 21	1	0,1032	170	6435
76	20 - 38	2	0,1382	300	12840
77	20 - 56	0	0,0117	600	8926
78	20 - 66	0	0,2064	170	12210
79	21 - 57	0	0,0117	600	8926
80	22 - 23	1	0,1514	170	9130
81	22 - 37	2	0,2015	170	11935
82	22 - 58	0	0,0233	300	7510
83	23 - 24	1	0,1651	170	9900
84	24 - 25	1	0,2153	170	12705
85	24 - 43	0	0,0233	300	7510
86	25 - 26	2	0,1073	300	29636
87	25 - 26	3	0,1691	170	10120
88	25 - 55	0	0,0117	600	8926
89	26 - 27	2	0,1404	300	25500
90	26 - 27	3	0,2212	170	12760
91	26 - 29	1	0,1081	170	6710
92	26 - 54	0	0,0117	600	8926
93	27 - 28	3	0,0826	170	5335
94	27 - 35	2	0,1367	300	25000
95	27 - 53	1	0,0117	600	8926
96	28 - 35	3	0,1671	170	9900
97	29 - 30	1	0,0688	170	4510

(Continuação)

Nº	Ramos	Número de Linhas	Reatância (pu)	Capacidade (MW)	Custo 10 ³ US\$
98	30 - 31	1	0,0639	170	4235
99	30 - 63	0	0,0233	300	7510
100	31 - 34	1	0,1406	170	8525
101	32 - 33	0	0,1966	170	11660
102	33 - 67	0	0,0233	300	7510
103	34 - 39	2	0,1160	170	7150
104	34 - 39	2	0,2968	80	6335
105	34 - 41	2	0,0993	170	6215
106	35 - 46	4	0,2172	170	12705
107	35 - 47	2	0,1327	170	8085
108	35 - 51	3	0,1602	170	9625
109	36 - 39	2	0,1189	170	7315
110	36 - 46	2	0,0639	170	4235
111	39 - 42	1	0,0973	170	6105
112	39 - 86	0	0,0233	300	7510
113	40 - 45	1	0,0117	600	8926
114	40 - 46	3	0,0875	170	5500
115	41 - 64	0	0,0233	300	7510
116	42 - 44	2	0,0698	170	4565
117	42 - 85	2	0,0501	170	3465
118	43 - 55	0	0,0254	1000	31326
119	43 - 58	0	0,0313	1000	38160
120	44 - 46	3	0,1671	170	10010
121	47 - 48	2	0,1966	170	11660
122	48 - 49	1	0,0757	170	4895
123	48 - 50	2	0,0256	170	2090
124	48 - 51	2	0,2163	170	12760
125	49 - 50	1	0,0835	170	5335
126	51 - 52	2	0,0560	170	3795
127	52 - 59	1	0,0117	600	8926
128	53 - 54	0	0,0270	1000	32120
129	53 - 70	0	0,0371	1000	44860
130	53 - 76	0	0,0058	1200	21232
131	53 - 86	0	0,0389	1000	46870
132	54 - 55	0	0,0206	1000	25028

(Continuação)

Nº	Ramos	Número de Linhas	Reatância (pu)	Capacidade (MW)	Custo 10 ³ US\$
133	54 - 58	0	0,0510	1000	60940
134	54 - 63	0	0,0203	1000	25430
135	54 - 70	0	0,0360	1000	43520
136	54 - 79	0	0,0058	1200	21232
137	56 - 57	0	0,0122	1000	16050
138	58 - 78	0	0,0058	1200	21232
139	60 - 66	0	0,0233	300	7510
140	60 - 87	0	0,0377	1000	45530
141	61 - 64	0	0,0186	1000	23420
142	61 - 85	0	0,0233	300	7510
143	61 - 86	0	0,0139	1000	18060
144	62 - 67	0	0,0464	1000	55580
145	62 - 68	0	0,0557	1000	66300
146	62 - 72	0	0,0058	1200	21232
147	63 - 64	0	0,0290	1000	35480
148	65 - 66	0	0,3146	170	18260
149	65 - 87	0	0,0233	300	7510
150	67 - 68	0	0,0290	1000	35480
151	67 - 69	0	0,0209	1000	26100
152	67 - 71	0	0,0058	1200	21232
153	68 - 69	0	0,0139	1000	18060
154	68 - 83	0	0,0058	1200	21232
155	68 - 87	0	0,0186	1000	23240
156	69 - 87	0	0,0139	1000	18060
157	70 - 82	0	0,0058	1200	21232
158	71 - 72	0	0,0108	3200	125253
159	71 - 75	0	0,0108	3200	125253
160	71 - 83	0	0,0067	3200	80253
161	72 - 73	0	0,0100	3200	116253
162	72 - 83	0	0,0130	3200	149253
163	73 - 74	0	0,0130	3200	149253
164	73 - 75	0	0,0130	3200	149253
165	73 - 84	0	0,0092	3200	107253
166	74 - 84	0	0,0108	3200	125253
167	75 - 76	0	0,0162	3200	185253

(Conclusão)					
N ^o	Ramos	Número de Linhas	Reatância (pu)	Capacidade (MW)	Custo 10 ³ US\$
168	75 - 81	0	0,0113	3200	131253
169	75 - 82	0	0,0086	3200	101253
170	75 - 83	0	0,0111	3200	128253
171	76 - 77	0	0,0130	3200	149253
172	76 - 82	0	0,0086	3200	101253
173	76 - 84	0	0,0059	3200	70953
174	77 - 79	0	0,0151	3200	173253
175	77 - 84	0	0,0115	3200	132753
176	78 - 79	0	0,0119	3200	137253
177	78 - 80	0	0,0051	3200	62253
178	79 - 82	0	0,0084	3200	98253
179	80 - 81	0	0,0101	3200	117753
180	80 - 82	0	0,0108	3200	125253
181	80 - 83	0	0,0094	3200	110253
182	81 - 83	0	0,0016	3200	23253
183	82 - 84	0	0,0135	3200	155253

Fonte: IEEE(2014).