

**“PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE TRANSMISSÃO USANDO
A METAHEURÍSTICA DE BUSCA EM VIZINHANÇA VARIÁVEL”**

Décio Braga Santos

Ilha Solteira – SP
Março – 2013

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**"PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE TRANSMISSÃO USANDO
A METAHEURÍSTICA DE BUSCA EM VIZINHANÇA VARIÁVEL"**

Décio Braga Santos

Orientador: **Prof. Dr. Francisco Villarreal Alvarado**

Co-Orientador: **Prof. Dr. Rubén Augusto Romero Lázaro**

Tese apresentada à Faculdade de
Engenharia – UNESP – Câmpus de Ilha
Solteira, para obtenção do título de
Doutor em Engenharia Elétrica.

Área de Conhecimento: Automação.

FICHA CATALOGRÁFICA

Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

B813p Braga Santos, Dércio.
Planejamento da expansão de sistemas de transmissão usando a metaheurística de busca em vizinhança variável: busca em vizinhança variável / Dércio Braga Santos. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2013
125 f. : il.

Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira. Área de conhecimento: Automação, 2013

Orientador: Prof. Dr. Francisco Villarreal Alvarado
Co-orientador: Prof. Dr. Rubén Augusto Romero Lázaro
Inclui bibliografia

1. Planejamento de sistemas de transmissão. 2. metaheurísticas. 3. Algoritmo VNS. 4. Otimização de sistemas elétricos. 5. Programação linear.



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

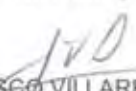
CERTIFICADO DE APROVAÇÃO


TÍTULO: Planejamento da expansão de sistemas de transmissão usando a metaheurística de busca em vizinhança variável

AUTOR: DÉRCIO BRAGA SANTOS

ORIENTADOR: Prof. Dr. FRANCISCO VILLARREAL ALVARADO

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de DOUTOR EM ENGENHARIA ELÉTRICA, Área: AUTOMAÇÃO, pela Comissão Examinadora:


Prof. Dr. FRANCISCO VILLARREAL ALVARADO
Departamento de Matemática / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira


Prof. Dr. JOSE ROBERTO SANCHES MANTOVANI
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira


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


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


Prof. Dra. LINA PAOLA GARCÉS NEGRETE
Escola de Engenharia Elétrica / Universidade Federal de Goiás

Data da realização: 25 de março de 2013.

Esta tese é dedicada a toda minha família.

AGRADECIMENTOS

Ao Grande Arquiteto do Universo pela vida, pela força e luz para que eu pudesse enfrentar este e muitos outros desafios.

A minha esposa Fernanda e a minha filha Maria Fernanda, que sempre se mantiveram inabaláveis, fazendo com que me sentisse um pouco melhor e tivesse força para enfrentar a distância, o tempo e o amor. Contudo, elas foram minha fortaleza neste tempo.

Aos meus pais, Isaias e Onília, pelo apoio fundamental dispensado nesta e em todas as outras trajetórias de minha vida, a quem digo que devo toda a gratidão pela formação pessoal e profissional.

Aos meus irmãos, Maria Felícia e Marcelo, pelas palavras de otimismo e de fé para que eu pudesse enfrentar esta jornada.

Aos meus orientadores, Francisco Villarreal Alvarado e Rubén Augusto Romero Lázaro, meus eternos agradecimentos pelo tempo, empenho e direcionamento a fim de proporcionar-me um misto de conhecimentos através de suas brilhantes práticas docentes.

Aos professores do PPGEE: José Roberto Sanches Mantovani e José Paulo Fernandes Garcia, por suas práticas docentes e outros nortes a mim concedidos.

Aos meus colegas do LAPSEE, em especial ao amigo Mohsen Rahmani, pelo tempo, paciência e dicas para desenvolvimento do meu trabalho.

A UNESP/DEE – Ilha Solteira e ao CNPQ pelo apoio financeiro.

“Toda a nossa ciência,
comparada com a realidade, é
primitiva e infantil - e, no
entanto, é a coisa mais preciosa
que temos.”

(Albert Einstein)

RESUMO

O problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão de energia elétrica a longo prazo é um importante problema de otimização do campo do planejamento de sistemas elétricos de potência. Trata-se de um problema cujo modelo matemático é um problema de programação não linear inteiro misto com a complexidade adicional de que é um problema não convexo e com característica de apresentar o fenômeno da explosão combinatória quando cresce as alternativas de expansão. O processo de resolução consiste basicamente nas escolhas de circuitos, dentro de um conjunto pré-definido, donde o candidato a ser incorporado ao sistema deverá apresentar resultados positivos no que tange a minimização do custo de investimento e operação e, além disso, deve atender a demanda de energia futura ao longo de um horizonte de planejamento com confiabilidade, assumindo como conhecido o plano de geração.

Devido a complexidade do problema tem-se tentado aplicar todas as técnicas de otimização para auxiliar na tentativa de resolução. Sendo estas técnicas classificadas em três grandes grupos: (1) técnicas de otimização clássica, (2) técnicas heurísticas e (3) técnicas metaheurísticas. Neste trabalho apresenta-se uma nova forma de resolução, oriunda do grupo (3), denominada Busca em vizinhança variável (VNS). O VNS é uma metaheurística recente que explora basicamente a ideia de mudança sistemática de estruturas de vizinhança no espaço de soluções durante o processo de busca para encontrar soluções ótimas locais e para sair desses ótimos locais.

Esta técnica de solução oferece novas alternativas de solução, comparado com os diversos tipos de metaheurísticas já utilizadas na literatura, apresentando excelentes resultados com baixo esforço computacional.

Os algoritmos utilizados são apresentados e detalhados a sua forma de adaptação para o problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão considerando-se dois modelos matemáticos tradicionais, sendo eles: o modelo de transportes e o modelo DC. Foram realizados testes com o sistema IEEE de 24 barras / 41 caminhos, o sistema Sul Brasileiro de 46 barras / 79 caminhos e o sistema colombiano de 93 barras e 155 caminhos, e

ao final sendo feito a análise dos resultados obtidos, observando o desempenho computacional e operacional.

Palavras chaves: planejamento de sistemas de transmissão, metaheurísticas, algoritmo VNS, otimização de sistemas elétricos, programação linear, otimização linear de sistemas.

ABSTRACT

The expansion planning problem of the power electrical transmission system to long term is an important problem of optimization of power electrical system fields. It refers to a problem whose mathematical model is a non-linear whole mixed program problem with additional complexity is a non-convex problem and presents the feature of the combinatorial expansion when grows the expansion alternatives. The reduction process is just choices of circuits in a pre-defined array where the candidate, which should be incorporated to the system, should have positive minimization cost of investment and operation and should support the future energy demand along of a reliable horizon of planning to a known generation plan.

In the past, many optimization methods were tested to search the best solution due the problem complexity. These methods can be classified by: classical optimization methods, heuristic methods and meta-heuristic methods. However, in this work is presented a new approach of solution based on the method of Variable Neighborhood Search (VNS). The VNS is a modern meta-heuristic uses a systematic change of neighborhood structures over solution space during the search procedure of optimal local solutions and to go out from local optimum. Thus, this approach provides new alternatives of solution in comparison with other meta-heuristic methods previously found at the literature. Additionally, the new approach presents excellent results with low computational cost.

In summary, the used algorithms are showed and the adaptation mode to the planning problem of the power electrical transmission system is described. This adaptation considers two traditional mathematical models: Transport and DC models. Lastly, it was performed tests with the bars/paths IEEE system, the bars/paths south Brazilian system and 93 bars/ 155 paths Colombian system. Also, it was made a computational and operational performance analysis.

Key-words: power electrical transmission system planning, meta-heuristics, VNS algorithm, power system optimization, linear programming, linear optimization of systems.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Gráfico de projeção de custo.....	28
Figura 2: Pseudo Código 1. Heurística do gradiente de descida.....	62
Figura 3: Pseudo Código 2. Primeira heurística descida.....	62
Figura 4: Pseudo Código 3. Algoritmo VND.....	63
Figura 5: Pseudo Código 4. Algoritmo VNS reduzido – RVNS.....	66
Figura 6: Pseudo Código 5. Algoritmo BVNS.....	68
Figura 7: Pseudo Código 6. Algoritmo GVNS.....	70
Figura 8: Estratégia de implementação do RVNS e GVNS no PEST.....	74
Figura 9: Sistema de 6 barras de Garver com seis circuitos na configuração base e seis circuitos adicionados	75
Figura 10: Codificação de uma proposta de solução para o PPEST	76
Figura 11: Vizinhos em $N_1(n)$	78
Figura 12: Vizinhos em $N_2(n)$	79
Figura 13: Vizinhos em $N_3(n)$	79
Figura 14: Sistema de 6 barras de Garver	87
Figura 15: Solução ótima do sistema de 6 barras de Garver.	88
Figura 16: Sistema IEEE 24 barras – Rede inicial	89
Figura 17: Sistema sul brasileiro – Topologia inicial.....	93
Figura 18: Sistema colombiano 93 barras – Topologia inicial.....	100
Figura 19: Comportamento do Algoritmo VND	123
Figura 20: Comportamento do Algoritmo RVNS	124

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Resultado do modelo de transportes / Sistema IEEE - 24 barras – SR.....	90
Tabela 2: Resultado do modelo DC / Sistema IEEE - 24 barras - SR	91
Tabela 3: Resultado do modelo de transportes / Sistema sul brasileiro - 46 barras – SR.....	95
Tabela 4: Resultado do modelo DC / Sistema sul brasileiro - 46 barras – SR.....	96
Tabela 5: Múltiplos resultados do modelo DC / Sistema sul brasileiro - 46 barras – SR.....	98
Tabela 6: Resultado do modelo de transportes / Sistema colombiano - 93 barras – SR.....	101
Tabela 7: Dados das linhas do sistema Garver de 6 barras	110
Tabela 8: Sistema IEEE 24 barras: dados das linhas	111
Tabela 9: Dados das barras – IEEE 24 barras.....	112
Tabela 10: Sistema sul brasileiro: dados das linhas	113
Tabela 11: Sistema sul brasileiro: dados das barras.....	116
Tabela 12: Sistema colombiano de 93 barras: dados das linhas	117
Tabela 13: Sistema colombiano: dados das barras.....	121

Sumário

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	O problema de Planejamento de Sistemas de Transmissão a Longo Prazo	20
1.2	Organização do Trabalho	21
2	FORMULAÇÃO E MODELAGEM DO PROBLEMA DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE TRANSMISSÃO	23
2.1	Introdução	23
2.2	Planejamento Estático.....	26
2.3	Planejamento Multiestágios.....	27
2.4	O Modelo de Transportes.....	28
2.4.1	Formulação matemática do modelo de transportes	29
2.4.2	Formulação matemática do modelo de transportes modificado	31
2.5	O Modelo Híbrido Não Linear	32
2.5.1	Formulação matemática do modelo híbrido não linear	33
2.6	O Modelo Híbrido Linear	35
2.6.1	Formulação matemática do modelo híbrido linear	36
2.7	O Modelo DC	38
2.7.1	Formulação matemática do modelo DC	38
2.7.2	Formulação matemática do modelo DC modificado	41
3	TÉCNICAS DE SOLUÇÃO DO PROBLEMA DE PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE TRANSMISSÃO	42
3.1	Introdução	42
3.2	Métodos Exatos.....	43
3.2.1	<i>Branch and bound</i>	43
3.2.2	Decomposição de Benders.....	46
3.2.3	Algoritmos aproximados	46
3.3	Algoritmos Heurísticos Construtivos – AHC	46
3.3.1	O algoritmo de Garver para o modelo de transportes	48
3.3.2	AHC de Villasana-Garver-Salon para o modelo DC	50
3.4	Metaheurísticas	53
3.4.1	<i>Simulated annealing</i>	54
3.4.2	Algoritmo genético.....	55
3.4.3	Busca tabu.....	55
3.4.4	GRASP.....	57
4	A METAHEURÍSTICA DE BUSCA EM VIZINHANÇA VARIÁVEL	58
4.1	Introdução	58
4.2	Propriedades do Algoritmo de Busca em Vizinhaça Variável (VNS).....	60
4.3	VNS de Descida: Algoritmo VND	62
4.4	VNS-Reduzido: Algoritmo RVNS	65
4.5	VNS Básica: Algoritmo BVNS	67
4.6	VNS Geral: Algoritmo GVNS	69
4.7	A Lógica para Estruturação de Vizinhaças da Metaheurística VNS	71
5	O ALGORITMO VNS PARA O PROBLEMA DE PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE TRANSMISSÃO	73

5.1	Introdução	73
5.2	O Algoritmo VNS Aplicado ao Problema de Planejamento da Expansão de Sistemas de Transmissão	74
5.2.1	Passo 1: codificação do PPEST	74
5.2.2	Passo 2: solução inicial	76
5.2.2.1	<i>Solução Inicial para o modelo de transportes</i>	76
5.2.2.2	<i>Solução inicial para o modelo DC</i>	77
5.2.3	Passo 3: estratégias de caracterização de vizinhança	77
5.2.4	Passo 4: busca local	79
5.2.5	Passo 5: critério de parada	80
5.3	Estratégias de Aplicações dos Algoritmos RVNS e GVNS no Problema de Planejamento	81
5.4	Geração de soluções diferentes usando os Algoritmos Heurísticos Construtivos (AHC)	83
5.5	Sistemas Elétricos Usados em Testes	84
5.6	Sistemas Elétricos e Sistemas Operacionais Escolhidos para os Testes	84
6	RESULTADOS OBTIDOS.....	86
6.1	Sistema Garver de 6 Barras	86
6.1.1	Resultado obtido para o modelo DC	87
6.2	Sistema IEEE de 24 Barras.....	88
6.2.1	Resultados obtidos para o modelo de transportes	89
6.2.2	Resultados obtidos para o modelo DC	91
6.3	Sistema Sul Brasileiro	92
6.3.1	Resultados obtidos pelo modelo de transportes	94
6.3.2	Resultados obtidos pelo modelo DC	96
6.3.3	Resultados para o modelo DC obtidos com múltiplos testes experimentais	97
6.4	Sistema Colombiano de 93 Barras.....	99
6.4.1	Resultado obtido pelo o modelo de transportes	100
7	CONCLUSÃO.....	103
	REFERÊNCIAS	105
	APÊNDICE A	110
	APÊNDICE B - Comportamento das extensões metaheurísticas VNS	123
	APÊNDICE C - Artigos Publicados.....	125

1 INTRODUÇÃO

A energia elétrica, desde a sua descoberta, sempre ocupou lugar de destaque na história da sociedade, tendo em vista a dependência para o avanço do progresso econômico/industrial, bem como a melhoria da qualidade de vida das pessoas. Outrora, podemos destacar que num primeiro momento o acesso à eletricidade era fruto do desenvolvimento econômico e num segundo momento ele passava a ser imprescindível a esse desenvolvimento.

O setor energético pode ser dividido em quatro setores, sendo eles: geração, transmissão, distribuição e comercialização. Uma das áreas mais tradicionais e de grande importância deste setor é o sistema de transmissão, pois simplificada e pode-se dizer que é o transporte da energia da fonte (geração) até a distribuição. Diante da grande preocupação de responsabilidade social, ou seja, do desenvolvimento sustentável, sempre haverá uma busca incessante através das pesquisas para que se possa propiciar cada vez mais uma forma de atendimento ao consumidor individual com qualidade apropriada e com o menor custo ecológico possível. Neste sentido, o problema de planejamento de sistemas de transmissão (PEST) torna-se uma ferramenta de grande importância para o setor, que busca conciliar interesses econômicos com um bom atendimento aos seus consumidores. A resolução deste problema visa minimizar o custo total da expansão do sistema, que compreende a construção de linhas de transmissão de forma que o sistema opere adequadamente (sem corte de carga), isto é, apresentado um plano ótimo de expansão do sistema elétrico.

Os requisitos básicos necessários para um sistema de transmissão são: segurança, economia e qualidade de serviço. Neste trabalho, com bases nestes quesitos, apresenta-se uma formulação matemática usando dois modelos tradicionais de problema PEST, são eles: o modelo de transportes e o modelo DC. Entretanto, a parcela mais importante do trabalho trata do desenvolvimento de uma metaheurística de busca em vizinhança variável, chamado mais geralmente de algoritmo VNS, do inglês *Variable Neighborhood Search*.

O planejamento da expansão de sistemas de transmissão sob o aspecto da pesquisa operacional é um problema de programação matemática de grande porte envolvendo variáveis reais e inteiras, que permite o estudo e a proposição de diversas técnicas de otimização para sua solução. Como este problema é altamente complexo então é de se esperar que se tente

aplicar todas as técnicas de otimização para resolver esse tipo de problema. Assim, na literatura especializada aparecem quase todas as técnicas de otimização conhecidas. Essas técnicas podem ser classificadas em três grandes grupos, sendo elas: (1) técnicas de otimização clássica, (2) técnicas heurísticas e (3) técnicas metaheurísticas. Atualmente, ainda são desenvolvidas técnicas de otimização desses três grupos, sendo que, na parcela das técnicas clássicas de otimização, se desenvolvem basicamente técnicas Branch and Bound (MARTINS, 2009) ou a técnica de linearização das relações não lineares e a resolução do modelo modificado usando técnicas de programação linear inteira mista. As heurísticas se usam cada vez menos e as principais técnicas existentes desse tipo são fundamentalmente aplicadas nos algoritmos de resolução do problema PEST na fase inicial para encontrar soluções iniciais de boa qualidade, que são usadas como soluções de partida para implementação de técnicas de otimização mais sofisticadas. Por outro lado, as metaheurísticas estão sendo intensamente usadas para resolver o problema PEST (FARIA, 2005; SILVA et al., 2001; SILVA, DRUMMOND E OCHI, 2000; GALLEGO, 1997; MIYASAKI, 2006; TAGLIALENHA, 2008). Deve-se observar que entre as principais metaheurísticas conhecidas na literatura especializada, o algoritmo VNS é o menos usado mesmo havendo mostrado excelente desempenho na resolução de outros problemas complexos do campo da pesquisa operacional (HANSEN; MLADENOVIC, 2003; GALLEGO; MONTICELLI; ROMERO, 2000). Destacam-se aqui, também, os trabalhos executados por TAGLIALENHA (2008) e MARTINS (2009), onde em ambos foram iniciadas aplicações de extensões da metaheurística VNS no problema PEST, mais especificamente, o algoritmo de busca de vizinhança variável de descida (algoritmo VND) e o algoritmo de busca em vizinhança variável reduzida (algoritmo RVNS), com suas metodologias de construções particulares, os quais apontaram resultados e caminhos viáveis para uma investigação mais profunda. Contudo, instiga-se nesta Tese a apresentar uma nova metodologia para aplicação do algoritmo RVNS no problema PEST, de modo que o mesmo apresente soluções de boa qualidade com baixo esforço computacional, bem como propor um caminho viável para que os algoritmos heurísticos construtivos apresentem maiores alternativas de soluções iniciais. Como objetivo maior, propõe-se a aplicação do algoritmo composto pela junção desses dois algoritmos (VND e RVNS) no problema PEST, isto é, a aplicação do algoritmo GVNS, uma vez que o mesmo utiliza o algoritmo VND na busca local e o algoritmo RVNS na busca por novas regiões promissoras, o que faz todo o sentido para a aplicação deste algoritmo na resolução do problema PEST, pois os algoritmos VND e RVNS combinam o processo de busca determinística completa e estocástica, respectivamente. Portanto, neste trabalho,

continua-se com a tarefa de desenvolver um algoritmo pertinente a metaheurística VNS que apresente possivelmente excelente desempenho para resolver o problema PEST.

1.1 O problema de Planejamento de Sistemas de Transmissão a Longo Prazo

O problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão a longo prazo, que chamar-se-á de forma resumida de problema PEST, é um importante problema de otimização do campo do planejamento de sistemas elétricos de potência (FARIA et al., 2005; SILVA; GIL; AREIZA, 2000; SILVA et al., 2006), pois esse visa assegurar a continuidade do abastecimento e/ou suprimento de energia com menores custos, riscos e impactos socioeconômicos e ambientais para a sociedade. A falta de planejamento elétrico pode trazer consequências negativas, com reflexos em termos de elevação de custos e/ou degradação na qualidade da prestação dos serviços, tais como: racionamentos, excessos de capacidade instalada, produção ineficiente, etc. Neste problema, dada a topologia inicial do sistema elétrico, a relação de linhas de transmissão que podem ser construídas com seus respectivos parâmetros, assim como a geração e demanda futura, pretende-se encontrar o plano ótimo de expansão do sistema elétrico. Trata-se de um problema cujo modelo matemático é um problema de programação não linear inteiro misto com a complexidade adicional de ser um problema não convexo e com as características de apresentar o fenômeno da explosão combinatória quando crescem as alternativas de expansão. Adicionalmente, se o sistema se encontra estressado, isto é, precisa da adição de muitas linhas de transmissão para encontrar a solução ótima ou uma solução de boa qualidade, então a solução desse tipo de problema se torna muito demorada quando usamos técnicas de otimização clássica e mesmo as modernas metaheurísticas. Essas características fazem com que se busque usar todas as técnicas de otimização conhecidas para resolver o problema PEST de forma eficiente (SILVA; GIL; AREIZA, 2000; MARTINS, 2009).

1.2 Organização do Trabalho

O trabalho está organizado da forma descrita a seguir.

No primeiro capítulo, apresenta-se a introdução, dando ênfase motivacional para a escolha do trabalho de investigação e uma breve descrição do problema de planejamento da expansão da transmissão a longo prazo.

No capítulo 2, é esboçada a formulação e modelagem do problema da expansão da transmissão, apresentando os estágios do planejamento e os modelos utilizados para a formulação matemática, dando ênfase aos principais modelos que serão utilizados na fase de modelagem, sendo eles: o modelo de transportes e o modelo DC.

Por conseguinte, no capítulo 3, são apresentadas as principais técnicas existentes para solução do problema PEST. Ainda, neste capítulo, apresentam-se os algoritmos heurísticos construtivos de Garver e Villassana-Garver-Salon, que serão utilizados como geradores de soluções factíveis iniciais para execução do algoritmo principal.

No capítulo 4, apresentam-se os fundamentos da metaheurística de busca em vizinhança variável (VNS), seguido de suas propriedades e das características gerais de quatro algoritmos VNS, utilizados para resolver problemas nas mais diversas áreas do conhecimento, sendo eles: o algoritmo VND, o algoritmo RVNS, o algoritmo BVNS e o algoritmo GVNS. Ressalta-se ainda, que os algoritmos RVNS e GVNS são alvos para o nosso processo de investigação e desenvolvimento do problema proposto.

No capítulo 5, são apresentados detalhes de implementação da metaheurística de busca em vizinhança variável aplicada ao problema do planejamento de sistema de transmissão, seguido dos algoritmos RVNS e GVNS aplicados ao problema PEST e as estratégias de caracterização de vizinhança. Destaca-se ainda, a proposta de uma nova metodologia de perturbação dos custos do sistema para aplicações dos algoritmos heurísticos construtivos de Garver e Villassana-Garver-Salon. Além disso, são abordados os sistemas elétricos, programas e sub-rotinas para execução e resolução do problema.

No capítulo 6, são apresentados os testes e os resultados obtidos para o problema proposto e, no capítulo 7, são apresentadas as considerações finais. Finalmente, são

apresentados os dados dos sistemas testados, esquematização dos algoritmos e os artigos apresentados, nos apêndices A, B e C, respectivamente.

2 FORMULAÇÃO E MODELAGEM DO PROBLEMA DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE TRANSMISSÃO

Neste capítulo são apresentados os estágios do planejamento e os modelos matemáticos conhecidos e aplicados ao problema PEST, dando ênfase ao modelo de transportes e ao modelo DC que serão utilizados na fase de modelagem do problema.

2.1 Introdução

Inúmeros problemas do nosso cotidiano podem ser representados por meio de um modelo matemático, que auxilia os pesquisadores nas simulações de sistemas reais a fim de prever o comportamento dos mesmos. Consequentemente, há um grande interesse no desenvolvimento, implementação e exploração de modelos matemáticos nas mais diversas áreas de conhecimento, particularmente enfatiza-se que a maioria dos fenômenos/problemas estudados na engenharia elétrica são norteados através de modelos matemáticos.

Neste trabalho, aborda-se o planejamento da expansão do sistema de transmissão, que é um problema de otimização, motivo pelo qual sua resolução deve compreender a execução de duas etapas consecutivas e claramente definidas: a modelagem matemática e a técnica de solução, escolhida para resolver o modelo matemático. Salienta-se que o modelo proposto deve representar adequadamente o problema real e permitir sua resolução por meio das técnicas de soluções disponíveis. A modelagem matemática de um problema de otimização consiste na representação do problema através de uma função objetivo e um conjunto de restrições, onde relacionam as variáveis de decisão através de expressões ou equações que podem assumir diferentes formas. No caso de problemas da vida real, a modelagem matemática pode ser uma representação exata ou simplificada do problema. Normalmente, conforme implementam melhorias no modelo matemático do problema real, a técnica de solução se torna mais complexa e, também, alguns modelos se adaptam mais com relação a estas técnicas de solução que a outras. Assim, deve existir um compromisso entre a modelagem matemática adotada e a técnica de solução escolhida. Em geral, a modelagem matemática deve representar de maneira adequada o problema da vida real e, além disso, permitir sua resolução através de técnicas disponíveis e com esforços computacionais aceitáveis. Com o desenvolvimento das pesquisas, das técnicas de solução e/ou computadores

mais potentes é provável que modelos atualmente considerados complexos se tornem adequados no futuro. É também evidente que a técnica de solução escolhida encontre uma solução para o modelo matemático e não necessariamente para o problema da vida real. A solução do problema especifica onde, quantos e que tipos de elementos de transmissão devem ser adicionados ou construídos para que o sistema opere adequadamente no futuro, em um contexto que considera um crescimento especificado da demanda e da geração existentes e, além disso, o aparecimento de nova demanda e de nova geração. Também, o planejamento tradicional considera que os elementos de transmissão adicionados no passado fazem parte da solução do sistema futuro. A modelagem matemática ideal para indicar a operação futura adequada teria que utilizar o fluxo de carga AC (em inglês – *Alternating Current*) para representar a rede de transmissão, entretanto, o uso do modelo de fluxo de carga AC do sistema de transmissão para resolver o problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão é incipiente, isto é, praticamente não existem publicações na literatura especializada em que seja usado esse modelo (RIDER, 2006), que é usado em análise da operação dos sistemas elétricos. Na verdade, a separação de modelos para trabalhos de operação e de planejamento de sistemas elétricos aconteceu na década de 60, quando os pesquisadores verificaram que não era possível trabalhar com o modelo de fluxo de carga AC em trabalhos de planejamento da expansão de sistemas de transmissão. Ainda hoje, a maioria dos pesquisadores concorda que o modelo DC (em inglês - *Direct Current*) (ou o modelo alternativo chamado de disjuntivo) é o modelo ideal para trabalhos de planejamento da expansão de sistemas de transmissão. O modelo de fluxo de carga AC ficou restrito para trabalhos de análise de operação de sistemas de energia elétrica. As dificuldades que aparecem quando se trabalha com o planejamento usando o modelo AC são:

- ✓ Não é simples trabalhar com sistemas desconexos onde o sistema apresenta um conjunto de barras isoladas ou ilhadas da parte principal do sistema, uma situação comum na fase inicial do planejamento de transmissão, quando algumas fontes de geração e algumas cargas não foram ainda conectadas eletricamente na rede. Em um sistema desconexo pode-se produzir problemas de convergência. Deve-se esclarecer que não é o modelo matemático AC que impede trabalhar com sistemas desconexos, são as propostas de programação não-linear disponíveis na literatura especializada para resolver este modelo em sistemas de grande porte que dificultam trabalhar com sistemas desconexos. No passado, sempre foi difícil encontrar um algoritmo de programação não-linear que apresentasse um desempenho confiável na resolução de

problemas de programação não-linear de grande porte. Geralmente, soluções usando muitos métodos não convergem para determinados problemas não lineares e outros métodos convergem para ótimos locais de pobre qualidade. Esta característica complica ainda mais o processo de busca de boas soluções quando o modelo não-linear deve ser resolvido em um número elevado de vezes. Na atualidade existem propostas para resolver este problema usando os algoritmos de pontos interiores de ordem superior, os quais estão mostrando um desempenho superior a outras técnicas de programação não-linear (RIDER; GARCIA; ROMERO, 2007). Se requer então desenvolver técnicas de otimização eficientes na tentativa de viabilizar o uso do modelo AC no planejamento da expansão de sistemas de transmissão.

- ✓ É necessária uma definição prematura de opções do denominado problema de fornecimento de potência reativa (planejamento de reativos), o qual pode ser resolvido no futuro usando informações mais reais (o sistema planejado pode sofrer alterações por decisões de curto prazo) e aproveitando novas tecnologias. Na verdade, o problema que deve ser resolvido no longo prazo é o problema de fornecimento de potência ativa, devido aos tempos requeridos para construir grandes usinas de geração e novas linhas de transmissão de alta tensão.

Como consequência, a modelagem matemática conhecida como fluxo de carga DC é considerado como a modelagem ideal para ser usada no problema de planejamento de sistemas de transmissão e essa modelagem será denominada como *modelo DC*.

O problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão de energia elétrica consiste em escolher, entre um conjunto pré-definido de circuitos candidatos, aqueles que devem ser incorporados ao sistema de forma a minimizar o custo de investimento e de operação e, além disso, visa atender a demanda de energia futura ao longo de um horizonte de planejamento com confiabilidade, assumindo como conhecido o plano de geração. Os principais aspectos técnicos e econômicos envolvidos no planejamento da expansão do sistema de transmissão são os seguintes:

- ✓ **Economia:** Minimizar os custos de investimentos, operação e as perdas elétricas.
- ✓ **Confiabilidade:** Maximizar a flexibilidade do sistema, para garantir sua confiabilidade.

- ✓ **Segurança:** Tem o objetivo de preservar a integridade física e elétrica dos condutores e equipamentos do sistema. A avaliação do estado físico dos condutores e equipamentos é efetuada através da observação de normas mínimas de segurança.
- ✓ **Qualidade de serviço:** Este aspecto está relacionado com a confiabilidade do sistema. Os níveis de tensão e variações máximas e mínimas são especificados pelas normas de cada país.

A modelagem do problema PEST pode assumir diferentes formas dependendo dos aspectos a serem considerados na modelagem. A modelagem mais simples é a que corresponde ao planejamento estático básico. Nesse caso, são levados em conta apenas as restrições naturais, as restrições físicas dos equipamentos e um único estágio. Por outro lado, esse modelo pode ser estendido levando em conta outros critérios, tais como: vários horizontes de planejamento, critérios de confiabilidade (planejamento com segurança), planejamento em ambiente de mercado elétrico competitivo, etc, donde denomina-se o planejamento multiestágio. Maiores detalhes sobre os estágios de planejamentos são esboçados a seguir, juntamente com os seguintes modelos matemáticos: transportes, híbrido, DC, linear disjuntivo e AC (SILVA; GIL; AREIZA, 2000; HAFFNER, 2000), que serão utilizados na fase de formulação do problema PEST.

Em Latorre et al. (2003) pode-se encontrar uma bibliografia completa sobre o problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão e em Romero et al. (2002) uma análise detalhada de modelagem matemática.

2.2 Planejamento Estático

No planejamento estático existe apenas um estágio de planejamento, onde o planejador procura conhecer os circuitos ótimos para serem adicionados em um único estágio no horizonte de planejamento, ou seja, o planejador está interessado apenas em encontrar a topologia final ótima para uma futura situação definida. Nos trabalhos de planejamento de sistemas de transmissão a maioria dos autores trabalha com este tipo de planejamento, mesmo que não seja muito real.

No planejamento estático é assumido que todos os investimentos são realizados no início do horizonte de planejamento. Neste tipo de planejamento, o objetivo fundamental é

minimizar os custos de investimento e de operação da expansão do sistema, de modo que estes sejam mínimos para o período de tempo considerado.

2.3 Planejamento Multiestágios

No problema de planejamento da expansão do sistema de transmissão são considerados múltiplos anos e a estratégia da expansão ótima abrange todo o horizonte, classificando o planejamento como multiestágio. Neste caso, o modelo matemático deve conter restrições de tempo para considerar a expansão ao longo dos anos de tal forma que o valor presente dos custos ao longo do planejamento seja minimizado enquanto que as restrições impostas sejam atendidas.

O planejamento multiestágio é muito complexo, pois deve levar em consideração não só as especificações técnicas e a alocação dos circuitos planejados, mas também considerações sobre o tempo. Poucos trabalhos sobre planejamento dinâmico para problemas reais de planejamento podem ser encontrados na literatura. Em Latorre et al. (2003) , são apontados alguns destes trabalhos.

O período de planejamento é geralmente dividido em vários estágios, por exemplo, períodos anuais (ROMERO et al, 2002). Isto é normalmente realizado em modelos em que a demanda é considerada constante, durante cada estágio. O problema de planejamento de sistema de transmissão é tipicamente multiestágio porque a expansão do sistema é uma função temporal. A construção de um sistema quando apenas um estágio é considerado, é um caso especial do problema de planejamento multiestágios. O planejamento multiestágios aumenta o tamanho do problema e conseqüentemente o esforço computacional.

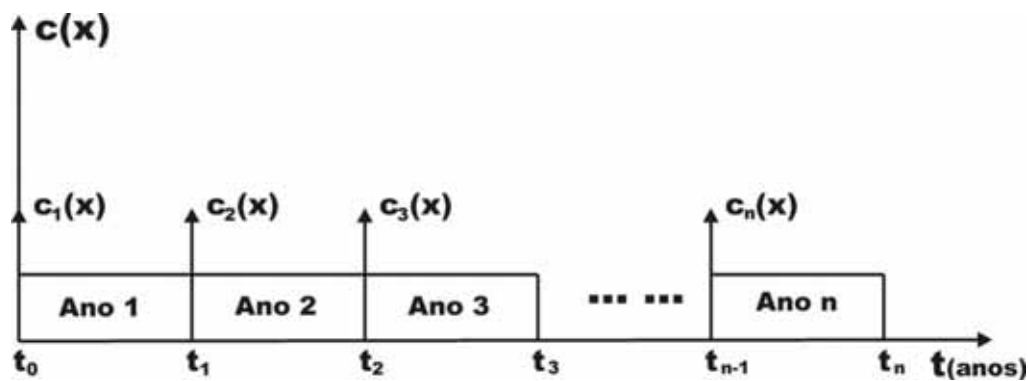
Este modelo de planejamento também é conhecido como problema dinâmico. As decisões de investimento de um sistema são realizadas simultaneamente no horizonte que é realizado o planejamento. O sistema é construído por fases tentando fazer os investimentos conforme sejam necessários dependendo de estudos de crescimento da carga. Neste tipo de planejamento é determinado onde e quantos componentes para a rede devem se instalados, bem como quando novos investimentos devem ser realizados.

Como o planejamento é realizado em diferentes etapas é lógico pensar que mudam os custos dos investimentos nos diferentes horizontes de planejamento, é por isto que é realizado

uma atualização destes custos, ou seja, os custos de investimento dos diferentes horizontes de planejamento têm que ser avaliados para um instante de tempo determinado, sendo afetados por uma taxa de amortização.

No gráfico da Figura 1 é considerado um problema de investimento com n horizontes de planejamento em t_n anos e com uma taxa de amortização i .

Figura 1: Gráfico de projeção de custo



Fonte: Autoria própria

O custo atualizado para o ano t_0 será:

$$C(x) = \frac{c_1(x)}{(1+l)^{t_1-t_0}} + \frac{c_2(x)}{(1+l)^{t_2-t_0}} + \frac{c_3(x)}{(1+l)^{t_3-t_0}} + \dots + \frac{c_n(x)}{(1+l)^{t_n-t_0}} \quad (1)$$

Em que:

$C_i(x)$: Custo de investimento no estágio i ;

l : Taxa de amortização (em anos);

t_i : Tempo do estágio em que são construídas as linhas e as subestações do sistema;

t_0 : Tempo inicial do horizonte de planejamento.

2.4 O Modelo de Transportes

O modelo de transportes foi a primeira proposta sistemática de modelagem matemática usada com sucesso no planejamento da expansão da transmissão. O modelo foi

proposto por Garver (1970), representou o início de uma sistemática pesquisa nos problemas de planejamento de sistema de transmissão sugerindo o uso de diferentes modelos para os problemas de operação e de planejamento. Este modelo é caracterizado por uma modelagem mais simplificada, que considera apenas a primeira lei de Kirchhoff. Nesse caso, o problema resultante é do tipo linear inteiro misto. Mesmo sendo linear, ainda não é possível encontrar a solução ótima para o modelo de transportes para sistemas de grande porte.

Garver sugere que, devido aos grandes problemas de usar o modelo de fluxo de carga AC utilizado para operação, devem-se usar modelos mais relaxados que permitam encontrar topologias ou configurações atrativas do crescimento do sistema elétrico mesmo que estas propostas sejam aproximadas. Assim, sugere a utilização de um modelo matemático que deve satisfazer somente a primeira lei de Kirchhoff das correntes (LKC), isto é, a modelagem matemática proposta não leva em conta a segunda lei de Kirchhoff das tensões (LKT). Este modelo matemático é conhecido como o modelo de transportes. Obviamente, esta modelagem matemática é uma representação menos adequada do problema real que, por exemplo, o modelo DC e, portanto, a solução encontrada pelo modelo de transportes pode ser menos adequada para o problema real.

No modelo de transportes se deseja encontrar uma configuração que produza o menor investimento no plano de expansão do sistema elétrico e que satisfaça as condições adequadas de operação. As condições adequadas de operação significam que o sistema deve satisfazer a primeira lei de Kirchhoff e que os circuitos e as usinas de geração operem dentro de seus limites especificados.

A minimização da função objetivo está sujeita as restrições que visam o atendimento da demanda de potência nos nós do sistema de distribuição (primeira lei de Kirchhoff), os limites de capacidade nas linhas de transmissão de energia do sistema e as restrições operacionais para as linhas de transmissões e dos geradores.

2.4.1 Formulação matemática do modelo de transportes

O modelo de transportes para o problema de planejamento de sistemas de transmissão pode ser formulado da seguinte maneira:

$$\min v = \sum_{(i,j) \in \Omega} c_{ij} n_{ij} \quad (2)$$

s.a.

$$Sf + g = d \quad (3)$$

$$|f_{ij}| \leq (n_{ij}^0 + n_{ij})\bar{f}_{ij} \quad (4)$$

$$0 \leq g \leq \bar{g} \quad (5)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij} \quad (6)$$

$$f_{ij} \text{ irrestrito} \quad (7)$$

$$n_{ij} \text{ inteiro} \quad (8)$$

$$\forall (i, j) \in \Omega \quad (9)$$

Sendo:

- c_{ij} : Custo de um circuito que pode ser adicionado no caminho $i - j$;
- n_{ij} : Número de circuitos adicionados no caminho $i - j$;
- n_{ij}^0 : Número de circuitos existentes na topologia base, no caminho $i - j$;
- \bar{n}_{ij} : Número máximo de circuitos que podem se adicionados no caminho $i - j$;
- f : Vetor de fluxos com elementos f_{ij} (o fluxo de potência total através do circuitos no caminho $i - j$);
- \bar{f}_{ij} : Capacidade de transmissão de um circuito no caminho $i - j$;
- g : Vetor geração com elementos g_k (geração na barra k);
- \bar{g} : Vetor de geração máxima;
- S : Matriz de incidência nó-ramo transposta do sistema elétrico;
- Ω : Representa o conjunto de caminhos em que é possível adicionar circuitos.

No modelo de transportes, o conjunto de restrições (3) representa as equações correspondentes a primeira lei de Kirchhoff, uma equação para cada barra do sistema; as restrições (4) representam as restrições de capacidade de transmissão dos circuitos (linhas e/ou transformadores) e o valor absoluto é necessário pois os fluxos de potência podem fluir nos dois sentidos. As outras restrições são triviais e representam apenas restrições de limite de

geração e de circuitos adicionados em cada caminho candidato $i - j$. Finalmente, as variáveis f_{ij} são irrestritas em valor e as variáveis n_{ij} devem ser inteiras representando a maior fonte de complexidade no problema.

Do ponto de vista de pesquisa operacional o problema (2) – (9) é um problema de programação linear inteiro misto (PLIM). Encontrar a solução desse problema não é simples, especialmente para sistemas elétricos de grande porte. Entretanto, se fossem permitidas adições fracionárias de circuitos (linha de transmissão e/ou transformadores), isto é, se fossem permitidos que os n_{ij} 's assumissem valores contínuos, então o sistema (2) – (9) se transformaria num simples problema de programação linear (PL), fácil de resolver para o caso de sistema de grande porte. Logo, a restrição n_{ij} inteiro produz a maior complexidade no problema (2) – (9). Estas características são aproveitadas para desenvolver vários tipos de algoritmos para resolver o problema de planejamento de sistemas de transmissão quando é usado o modelo de transportes.

A grande vantagem do modelo de transportes é que praticamente não existe diferença entre resolver problemas de sistemas conexos e altamente ilhados, pois a característica linear facilita o processo de resolução. A desvantagem principal é que a solução apresentada pelo modelo de transportes pode estar distante da solução correspondente ao modelo DC, considerando como modelo mais indicado.

2.4.2 Formulação matemática do modelo de transportes modificado

Aqui, apresenta-se o modelo modificado, o qual se aplica no problema do planejamento na busca de melhores soluções através dos algoritmos VNS apresentados no Capítulo 4.

No modelo de transportes modificado existe a presença de novas variáveis que representam os geradores artificiais e são indicadas pelas variáveis r_k . O modelo pode ser equacionado da seguinte maneira:

$$\min v = \sum_{(i,j) \in \Omega} c_{ij} n_{ij} + \alpha \sum_{k \in \Gamma} r_k \quad (10)$$

s.a.

$$Sf + g + r = d \quad (11)$$

$$|f_{ij}| \leq (n_{ij}^0 + n_{ij})\bar{f}_{ij} \quad (12)$$

$$0 \leq g \leq \bar{g} \quad (13)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij} \quad (14)$$

$$0 \leq r_k \leq d_k \quad (15)$$

$$f_{ij} \text{ irrestrito} \quad (16)$$

$$n_{ij} \text{ inteiro} \quad (17)$$

$$\forall (i, j) \in \Omega \quad (18)$$

No modelo de transportes modificado, a equação (10) representa a função objetivo, sendo composta por duas parcelas. A primeira correspondente aos custos de investimento em novas linhas de transmissão e a segunda se refere a uma penalidade pela presença de corte de carga. O parâmetro de penalidade α transforma o corte de carga em valores financeiros e deve ser devidamente ponderado, para tornar pouco atrativas as configurações que possuem corte de carga. O símbolo Γ indica o conjunto de todas as barras que possuem carga.

Na restrição (11), referente à LKC, os vetores g e r indicam as gerações existentes e artificiais, respectivamente. As restrições (15) representam os limites de geração artificial nas barras.

Uma característica interessante do modelo modificado é que sempre existe uma solução factível trivial, não necessariamente ótima, como por exemplo, fazendo cada $r_k = d_k$ e todas as outras variáveis iguais a zero.

2.5 O Modelo Híbrido Não Linear

O modelo híbrido foi proposto originalmente em Villasana, Garver e Salon (1985) em um contexto e em uma estrutura diferente da apresentada aqui. Na formulação mais pura, a modelagem matemática do modelo híbrido especifica o seguinte: a parcela do sistema elétrico correspondente aos caminhos nos quais já existem circuitos na configuração base, assim como os que são adicionados em paralelo a esses circuitos devem satisfazer as duas leis de Kirchhoff e a outra parcela correspondente aos caminhos novos em que não existem circuitos

na configuração base devem satisfazer unicamente a primeira lei de Kirchhoff. Logo, o modelo híbrido é uma mistura entre o modelo de transportes, e o modelo DC. Obviamente, uma vez definida a modelagem matemática desta maneira, a solução ótima encontrada deve satisfazer as duas leis de Kirchhoff na parte do sistema onde existiam laços na configuração base e a primeira lei de Kirchhoff em todas as barras do sistema elétrico. Assim, por exemplo, se no processo de planejamento for adicionado um circuito num caminho novo, então os laços que eventualmente podem aparecer, como consequência da adição deste circuito, não estão obrigados a satisfazer a segunda lei de Kirchhoff. Aqui reside a diferença principal entre esta formulação do modelo híbrido e a proposta apresentada em Villasana, Garver e Salon (1985) onde a modelagem híbrida é usada simplesmente como uma forma de auxílio para o indicador de sensibilidade do algoritmo heurístico proposto. O uso do modelo híbrido não-linear no problema de planejamento de sistemas de transmissão serve para contornar alguns problemas apresentados pelos modelos de transportes e DC. O modelo de transportes tem flexibilidade para trabalhar com redes não conexas, mas em contraposição as soluções encontradas podem ficar muito afastadas da solução ótima do modelo DC. Por sua vez, o modelo DC pode ter problemas para trabalhar com redes não conexas. Assim, o modelo híbrido permite encontrar soluções mais próximas da solução ótima do modelo DC e com a vantagem de trabalhar eficientemente na parcela correspondente às partes não conexas do sistema. A complexidade matemática deste modelo é quase equivalente a do modelo DC. Este fato explica porque as diferentes variantes que aparecem na literatura especializada deste modelo são usadas apenas para auxiliar o processo de resolução do modelo DC em algoritmos de planejamento de sistemas de transmissão (ROMERO; MONTICELLI, 1994; VILASSANA; GARVER; SALON, 1985) ou para ajudar a construir populações iniciais de boa qualidade para serem usadas, por exemplo, em algoritmos genéticos (ESCOBAR, 2002). Entretanto, existe uma modelagem híbrida alternativa que produz uma modelagem linear que pode ser usada isoladamente no problema de planejamento de sistemas de transmissão (BINATO; PEREIRA; GRANVILLE, 2001; HAFFNER, 2000). Esta modelagem alternativa é apresentada na seção 2.6.

2.5.1 Formulação matemática do modelo híbrido não linear

A formulação matemática do modelo híbrido não linear assume a seguinte forma:

$$\min v = \sum_{(i,j) \in \Omega} c_{ij} n_{ij} \quad (19)$$

s.a.

$$Sf + g = d \quad (20)$$

$$f_{ij} - \gamma_{ij} (n_{ij}^0 + n_{ij})(\theta_i - \theta_j) = 0, \forall (i,j) \in \Omega_1 \quad (21)$$

$$|f_{ij}| \leq (n_{ij}^0 + n_{ij}) \bar{f}_{ij}, \forall (i,j) \in \Omega \quad (22)$$

$$0 \leq g \leq \bar{g} \quad (23)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij} \quad (24)$$

$$f_{ij} \text{ irrestrito} \quad (25)$$

$$n_{ij} \text{ inteiro} \quad (26)$$

$$\theta_j \text{ irrestrito}, \forall j \in \Omega_3 \quad (27)$$

Em que γ_{ij} é a susceptância de um circuito no caminho $i - j$, Ω_1 representa o conjunto de circuitos existentes na configuração base, Ω representa o conjunto de circuitos correspondentes aos novos caminhos ($\Omega = \Omega_1 \cup \Omega_2$), Ω_3 representa o conjunto de barras que fazem parte da configuração base, isto é, as barras que não estão ilhadas, e θ_j é a magnitude do ângulo da tensão de barras existente na configuração base, isto é, para as barras que pertencem a Ω_3 .

No sistema (19) – (27), o conjunto de equações (20) representa as equações da primeira lei de Kirchhoff, uma equação por barra, para todas as barras do sistema e o conjunto de equações (21) representa as equações correspondentes à segunda lei de Kirchhoff, com uma equação para cada caminho que apresenta pelo menos um circuito na configuração base. Este último conjunto de equações representa a diferença entre os três modelos matemáticos que estão sendo apresentados. No modelo de transportes, o conjunto de equações (21) simplesmente não aparece, já no modelo híbrido aparece somente uma parcela dessas equações constituídas pelos caminhos em que existem circuitos na configuração base e, finalmente, no modelo DC aparecem todas as equações desse tipo, uma para cada caminho existente e também para os novos caminhos candidatos à adição de circuitos.

A presença de todas as equações correspondentes à segunda lei de Kirchhoff no modelo DC, transforma este modelo num problema mais restrito que os outros modelos. Assim, do ponto de vista da otimização matemática, pode-se dizer que o modelo híbrido é a formulação de um problema relaxado em relação ao modelo DC, isto é, um conjunto de restrições presentes no modelo DC foi

eliminado no modelo híbrido. De igual maneira, o modelo de transportes é a formulação de um problema relaxado em relação aos modelos híbrido e DC, pois no modelo de transportes foram eliminadas todas as restrições correspondentes à segunda lei de Kirchhoff. Uma consequência natural desse processo de relação é que uma solução ótima para o modelo de transportes não necessariamente é uma solução ótima para o modelo híbrido e DC. Frequentemente, uma solução ótima do modelo de transportes pode ser infactível em relação aos outros modelos. A mesma observação é verdadeira com a solução ótima do modelo híbrido em relação ao modelo DC. É um assunto em aberto a análise teórica e experimental sobre a qualidade das soluções encontradas pelos modelos relaxados. A vantagem evidente dos modelos relaxados é que podem ser mais facilmente resolvidos. Uma observação importante é verificar que as equações da segunda lei de Kirchhoff, $f_{ij} - \gamma_{ij} (n_{ij}^0 + n_{ij})(\theta_i - \theta_j) = 0$, são equações ou restrições não-lineares transformando o problema em não-linear e produzindo um nível de complexidade maior em relação ao modelo de transportes.

2.6 O Modelo Híbrido Linear

Essa modelagem, numa formulação mais simples, preserva as propriedades lineares do modelo de transportes considerando a primeira lei de Kirchhoff em todos os nós da rede, e a segunda lei de Kirchhoff somente nos circuitos existentes na rede base (e não necessariamente nos circuitos que serão adicionados).

O modelo híbrido foi proposto originalmente em Villassana, Garver e Salon (1985), sendo que a modelagem matemática especifica o seguinte: a parcela do sistema elétrico correspondente aos circuitos existentes na configuração base deve satisfazer às duas leis de Kirchhoff e a outra parcela correspondente aos circuitos novos deve satisfazer unicamente à primeira lei de Kirchhoff. Portanto, o modelo híbrido é uma mistura entre o modelo de transportes e o modelo DC.

É claro que, uma vez definida a modelagem matemática desta maneira, a solução ótima encontrada também deve satisfazer as duas leis de Kirchhoff na parte do sistema correspondente aos circuitos da configuração base e somente a primeira lei de Kirchhoff para novos circuitos adicionados. Em outras palavras, no modelo híbrido linear deve-se satisfazer a primeira lei de Kirchhoff em todas as barras do sistema e a segunda lei de Kirchhoff somente naqueles laços formados por circuitos existentes na configuração base. Assim, por exemplo,

se no processo de planejamento for adicionado um circuito, então os laços que eventualmente podem aparecer, como consequência da adição deste circuito, não estão obrigados a satisfazer a segunda lei de Kirchhoff. Esta modelagem, chamada de modelo híbrido linear, pode ser usada como estratégia de otimização para encontrar soluções factíveis para o modelo DC. Esta proposta foi apresentada por Villasana (1984), onde a modelagem é apenas utilizada como uma forma de auxílio para o indicador de sensibilidade do algoritmo heurístico proposto.

A ideia de utilizar o modelo híbrido no problema de planejamento de sistemas de transmissão é para contornar alguns problemas que apresentavam o modelo de transportes e DC. O modelo de transportes é preferido por sua natureza linear, pois para esse tipo de problema existem algoritmos relativamente eficientes, inclusive com provas de otimalidade. Mas, em contrapartida, as soluções encontradas podem ficar muito afastadas da solução ótima do modelo DC. Por outro lado, o modelo DC pode apresentar problemas, devido sua natureza não-linear. Assim, o modelo híbrido permite encontrar soluções mais próximas da solução ótima do modelo DC e com vantagem de trabalhar com técnicas de otimização para problemas lineares. A versão do modelo híbrido linear, que está sendo apresentada e as diferentes variantes que aparecem na literatura especializada, são utilizadas apenas para auxiliar no processo de resolução do modelo DC em algoritmo de planejamento de sistemas de transmissão (ROMERO; MONTICELLI, 1994; VILASANA; GARVER; SALON, 1985).

2.6.1 Formulação matemática do modelo híbrido linear

O modelo híbrido linear pode ser formulado da seguinte maneira:

$$\min \quad v = \sum_{(i,j) \in \Omega} c_{ij} n_{ij} \quad (28)$$

s.a.

$$Sf + S^0 f^0 + g = d \quad (29)$$

$$f_{ij}^0 - \gamma_{ij} n_{ij}^0 (\theta_i - \theta_j) = 0, \quad \forall (i, j) \in \Omega_0 \quad (30)$$

$$|f_{ij}^0| \leq n_{ij}^0 \bar{f}_{ij}, \quad \forall (i, j) \in \Omega_0 \quad (31)$$

$$|f_{ij}| \leq n_{ij} \bar{f}_{ij}, \forall (i, j) \in \Omega \quad (32)$$

$$0 \leq g \leq \bar{g} \quad (33)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij} \quad (34)$$

$$f_{ij}^0 \text{ irrestrito } \forall (i, j) \in \Omega_0 \quad (35)$$

$$f_{ij} \text{ e } \theta_j \text{ irrestritos } \forall (i, j) \in \Omega \quad (36)$$

Pode-se verificar que o modelo aqui apresentado é um problema de programação linear inteiro misto. Deve-se observar também que no modelo mostrado em (28) – (36), os fluxos nos circuitos estão separados em dois grupos (fluxos em circuitos existentes na topologia base, f_{ij}^0 e os fluxos nos circuitos que não estão presentes na topologia base, f_{ij}). O mesmo acontece com circuitos adicionados: n_{ij}^0 , n_{ij} que representam, respectivamente, o número de circuitos presentes no caminho $i - j$ na configuração base e os circuitos que podem ser adicionados no processo de otimização. Também, Ω_0 representa o conjunto dos circuitos presentes na configuração base e Ω representa o conjunto dos circuitos que podem ser adicionados. S^0 é a matriz de incidência nó-ramo transposta dos circuitos existentes na topologia base. As demais variáveis são como (5) – (9).

As restrições (29) representam a primeira lei de Kirchhoff e o conjunto de restrições (30) representa as equações correspondentes à segunda lei de Kirchhoff, com uma equação para cada caminho que apresenta pelo menos um circuito na configuração base. Este último conjunto de equações representa a diferença entre os três modelos matemáticos que estão sendo apresentados. No modelo de transportes, o conjunto de equações, $f_{ij}^0 - \gamma_{ij}(n_{ij} + n_{ij}^0)(\theta_i - \theta_j) = 0$, simplesmente não aparece, já no modelo híbrido aparece somente uma parcela dessas equações constituídas pelos circuitos existentes na configuração base e, finalmente, no modelo DC aparecem todas as equações desse tipo, uma para cada caminho existente e/ou novos caminhos candidatos à adição de circuitos.

2.7 O Modelo DC

Nesta seção apresenta-se o modelo matemático do problema do planejamento da expansão de sistema de transmissão, usando o modelo DC, assim como uma análise desta forma de planejamento.

O modelo DC é uma generalização do modelo de fluxo de carga DC que está bem detalhado em Monticelli (1983), e é considerado como sendo ideal para realizar os trabalhos de planejamento de sistemas de transmissão. Neste modelo, o sistema elétrico completo deve satisfazer as duas leis de Kirchhoff, isto é, todas as barras do sistema devem satisfazer a primeira lei de Kirchhoff (especifica que o somatório dos fluxos de potência que entram numa barra do sistema deve ser igual ao somatório do fluxo de potência que saem dessa barra) e todos os laços existentes devem satisfazer a segunda lei de Kirchhoff (especifica que a queda de tensão em cada laço deve ser igual à zero). Os principais motivos para esta opção são os seguintes:

- ✓ É a modelagem mais aceita por pesquisadores e especialistas em planejamento das empresas de energia elétrica;
- ✓ Existem várias técnicas de solução (algoritmos) que resolvem de maneira adequada os problemas de planejamento que usam o modelo DC;
- ✓ Testes experimentais exaustivos mostraram que as topologias encontradas usando o modelo DC apresentam bom desempenho quando avaliadas com os modelos tradicionais de operação de sistemas de energia elétrica, como o fluxo de carga AC;

2.7.1 Formulação matemática do modelo DC

A formulação matemática do modelo DC assume a seguinte forma, em (37) – (44):

$$\min v = \sum_{(i,j) \in \Omega} c_{ij} n_{ij} \quad (37)$$

s.a.

$$Sf + g = d \quad (38)$$

$$f_{ij} - \gamma_{ij}(n_{ij}^0 + n_{ij})(\theta_i - \theta_j) = 0 \quad (39)$$

$$|f_{ij}| \leq (n_{ij}^0 + n_{ij})\bar{f}_{ij} \quad (40)$$

$$0 \leq g \leq \bar{g} \quad (41)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij} \quad (42)$$

$$n_{ij} \text{ inteiro, } f_{ij} \text{ e } \theta_j \text{ irrestritos} \quad (43)$$

$$\forall (i, j) \in \Omega \quad (44)$$

Sendo:

- c_{ij} : Custo de um circuito que pode ser adicionado no caminho $i - j$;
- n_{ij} : Número de circuitos adicionados no caminho $i - j$;
- n_{ij}^0 : Número de circuitos existentes na topologia base, no caminho $i - j$;
- \bar{n}_{ij} : Número máximo de circuitos que podem se adicionados no caminho $i - j$;
- f : Vetor de fluxos com elementos f_{ij} (o fluxo de potência total através dos circuitos no caminho $i - j$);
- \bar{f}_{ij} : Capacidade de transmissão de um circuito no caminho $i - j$;
- γ_{ij} : Suceptância de um circuito no caminho $i - j$;
- θ_i : Ângulo de tensão na barra i ;
- g : Vetor geração com elementos g_k (geração na barra k);
- \bar{g} : Vetor de geração máxima;
- S : Matriz de incidência nó-ramo transposta do sistema elétrico;
- Ω : Representa o conjunto de caminhos em que é possível adicionar circuitos.

O conjunto de restrições (38) representa as equações correspondentes à primeira lei de Kirchhoff, uma equação para cada barra do sistema, e as restrições (39) representam as equações correspondentes à segunda lei de Kirchhoff. As restrições (40) representam as restrições de capacidade de transmissão dos circuitos (linhas e/ou transformadores) e o valor absoluto é necessário, pois os fluxos de potência podem fluir nos dois sentidos. As restrições (41) e (42) são triviais e representam apenas restrições de limite de geração e de circuitos adicionados em cada caminho candidato $i - j$. Finalmente, as variáveis f_{ij} e θ_i são irrestritas

em valor e as variáveis n_{ij} devem ser inteiras, representando a maior fonte de complexidade no problema.

A presença de todas as equações correspondentes à segunda lei de Kirchhoff no modelo DC transforma este modelo num problema não linear inteiro misto e produz um alto nível de complexidade no processo de solução.

O modelo DC pode ser formulado de outra forma utilizando a seguinte relação de equivalência:

$$\bar{\phi}_{ij} = \frac{\bar{f}_{ij}}{\gamma_{ij}}$$

Usando a relação anterior e após algumas manipulações algébricas, pode-se chegar a uma formulação equivalente que assume a seguinte forma:

$$\min v = \sum_{(i,j) \in \Omega} c_{ij} n_{ij} \quad (45)$$

s.a.

$$B\theta + g = d \quad (46)$$

$$|\theta_i - \theta_j| \leq \bar{\phi}_{ij} \quad \forall (i,j) \in \Omega_0 \quad (47)$$

$$n_{ij} |\theta_i - \theta_j| \leq n_{ij} \bar{\phi}_{ij} \quad \forall (i,j) \in \Omega_2 \quad (48)$$

$$0 \leq g \leq \bar{g} \quad (49)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij} \quad (50)$$

$$n_{ij} \text{ inteiro} \quad (51)$$

$$\theta_j \text{ irrestrito} \quad (52)$$

Em que B é a matriz de susceptâncias do sistema elétrico, θ é o vetor de ângulos de tensão de barras do sistema elétrico, Ω_0 representa o conjunto de caminhos em que existem linhas na topologia base e Ω_2 representa o conjunto de caminhos em que não existem linhas na topologia base.

2.7.2 Formulação matemática do modelo DC modificado

Aqui, apresenta-se o modelo modificado o qual se aplica no problema do planejamento na busca de melhores soluções através dos algoritmos VNS apresentados no Capítulo 4. O modelo DC modificado, para considerar as necessidades de demanda de potência ativa, é descrito conforme o seguinte modelo:

$$\min v = \sum_{(i,j) \in \Omega} c_{ij} n_{ij} + \alpha \sum_{k \in \Gamma} r_k \quad (53)$$

s.a.

$$Sf + g + r = d \quad (54)$$

$$f_{ij} - \gamma_{ij}(n_{ij}^0 + n_{ij})(\theta_i - \theta_j) = 0 \quad (55)$$

$$|f_{ij}| \leq (n_{ij}^0 + n_{ij})\bar{f}_{ij} \quad (56)$$

$$0 \leq g \leq \bar{g} \quad (57)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij} \quad (58)$$

$$0 \leq r_k \leq d_k \quad (59)$$

$$n_{ij} \text{ inteiro, } f_{ij} \text{ irrestrito, } \theta_j \text{ irrestrito} \quad (60)$$

$$\forall (i, j) \in \Omega \quad (61)$$

Da mesma forma que no modelo de transportes modificado, foram usadas variáveis r_k , as quais correspondem à inclusão de geradores artificiais no sistema.

3 TÉCNICAS DE SOLUÇÃO DO PROBLEMA DE PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE TRANSMISSÃO

Neste capítulo, discutem-se as técnicas de soluções propostas na literatura para a solução do problema de planejamento da expansão da transmissão. São abordadas as técnicas de otimização clássica, as técnicas heurísticas e as técnicas metaheurísticas, nas quais se enfatizam a importância do algoritmo heurístico construtivo de Garver, o algoritmo heurístico construtivo de Villasana-Garver-Salon e as metaheurísticas que serão utilizados intensamente no desenvolvimento deste trabalho.

3.1 Introdução

O problema de planejamento pode ser representado por, pelo menos, três modelos matemáticos, conforme detalhes apresentados no Capítulo 2. Na utilização dos modelos de transportes ou modelo híbrido linear, obtém-se um problema de programação linear inteiro misto e quando se utiliza os modelos híbridos não lineares ou DC, obtém-se um problema de programação não-linear inteiro misto com a complexidade adicional de que é um problema não convexo e com características de apresentar o fenômeno da explosão combinatória quando crescem as alternativas de expansão. As técnicas de otimização que resolvem esses modelos podem ser classificadas em três grupos: (i) técnicas de otimização clássica, (ii) técnicas heurísticas, e, (iii) técnicas metaheurísticas. Atualmente ainda são desenvolvidas técnicas de otimização desses três grupos, sendo que, na referente às técnicas clássicas de otimização, se desenvolvem basicamente técnicas *branch and bound* (HAFFNER et al., 2001) ou a técnica de linearização das relações não lineares e a resolução do modelo modificado usando técnicas de programação linear inteira mista. As heurísticas se usam cada vez menos e as principais técnicas desse tipo são fundamentalmente aplicadas aos modelos mais complexos do problema PEST ou como uma fase inicial para encontrar soluções iniciais de excelente qualidade que são usadas como soluções iniciais de técnicas de otimização mais sofisticadas. Por outro lado, as metaheurísticas estão sendo intensamente usadas para resolver o problema PEST (FARIA et al., 2005; SILVA et al., 2001; SILVA; GIL; AREIZA, 2000).

Em praticamente todas as técnicas de otimização utilizadas no problema de planejamento, o trabalho pesado em relação ao esforço computacional de processamento está

relacionado como as sub-rotinas que devem resolver problemas de programação linear (*PL*) ou problemas de programação não-linear (*PNL*). Assim, é crucial para reduzir o tempo de processamento, formular e implementar computacionalmente algoritmos eficientes de *PL* e *PNL*.

3.2 Métodos Exatos

Os métodos de otimização clássica, geralmente usando técnicas de decomposição matemática, apresentam a característica que podem encontrar a solução ótima do problema de planejamento e são muito eficientes em sistemas de pequeno e médio porte, mas, para sistemas de grande porte ainda apresentam um esforço computacional elevado e problemas de convergência. A seguir descrevem-se de forma resumida os métodos de *Branch and Bound* e *Decomposição de Benders*.

3.2.1 Branch and bound

O algoritmo *Branch and Bound* é um algoritmo enumerativo, cuja estrutura de resolução baseia-se na construção de uma árvore onde os nós representam os problemas candidatos e os ramos representam as novas restrições que devem ser consideradas. Por intermédio dessa árvore, todas as soluções inteiras da região viável do problema são enumeradas de modo implícito ou explícito o que garante que todas as soluções ótimas devem ser encontradas. A estrutura geral do algoritmo *Branch and Bound* apresenta três elementos fundamentais, que serão detalhados a seguir: separação, relaxação e sondagem.

Na etapa de separação, o problema original (P) é separado em q subproblemas (P^1), (P^2), ..., (P^q) sujeitos às seguintes condições:

- (S1) Toda solução viável de (P) é uma solução de somente um dos subproblemas (P^i), $i = 1, 2, \dots, q$.
- (S2) Uma solução viável de qualquer um dos subproblemas (P^i), $i = 1, 2, \dots, q$ é também, uma solução viável de (P).

Estas condições asseguram que o conjunto das soluções viáveis de cada um dos subproblemas (P^i) , $i = 1, 2, \dots, q$, é uma partição do conjunto das soluções viáveis de (P) . Os subproblemas (P^i) , $i = 1, 2, \dots, q$, são denominados descendentes de (P) e podem, sucessivamente, gerar seus próprios descendentes.

O interesse na separação (*branching*) é utilizar a estratégia de “dividir para conquistar” para resolver o problema (P) . Pode-se descrever, sucintamente, esta estratégia do seguinte modo: enquanto solução de (P) não é possível, separa-se (P) em dois ou mais subproblemas descendentes, gerando uma lista de problemas candidatos (PC). Então, seleciona-se um dos candidatos dessa lista e tenta-se resolvê-lo. Se a solução não é possível, o problema é novamente separado e seus descendentes são adicionados à lista dos candidatos, caso contrário, o problema é resolvido e uma nova solução é obtida. O valor da função objetivo dessa nova solução é, então, comparado com o valor da solução incumbente, que é a melhor solução viável conhecida até o momento. Caso a nova solução seja melhor do que a solução incumbente, ela se torna a nova incumbente. A seguir, retorna-se à lista e seleciona-se o próximo candidato. Isto é repetido até que a lista esteja vazia, quando pode-se afirmar que a solução do problema é dada pela solução incumbente final.

A forma usual de separação (*branching*) de um problema de programação inteira é através de restrições contraditórias em uma única variável inteira (variável de separação ou de ramificação). Assim, a partir do problema original, denominado nó zero, originam-se dois novos subproblemas (cada um dos subproblemas descendentes é mais restrito que o subproblema candidato de origem uma vez que foi acrescentado uma restrição na variável de separação), representados pelos nós 1 e 2 que são sucessivamente divididos formando uma árvore. A cada nó se associa um subproblema candidato e cada ramo indica o acréscimo de uma restrição relacionada à variável empregada na separação. Portanto, à medida que se desce na árvore a região viável dos descendentes gerados vai ficando cada vez mais restrita.

A ideia geral consiste em, temporariamente, ignorar algumas restrições do problema (P) visando torná-lo fácil de resolver. A condição que deve ser satisfeita é que o conjunto de soluções viáveis do problema original (P) esteja contido no conjunto de soluções viáveis do problema relaxado (PR) . Isto implica que:

(R1) Se (PR) não tem solução viável, então o mesmo é verdadeiro para (P) .

(R2) O valor mínimo de (P) não é menor que o valor mínimo de (PR) .

(R3) Se uma solução ótima de (PR) é viável em (P) , então ela é uma solução ótima de (P) .

Dentre as formas possíveis de relaxação, destaca-se a eliminação das restrições de integralidade das variáveis, o que transforma o problema misto em um problema linear (PL) padrão.

Na análise dos problemas candidatos existe a necessidade de determinar quais são promissores e, portanto, devem ser examinados, e quais podem ser descartados. Isto é realizado na etapa de sondagem onde o problema candidato (PC) é eliminado (descartado para análises futuras), juntamente com todos os seus descendentes, se satisfazer pelo menos um dos seguintes critérios:

(S1) O problema candidato relaxado (PCR) não tem solução viável. Considerando a condição $(R1)$ significa que o problema candidato (PC) também não tem solução viável.

(S2) A solução ótima do problema candidato relaxado (PCR) é pior (*bounding*) do que a melhor solução atualmente conhecida para (P) (solução incumbente). Observar que a solução ótima do problema candidato relaxado é sempre melhor ou igual à solução do problema candidato e de seus descendentes.

(S3) Uma solução ótima do problema candidato relaxado (PCR) é viável, também, em (PC) . Neste caso, considerando $(R3)$, ela é ótima em (PC) e, devido a $(S2)$ ela é também factível em (P) . Caso seja melhor que a incumbente, a solução deste problema candidato passa a ser a nova solução incumbente.

O algoritmo básico, embora seja conceitualmente simples, apresenta complexidade na implementação computacional. Este algoritmo apresenta excelente desempenho para problemas ou sistemas pequenos, mas em sistemas reais apresenta várias limitações relacionadas com o esforço computacional.

3.2.2 Decomposição de Benders

A decomposição de Benders pode ser conceitualmente definida como uma técnica de decomposição matemática adequada para ser utilizada no problema PEST. Esta técnica permite decompor o problema de planejamento em dois subproblemas: um subproblema de operação ou escravo e um subproblema de investimento ou mestre. As variáveis de operação como os fluxos e os ângulos de tensões de barras fazem parte do subproblema de operação, o qual é um problema de programação linear que pode se facilmente resolvido utilizando algoritmos eficientes de *PL*. Por outro lado, as variáveis de investimento fazem parte do subproblema de investimento, o qual é um problema de programação linear inteira mista com uma única variável contínua que aparece como parte de decomposição. Assim, a decomposição de Benders resolve o problema PEST através de uma solução iterativa dos subproblemas de operação e investimento.

A otimização global é atingida através de uma resolução iterativa das soluções separadas dos subproblemas de operação e investimento. Esta técnica não foi capaz de resolver sistemas de grande porte, como o sistema Norte-Nordeste Brasileiro.

3.2.3 Algoritmos aproximados

Numa tentativa de contornar as diversas dificuldades enfrentadas para resolver o problema de planejamento utilizando ferramentas de otimização matemática, devido principalmente a sua natureza não-linear e não convexa, surgiram os algoritmos aproximados. Sendo uma classe bastante ampla, são exemplos de algoritmos aproximados: algoritmos heurísticos construtivos e algoritmos metaheurísticos.

3.3 Algoritmos Heurísticos Construtivos – AHC

Conforme abordagem no Capítulo 2, o problema de planejamento de sistema de transmissão pode ser representado usando vários modelos matemáticos. Usando o modelo de transportes é obtido um problema de programação linear inteiro misto (PLIM). Por outro lado, usando o modelo DC é obtido um problema de programação não linear inteiro misto

(PNLIM). Ainda hoje é difícil resolver problemas deste tipo, especialmente para sistemas de grande porte. Portanto, nas pesquisas iniciais sobre o problema do planejamento de sistemas de transmissão foram usados os chamados algoritmos heurísticos construtivos para resolver problemas de planejamento de sistemas reais.

Um algoritmo heurístico construtivo é um procedimento passo-a-passo em que de maneira sistemática se encontra uma boa proposta de expansão do sistema elétrico, isto é, a partir da configuração base, em cada passo é adicionado um ou vários circuitos até que o conjunto de adições realizadas permita uma operação adequada do sistema elétrico. Portanto, em cada passo a configuração do sistema é modificada pela adição de um ou vários circuitos e esta configuração obtida é denominada configuração corrente. O circuito escolhido em cada passo para adicionar à chamada configuração corrente é um circuito que corresponde ao caminho mais atrativo, identificado pelo chamado indicador de sensibilidade, dado por:

$$IS = \max\{IS_{ij} = n_{ij} \bar{f}_{ij}\} \quad (62)$$

Um indicador de sensibilidade é basicamente um parâmetro que de alguma maneira está relacionado com a variação de função objetivo, devido a alguma variação dos parâmetros do sistema, considerando como um sistema da configuração corrente. Assim, o indicador de sensibilidade possui as seguintes características:

- ✓ Identifica os caminhos mais atrativos para realizar a adição de circuitos.
- ✓ É um indicador de caráter local, isto é, identifica a melhor estratégia para a configuração corrente, em contraposição de um indicador de caráter global que identificaria a melhor estratégia para identificar a melhor configuração corrente.
- ✓ Como os indicadores locais nem sempre coincidem com os indicadores globais então os algoritmos heurísticos construtivos, frequentemente, não têm capacidade de encontrar as configurações ótimas globais de sistemas reais.

Resumindo, do ponto de vista teórico um algoritmo heurístico construtivo nem sempre encontra a configuração ótima da expansão de um sistema elétrico. Na prática estes algoritmos heurísticos encontram as configurações ótimas de sistemas pequenos e apenas configurações boas para sistemas elétricos de médio e grande porte. Entretanto, estes algoritmos são muito importantes pelos seguintes motivos:

- ✓ Na primeira fase de pesquisas (décadas de 60 e 70) era a única maneira que existia para resolver problemas de planejamento de sistemas elétricos de grande porte.
- ✓ A maioria destes algoritmos são robustos, simples de entender, programar e usar.
- ✓ Os esforços computacionais exigidos por estes algoritmos são muito pequenos.
- ✓ Muitas características e propriedades destes algoritmos podem ser usadas no desenvolvimento de algoritmos mais complexos como as metaheurísticas (*Simulated Annealing*, Algoritmos Genético, Busca Tabu, GRASP, VNS e outros).

3.3.1 O algoritmo de Garver para o modelo de transportes

O algoritmo heurístico construtivo (AHC) de Garver é um algoritmo que utiliza o modelo de transportes (neste modelo, apenas as restrições da primeira lei de Kirchhoff devem ser obrigatoriamente satisfeitas), e foi o primeiro de grande difusão utilizado no planejamento de sistema de transmissão (GARVER, 1970). Nesta proposta, Garver formulou o problema como um problema de fluxo em redes e utilizou algoritmos de programação linear para identificar as rotas mais diretas entre os geradores e as cargas. A proposta de Garver consiste em resolver o modelo de transportes relaxado e encontrar a solução ótima não inteira para a configuração corrente n_{ij}^0 . Assim, conhecidas as incógnitas n_{ij} , encontradas resolvendo o PL (2) – (9) do Capítulo 2, podem-se encontrar os fluxos de potência em todos os circuitos antigos (n_{ij}^0) e novos (n_{ij}). Portanto, aquele caminho novo $i - j$, identificado pelo n_{ij} que leva o maior fluxo de potência, representa o caminho mais atrativo de acordo com a proposta Garver. A proposta de Garver, então, atualiza a configuração corrente de acordo com a adição escolhida. Um processo repetido dessa estratégia, adicionando em cada passo um circuito no caminho mais atrativo, constitui o algoritmo de Garver. O processo termina quando a solução do PL correspondente à configuração corrente apresenta uma solução com todos os $n_{ij} = 0$ o que significa que não é necessário realizar mais adições e o conjunto de adições realizadas representa a proposta de solução de algoritmo de Garver.

O algoritmo de Garver pode ser resumido nos seguintes passos:

1. Assumir a configuração base n_{ij}^0 como configuração corrente.

2. Resolver o PL após relaxar a integralidade de n_{ij} em (2) – (9) para a configuração corrente. Se todos os $n_{ij} = 0$, então pare, pois foi encontrada em boa configuração factível. Em caso contrário ir ao passo 3.
3. Calcular os fluxos em todos os novos circuitos adicionados pelo PL, ($n_{ij} \neq 0$), usando a relação $f_{ij}^v = n_{ij} \bar{f}_{ij}$. Identificar o caminho novo $i - j$ com o maior valor de f_{ij}^v e atualizar a configuração corrente adicionando um circuito naquele caminho $i - j$. Voltar ao passo 2.

O maior esforço computacional do algoritmo corresponde ao passo 2 que consiste em resolver um problema de *PL*. Entretanto, o algoritmo apresentado pode ainda ser modificado para obter versões alternativas ligeiramente diferentes do algoritmo de Garver. Assim, podem se realizadas as seguintes modificações:

1. Após a resolução do primeiro *PL*, pode-se incorporar na configuração base, simultaneamente, a parte inteira de todos os circuitos que apresentam valores de $n_{ij} \geq 1$.
2. Em cada passo, pode-se escolher para adição de um circuito, aquele caminho com maior valor de n_{ij} , em lugar de escolher o caminho com maior valor de f_{ij}^v .
3. Em cada passo, pode-se manter o critério de adição daquele caminho com maior valor de f_{ij}^v , mas em lugar de adicionar um circuito simples naquele caminho, pode-se adicionar um número de circuitos igual à parte inteira de n_{ij} .
4. Incorporar um processo de Fase II para retirar circuitos irrelevantes adicionados na fase inicial.

Todas as modificações propostas podem ser incorporadas separadamente ou em conjunto e levam a algoritmos ligeiramente diferentes do algoritmo de Garver. Todos esses algoritmos alternativos (sem a incorporação da chamada Fase II) são mais rápidos, pois necessitam de menos chamadas ao algoritmo de PL e, geralmente, as soluções obtidas são de melhor qualidade. Do ponto de vista da otimização matemática, o algoritmo de Garver é um algoritmo heurístico construtivo que na prática encontra configurações de boa qualidade, mas do ponto de vista teórico não existe garantia de encontrar a configuração ótima global. Contudo, o AHC de Garver é usado nesta tese para encontrar uma solução inicial de boa qualidade para implementação do algoritmo RVNS.

3.3.2 AHC de Villasana-Garver-Salon para o modelo DC

O algoritmo proposto em Villasana, Garver e Salon – VGS (1985) é um algoritmo heurístico construtivo (AHC) que utiliza o modelo híbrido linear, PL (28 – 36) do item 2.6, com a estratégia de resolver apenas um PL em cada passo do processo de otimização. A estratégia consiste em resolver um PL de tal forma que seja possível verificar se os circuitos já adicionados permitem que o sistema opere adequadamente para o modelo DC ou, caso contrário, identificar o circuito mais promissor que deve ser adicionado ao sistema. Esses objetivos são atingidos resolvendo um PL que é um caso especial do modelo híbrido linear após relaxar a integralidade das variáveis de investimento n_{ij} . Assim, em cada passo, o algoritmo VGS resolve o PL (63) – (73), descrito a seguir.

$$\min v = \sum_{(i,j) \in \Omega} c_{ij} n_{ij} \quad (63)$$

s.a.

$$Sf + S^0 f^0 + S^1 f^1 + g = d \quad (64)$$

$$f_{ij}^0 - \gamma_{ij} n_{ij}^0 (\theta_i - \theta_j) = 0, \quad \forall (i, j) \in \Omega_0 \quad (65)$$

$$f_{ij}^1 - \gamma_{ij} n_{ij}^1 (\theta_i - \theta_j) = 0, \quad \forall (i, j) \in \Omega_1 \quad (66)$$

$$|f_{ij}^0| \leq n_{ij}^0 \bar{f}_{ij}, \quad \forall (i, j) \in \Omega_0 \quad (67)$$

$$|f_{ij}^1| \leq n_{ij}^1 \bar{f}_{ij}, \quad \forall (i, j) \in \Omega_1 \quad (68)$$

$$|f_{ij}| \leq n_{ij} \bar{f}_{ij}, \quad \forall (i, j) \in \Omega \quad (69)$$

$$0 \leq g \leq \bar{g} \quad (70)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq (\bar{n}_{ij} - n_{ij}^1) \quad (71)$$

$$-(\bar{n}_{ij} - n_{ij}^1) \bar{f}_{ij} \leq f_{ij} \leq (\bar{n}_{ij} - n_{ij}^1) \bar{f}_{ij}, \quad \forall (i, j) \in \Omega \quad (72)$$

$$-n_{ij}^0 \bar{f}_{ij} \leq f_{ij}^0 \leq n_{ij}^0 \bar{f}_{ij}, \quad \forall (i, j) \in \Omega_0 \quad (73.1)$$

$$-n_{ij}^1 \bar{f}_{ij} \leq f_{ij}^1 \leq n_{ij}^1 \bar{f}_{ij}, \quad \forall (i, j) \in \Omega_1 \quad (74.2)$$

$$\theta_j \text{ irrestrito} \quad (75)$$

Em que:

- S : Matriz de incidência nó-ramo transposta para os circuitos candidatos à adição;
- S^0 : Matriz de incidência nó ramo transposta para os circuitos da topologia base;
- S^1 : Matriz de incidência nó-ramo transposta para os circuitos adicionados e dos nós conectados a esses caminhos no processo iterativo do algoritmo VGS;
- f : Vetor de fluxos totais nos circuitos novos que devem ser adicionados na resolução do PL com elementos f_{ij} ;
- f^0 : Vetor de fluxos totais através dos circuitos da topologia base, com elementos f_{ij}^0 ;
- f^1 : Vetor de fluxos totais através dos caminhos adicionados no processo iterativo e com elementos f_{ij}^1 (fluxo nos circuitos já adicionados no caminho $(i - j)$);
- Ω : Conjunto de índices dos circuitos candidatos;
- Ω_0 : Conjunto de índices dos circuitos presentes na topologia base;
- Ω_1 : Conjuntos de índices dos circuitos adicionados no processo de otimização pelo VGS.

Deve-se observar que no PL mostrado em (63) – (73) os fluxos em cada caminho estão separados em três grupos (fluxos em circuitos existentes na topologia base: f_{ij}^0 , fluxos nos circuitos já adicionados no processo iterativo do algoritmo VGS: f_{ij}^1 e os fluxos nos circuitos adicionados na resolução do PL , f_{ij}). O mesmo acontece com os circuitos n_{ij}^0 , n_{ij}^1 e n_{ij} representando, respectivamente, o número de circuitos presentes no caminho $i - j$ na configuração base, circuitos já adicionados no processo iterativo pelo algoritmo VGS e os circuitos adicionados na resolução do PL. E ainda, Ω_0 representa o conjunto dos circuitos presentes na configuração base e Ω_1 representa o conjunto dos circuitos já adicionados pelo VGS.

Se na solução do PL (63) – (73) tivermos $v = 0$ e, portanto, $n_{ij} = 0$, $\forall (i, j) \in \Omega$, então, o sistema opera adequadamente apenas com os circuitos da topologia base e os já adicionados no processo iterativo. Como esses circuitos obedecem as duas leis de Kirchhoff, então a proposta de solução, isto é, os circuitos que foram adicionados, é uma proposta factível para o modelo DC. Caso contrário, a solução encontrada nos permite identificar o circuito mais atrativo que deve ser adicionado ao sistema no próximo passo.

O AHC proposto em Villasana, Gaver e Salon (1985) utiliza um indicador de sensibilidade definido a partir da solução ótima do modelo híbrido linear (MHL) correspondente à topologia corrente (circuitos da topologia base e os adicionados no processo

iterativo) e relaxando a integralidade das variáveis n_{ij} , isto é, a resolução do modelo (63) – (73).

Considerando a relaxação da integralidade das variáveis n_{ij} , como mostra o problema (63) – (73), então deve-se resolver um problema de programação linear (PL), e o índice de sensibilidade é definido como sendo o indicador do caminho com maior fluxo de potência, apontando para adição de um novo circuito neste caminho selecionado. Sendo denotado por:

$$IS = \max\{IS_{ij} = n_{ij}\bar{f}_{ij} : n_{ij} \neq 0\}, \quad (76)$$

em que n_{ij} é a solução do PL depois de relaxar a condição de integralidade no AHC. Em cada passo a solução corrente é, então, atualizada, e assim a topologia corrente é formada pela topologia base juntamente com os circuitos adicionados durante o processo iterativo.

A característica mais interessante no algoritmo VGS é que cada circuito adicionado durante o processo deve satisfazer as duas leis de Kirchhoff simultaneamente, o que significa que a solução determinada pelo VGS é uma solução factível para o modelo DC.

O algoritmo VGS pode ser resumido nos passos descritos a seguir.

Passo 1: Assumir a topologia base como solução corrente e usar o modelo híbrido linear modificado relaxado mostrado em (28) – (36). Todos os circuitos presentes na solução corrente devem satisfazer as leis de Kirchhoff da corrente e da tensão.

Passo 2: Resolver o PL (63) – (73) para a topologia corrente. Se a solução indicar que o sistema está operando adequadamente com a nova adição e, portanto, $v = 0$, pare. Uma nova solução para o modelo DC foi encontrada.

Passo 3: Utilizar o índice de sensibilidade (74) para identificar o circuito mais atrativo que deve ser adicionado ao sistema. Atualizar a topologia com o circuito adicionado, acrescentando $i - j$ em Ω_1 e ir ao passo 2.

A vantagem de se utilizar esta estratégia é que em cada passo se resolve apenas um PL, mas no final do processo encontra-se uma solução para o modelo DC.

Do ponto de vista de otimização matemática, o VGS é um algoritmo heurístico construtivo que, na prática, encontra configurações de boa qualidade, mas do ponto de vista teórico, não existe garantia de encontrar a solução ótima global.

Um significado importante no algoritmo VGS sobre o índice de sensibilidade é que a solução ótima do PL apresenta um conjunto de $n_{ij} \neq 0$ que identifica o melhor investimento proposto satisfazendo somente a primeira lei de Kirchhoff. Quando o circuito é incorporado no sistema, ele passa a cumprir ambas as leis de Kirchhoff. Assim, o índice de sensibilidade utilizado pode não apresentar o desempenho desejado como o índice utilizado no modelo de transportes. Para outros índices, ver Romero et. al (2003).

O algoritmo VGS é usado nesta tese para encontrar uma solução inicial de boa qualidade para implementação do algoritmo RVNS.

3.4 Metaheurísticas

A metaheurística (o termo metaheurística foi cunhado por Fred Glover em 1986 e é amplamente aplicado na literatura) consiste de um conjunto de regras (ou estratégias) genéricas que podem ser adaptadas a um dado problema, de acordo com suas características estruturais, gerando um algoritmo heurístico para a exploração do espaço de busca de soluções desse problema, com o intuito de tentar escapar de ótimos locais ainda distantes dos ótimos globais. A ideia fundamental de uma metaheurística consiste em analisar ou operar em um conjunto reduzido do espaço de busca. Esse processo de busca deve ser realizado de uma forma eficiente para que seja encontrada uma solução de boa qualidade.

Estes métodos têm-se mostrado muito efetivos nas soluções de problemas difíceis de grande porte, inclusive no problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão. Nas últimas décadas, surgiram vários procedimentos metaheurísticos na solução de problemas combinatórios. As mais populares são: *Simulated Annealing*, Algoritmos Genéticos, Busca Tabu, VNS, etc. Tem-se com as várias metaheurísticas resultados satisfatórios para a solução do problema de planejamento da expansão de sistemas elétricos (GALLEGO; MONTICELLI, ROMERO, 2000; SILVA; GIL; AREIZA, 2000; SILVA et al., 2001; TAGLIALENHA, 2008). A seguir serão abordadas descrições das lógicas de algumas técnicas metaheurísticas utilizadas até agora no problema PEST.

3.4.1 *Simulated annealing*

A metodologia *simulated annealing* (GALLEGO, 1997) foi proposta no início da década de 80 como uma nova ferramenta empregada na solução de grandes problemas combinatórios. Surgiu do campo da termodinâmica como consequência da comparação de problemas formulados nesta área com os do campo da pesquisa operacional.

A ideia que deu lugar a esta metaheurística é chamada algoritmo de Metrópolis, que por sua vez está baseado no método de Monte Carlo, com o qual se estudam as propriedades de equilíbrio na análise do comportamento microscópico dos corpos.

O método *simulated annealing* pode ser traduzido com mais precisão como método da têmpera simulada, que busca simular o processo de resfriamento de metais e vidros. Estes naturalmente atingem uma configuração de baixa energia conforme esfriam gradativamente, apesar de suas moléculas “dançarem alucinadamente” quando o metal é aquecido.

O funcionamento do método de resfriamento simulado parte de uma configuração inicial e depois gera um conjunto de configurações candidatas controladas pelo programa de esfriamento. A escolha do movimento é feita de forma aleatória e simples: se ele melhora o estado atual, ele é sempre aceito. Se ele não melhora a configuração atual, ele pode ser aceito com uma probabilidade menor que 1.

A probabilidade de escolha de uma solução deve diminuir quanto pior for o movimento e também conforme as iterações forem passando: no começo, é muito provável que se aceite um movimento ruim. Ao fim do algoritmo, a aceitação de tal movimento deve ser muito improvável. Para tanto, estabelece-se um parâmetro T , que representa a temperatura do processo de resfriamento e que é diminuída durante todo o desenvolver do algoritmo, o que faz com que a probabilidade também diminua.

Precisa-se apenas determinar um valor inicial para a temperatura e um procedimento para sua diminuição. Muitos trabalhos demonstraram que, se a diminuição da energia for lenta o suficiente, o valor ao final da execução do algoritmo se aproxima bastante do ótimo procurado. Isto é similar ao processo de resfriamento real, pois se for feito muito rápido, introduzem-se falhas e fraturas na estrutura do cristal/metálico que se está resfriando.

Simulated annealing foi usado com sucesso em muitas áreas da pesquisa operacional. Tem a característica de apresentar soluções ótimas ou quase ótimas, porém com um esforço computacional elevado.

Trabalhos mais relevantes usando esta técnica em planejamento da expansão da transmissão são abordados em Romero; Gallego; Monticelli (1996) e Gallego et al. (1997).

3.4.2 Algoritmo genético

O algoritmo genético é uma metodologia usada para resolver problemas combinatórios complexos, com grande aplicabilidade em problemas de grande porte em diversas áreas. Inicialmente desenvolvido por Holland (1975), esta técnica baseia-se no princípio da seleção natural que acontece na natureza e que fornece maiores chances de sobrevivência aos indivíduos mais adaptados. Matematicamente, pode-se considerar o algoritmo genético como uma metaheurística que tem uma alta probabilidade de encontrar a solução ótima global de problemas grandes e complexos e que apresentam muitas soluções ótimas locais.

Este é o caso do planejamento da expansão da transmissão, que devido às restrições de integralidade se torna um problema de difícil solução, devido ao grande número de soluções locais possíveis.

No algoritmo genético aparece um conjunto de componentes que define o tipo e a qualidade do algoritmo, sendo eles:

- ✓ A representação e a codificação do problema do planejamento;
- ✓ O mecanismo geracional: seleção, recombinação e mutação;
- ✓ Geração da população inicial;
- ✓ Parâmetros de controle e critérios de parada.

Na literatura destacam-se importantes publicações que utilizam algoritmos genéticos no planejamento da expansão da transmissão (HAFFNER, 2000; YOSHIMOTO; YASUDA; YOKOHAMA, 1995; GALLEGO; MONTICELLI; ROMERO, 1998; GALLEGO; ROMERO; ESCOBAR, 1999; ROMERO et al., 1999; GALLEGO; ROMERO; ESCOBAR, 2000; ESCOBAR et al., 2001).

3.4.3 Busca tabu

A teoria desta metaheurística foi desenvolvida por Fred Glover (1989), a qual se baseia em conceitos que pertencem ao domínio da inteligência artificial e segundo Glover:

“neste se guia um procedimento de busca local para explorar o espaço de soluções além do ótimo local”. Como na busca local, a busca tabu seleciona de modo agressivo o melhor dos movimentos possíveis em cada passo e este movimento permite mover-se em sua vizinhança. Deste modo, pode-se escapar dos ótimos locais e continuar a busca em outras regiões.

A metaheurística Busca Tabu possui uma memória de curto prazo que armazena os movimentos reversos que caracterizam os últimos movimentos realizados pelo algoritmo. Esses movimentos permanecem como tabu por um número de iterações (prazo tabu), evitando o retorno a uma solução já visitada e consequente ciclagem do algoritmo. Caso a solução obtida através de um determinado movimento, atende a um critério de aspiração previamente definido, o movimento pode ser aceito, mesmo pertencendo à lista tabu. Outra característica importante desta metaheurística é que ela dispensa a geração de uma solução inicial elaborada, podendo esta ser gerada de forma simples e aleatória. O método recebe como entrada uma solução inicial s . A cada iteração é gerado um subconjunto V de soluções vizinhas $N(s)$ a partir da solução corrente s . Esse conjunto, é então avaliado através de uma função de avaliação $f(\cdot)$. A solução s' que oferece o menor custo segundo $f(\cdot)$, desconsiderando o valor $f(s)$, ou seja, ainda que $f(s') > f(s)$, é então selecionada, tornando-se a solução corrente. Vale destacar que a melhor solução obtida, s^* , sob todos os efeitos continua armazenada, pois somente soluções s , tais que $f(s) < f(s^*)$ a substituirão, sendo essa a solução final do método.

A dimensão do conjunto V pode ser definido a priori ou de forma dinâmica com o objetivo de otimizar o tempo de resposta e/ou intensificar a busca, dada uma condição na iteração atual. Geralmente, essa condição diz respeito ao número de iterações em que não houve melhora em s .

A condição de parada do método é comumente estabelecida de duas formas: a primeira é um número máximo de iterações sem que haja melhora na solução e a segunda ocorre quando o método atingir um valor melhor que f_{min} , que representa um valor mínimo conhecido para a função de avaliação ou uma solução considerada boa. Algumas aplicações de busca tabu ao problema do planejamento da transmissão podem ser encontradas em Silva et al. (2001), Gallego, Monticelli e Romero (2000) e Wen e Chang (1997).

3.4.4 GRASP

GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*) é um processo iterativo que tem duas fases associadas com cada iteração: uma fase de construção, onde a solução viável é construída por um procedimento “guloso” aleatório, e uma fase de busca local, que busca por um mínimo local pertencente a uma dada vizinhança a partir da solução obtida pela fase de construção. A melhor solução, considerando todas as iterações do GRASP, é mantida como a resposta para o problema.

As principais funções da metaheurística GRASP são os procedimentos da fase de construção, onde uma solução viável é iterativamente construída, e a fase de busca local, onde se busca por uma solução mínima local que esteja dentro de uma vizinhança pré - determinada da solução obtida na fase de construção. Uma boa aplicação desta metaheurística no problema PEST é encontrada em Binato, Oliveira e Araújo (2001).

4 A METAHEURÍSTICA DE BUSCA EM VIZINHANÇA VARIÁVEL

Neste capítulo, apresenta-se uma exposição das técnicas de solução da metaheurística conhecida como *busca em vizinhança variável* que serão aplicadas para a resolução do problema de planejamento de sistemas de transmissão, tendo em vista que uma das metas deste trabalho é desenvolver e implementar métodos metaheurísticos para minimizar os custos de investimento na expansão de sistemas de transmissão de energia elétrica. Contudo, são apresentadas com destaque as características gerais de quatro algoritmos que serão utilizados para resolver os modelos propostos.

4.1 Introdução

Vamos considerar um problema de otimização combinatória da seguinte forma:

$$(P) \begin{cases} \min f(x) \\ \text{s. a.} \\ x \in X \subset S \subset \mathbb{R}^l, \end{cases} \quad (77)$$

onde $f(x)$ é a função objetivo a ser minimizada, X o conjunto de soluções viáveis e S o conjunto de todas as soluções (\mathbb{R}^l é espaço de busca e/ou exploração). A solução $\bar{x} \in X$ é uma solução ótima global se

$$f(\bar{x}) \leq f(x), \quad \forall x \in X, \quad (78)$$

ou seja, se existir um algoritmo exato que encontre a solução ótima \bar{x} para o problema (P) , provando assim a sua otimalidade. Caso contrário, o problema não tem uma solução viável ($X = \emptyset$). Além disso, na prática o tempo para execução deve ser finito e com um tempo consideravelmente pequeno. Como as funções $f(x)$ são contínuas, estas admitem certo grau de tolerância, ou seja, parar quando uma possível solução \bar{x} for encontrada de forma que

$$f(\bar{x}) < f(x) + \varepsilon, \quad \forall x \in X \quad (79)$$

ou

$$\frac{f(\bar{x}) - f(x)}{f(\bar{x})} < \varepsilon, \quad \forall x \in X, \quad (80)$$

para algum $\varepsilon > 0$ e suficientemente pequeno.

Inúmeros problemas (P) vêm surgindo na pesquisa operacional e em outras áreas, sendo estes demasiadamente grandes para que seja encontrada uma solução exata em tempo razoável. Na teoria da complexidade é bem conhecido (GAREY; JOHNSON, 1978; PAPADIMITRIOU, 1994) que para milhares de problemas *NP-difíceis* não foram encontrados algoritmos eficientes para as suas resoluções. Assim, encontrar algum implicaria na obtenção de um mecanismo de solução para diversos deles. Além disso, em alguns casos onde funcionasse tal algoritmo, o poder deste seria tão grande que o tamanho real de suas instâncias não poderia ser resolvido em tempo razoável. Por esse motivo, é muitas vezes obrigado a recorrer às heurísticas, que produzem rapidamente uma solução aproximada, ou às vezes a solução ideal, mas sem prova de sua otimalidade. Algumas destas heurísticas têm uma garantia ruim, ou seja, obtêm uma solução x_h satisfazendo

$$\frac{f(x_h) - f(x)}{f(x_h)} \leq \varepsilon, \forall x \in X \text{ e } f(x_h) \neq 0, \quad (81)$$

para algum ε , que, no entanto, é raramente pequeno. Além disso, este ε é geralmente muito maior do que o erro observado na prática e pode, portanto, ser um guia ruim na seleção de uma heurística. Além de evitar o excessivo tempo computacional, a análise heurística aborda o problema da solução ótima local. Uma solução ótima local x_l do problema (P) é tal que

$$f(x_l) \leq f(x), \forall x \in N(x_l) \cap X, \quad (82)$$

onde $N(x_l)$ é a vizinhança de x_l . Se houver muitas soluções ótimas locais, então estas podem estar distribuídas em uma grande extensão do conjunto solução. Além disso, o melhor valor global $f(\bar{x})$ pode diferir substancialmente de uma solução ótima local, ou mesmo do melhor valor obtido entre muitos por alguma heurística simples. No entanto, há muitas maneiras de sair de soluções ótimas locais e, mais precisamente, dos vales (região que contém ótimos locais) que as contenham.

As metaheurísticas são estratégias para construir heurísticas para problemas de otimização combinatória global. Eles têm sido objeto de intensa investigação desde Kirkpatrick, Gellatt e Vecchi (1983), que propuseram *simulated annealing* (SA) como um regime geral para as construções de heurísticas para sair de ótimos locais. Além disso, diversas outras metaheurísticas recentes foram propostas e algumas com aplicações bem sucedidas, o qual o leitor é convidado a consultar livros, artigos e outros, editados por Glover e Kochenberger (2003).

A busca em vizinhança variável - VNS, do inglês *variable neighborhood search*, (MLADENOVIĆ, 1995; MLADENOVIĆ; HANSEN, 1997) é uma metaheurística recente que explora basicamente a ideia de mudança sistemática de estruturas de vizinhança (ver subitem 5.2.3) no espaço de soluções durante o processo de busca para encontrar soluções ótimas locais e para conseguir sair desses ótimos locais. Neste aspecto fundamental, o VNS é significativamente diferente de outras metaheurísticas.

A maioria das metaheurísticas aceita a degradação da solução corrente (ou do conjunto de soluções correntes) como uma estratégia para sair de uma solução ótima local, ao contrário disso, o algoritmo VNS não aceita essa possibilidade.

O algoritmo VNS muda a vizinhança como uma forma de sair de soluções ótimas locais. Nesse processo a solução corrente também é a incumbente, o que não acontece nas outras metaheurísticas. Assim, podemos afirmar que o algoritmo VNS realiza um conjunto de transições no espaço de busca de um problema e em cada passo a transição é realizada para a nova incumbente. Se o processo encontra um ótimo local, então o algoritmo VNS muda de vizinhança para sair desse ótimo local e passa para a nova solução incumbente. Como uma consequência dessa estratégia, se o algoritmo VNS encontra o ótimo global então a busca fica parada nesse ponto de ótimo global sem possibilidade de sair desse ponto. Esse tipo de comportamento não acontece com outras metaheurísticas.

4.2 Propriedades do Algoritmo de Busca em Vizinhança Variável (VNS)

O algoritmo de Busca em Vizinhança Variável (VNS) está baseado nas seguintes propriedades:

Propriedade 1. *Um mínimo local com relação a uma estrutura (configuração) de vizinhança não é necessariamente um mínimo local com relação a uma outra;*

Propriedade 2. *Um mínimo global é um mínimo local com respeito a todas as estruturas possíveis de vizinhança.*

Propriedade 3. *Para muitos problemas um mínimo local com respeito a uma estrutura de vizinhança compartilha características comuns com um mínimo local que corresponde a outra estrutura de vizinhança. Em geral, os mínimos locais para várias estruturas de vizinhança também compartilham características comuns, sendo possível passar de um*

mínimo local de uma estrutura de vizinhança para o mínimo local de outra estrutura de vizinhança.

As propriedades **1** e **2** sugerem, então, o uso de várias estruturas de vizinhança nas buscas locais para abordar um problema de otimização, ou seja, a ideia é definir um conjunto de estruturas de vizinhanças que possam ser utilizadas de forma determinística, estocástica e ambas. Essas formas de utilizar as estruturas de vizinhanças produzem algoritmos VNS de desempenhos diferentes.

A propriedade **3**, a qual é de caráter empírico, implica que uma solução ótima fornece informações importantes em relação ao ótimo global, especialmente, se a solução ótima local for de excelente qualidade. Existe também a observação empírica de que as soluções ótimas locais, geralmente, estão concentradas em regiões específicas do espaço de busca. Se as soluções ótimas locais estivessem uniformemente distribuídas no espaço de busca, então todas as heurísticas baseadas em vizinhanças se tornariam ineficientes.

Assim, se for encontrado um ótimo local na região em que se encontra o ótimo global, então uma metaheurística tipo VNS que realize uma busca fundamentada no processo de intensificação (exploração mais intensa de uma pequena parcela do espaço de busca, ou seja, nas proximidades da solução corrente) tem grandes chances de encontrar esse ótimo global. Por outro lado, se o ótimo global se encontra em outra região, então a única possibilidade de encontrar o ótimo global consiste em implementar um processo de diversificação (exploração de novas regiões, diferente da atual). Por esse motivo um equilíbrio entre intensificação e diversificação no processo de busca pode ser de grande importância nessa metaheurística.

Ao contrário de muitas outras metaheurísticas, os esquemas básicos de VNS e suas extensões são simples e exigem pouco, e às vezes nenhum parâmetro. Portanto, além de fornecer excelentes soluções, muitas vezes de modo mais simples que outros métodos, o VNS dá uma visão sobre as razões para tal desempenho, o que pode levar as mais eficientes e sofisticadas implementações.

Existem várias formas de implementar o algoritmo VNS e, portanto, pode ser implementada uma família de algoritmos VNS. Diversas propostas de algoritmos VNS podem ser utilizadas de forma independente ou integradas à estruturas VNS mais complexas. Neste trabalho apresentar-se-á e aplicar-se-ão alguns desses algoritmos.

4.3 VNS de Descida: Algoritmo VND

O algoritmo de busca de vizinhança variável de descida - VND (*Variable Neighborhood Descent*) é a forma mais simples da metaheurística VNS. Sua metodologia de busca consiste num processo determinístico, onde é estabelecida uma heurística de descida mais íngreme. A ideia consiste em escolher uma solução inicial x e encontrar uma direção de descida mais íngreme de x , dentro de uma vizinhança $N(x)$. Neste caso, move-se ao longo da direção de decrescimento máximo de $f(x)$, caso não haja a direção de descida, interrompe a heurística e considere outra vizinhança. Este conjunto de regras é resumido no **pseudo código 1**.

Figura 2: Pseudo Código 1. Heurística do gradiente de descida.

Inicialização: Escolha f, X , estrutura de vizinhança $N(x)$ e solução inicial x ;

Etapa atual (Repetir)

(1) Encontre $x' \in N(x)$, sendo $x' = \operatorname{argmin}_{x'' \in N(x)} f(x'')$;

(2) Se $f(x') < f(x)$, faça $x \leftarrow x'$ e iterar, caso contrário, pare.

Fonte: Elaborado por Hansen e Mladenović (2003)

Observe que uma estrutura de vizinhança $N(x)$ é definida para todo $x \in X$. Em geral, num problema de otimização discreta os vizinhos de x são todos os vetores obtidos por alguma modificação simples, por exemplo, complementando um ou dois componentes de um vetor por 0 e 1. Assim, a cada passo a vizinhança $N(x)$ de x é explorada completamente, o que pode ser muito demorado. Uma alternativa é usar a primeira heurística de descida, descrita a seguir, onde os vetores $x' \in N(x)$ são enumerados sistematicamente e um movimento é feito logo que a direção de descida é encontrada. Esta heurística de descida é resumida no **pseudo código 2**.

Figura 3: Pseudo Código 2. Primeira heurística descida.

Inicialização: Escolha f, X , estrutura de vizinhança $N(x)$ e solução inicial x ;

Etapa atual (Repetir).

(1) Encontre primeira solução $x' \in N(x)$;

- (2) Se $f(x') > f(x)$, encontrar a próxima solução $x'' \in N(x)$, defina $x' \leftarrow x''$ e iterar. Caso contrário, defina $x \leftarrow x'$ e iterar (1);
- (3) Se todas as soluções de $N(x)$ tiverem sido consideradas, pare.

Fonte: Elaborado por Hansen e Mladenović (2003)

A heurística de descida do algoritmo VND é baseada na Propriedade 1, ou seja, um ótimo local de uma estrutura de vizinhança não é necessariamente o ótimo local para outra estrutura de vizinhança. Assim, pode ser vantajoso combinar heurísticas de descida. Isto induz ao regime VND básicos apresentados no **pseudo código 3**.

Figura 4: Pseudo Código 3. Algoritmo VND.

Inicialização: Selecione o conjunto de estruturas de vizinhança N_l , para $l = 1, \dots, l_{max}$, que serão utilizadas na descida e encontrar uma solução inicial x (ou aplicar as regras para um dado x);

Repetir a seguinte sequência até que nenhuma melhoria seja obtida:

- (1) Definir $l \leftarrow 1$;
- (2) Repita os passos seguintes até $l = l_{max}$:
- a) Exploração da vizinhança:** Encontre o melhor vizinho x' de x ($x' \in N_l(x)$);
- b) Análise de transição:** Se a solução obtida for melhor que x , faça $x \leftarrow x'$ e $l \leftarrow 1$. Caso contrário, defina $l \leftarrow l + 1$;

Fonte: Elaborado por Hansen e Mladenović (2003)

Ao implementar o algoritmo VND do pseudo código 3, deve-se considerar alguns aspectos relevantes na elaboração das estruturas de vizinhanças, tais como:

- i)* A complexidade dos diferentes tipos de movimentos para encontrar novos vizinhos;
- ii)* A ordem que se devem efetuar estes movimentos;
- iii)* Analisar se os movimentos considerados são suficientes para garantir uma exploração completa da região que contém a solução incumbente;
- iv)* A cardinalidade das vizinhanças e análise de precisão desejada para alcançar novos vizinhos.

O primeiro item, refere-se à seleção e classificação dos movimentos entre vizinhanças, com intuito de evitar um número excessivo de mudanças elementares, caso contrário, pode-se obter uma heurística com nível de eficiência muito baixo, com atraso de operacionalidade até comparado à análise de algoritmo exato para os problemas de médio a pequeno porte.

O segundo item está ligado ao esforço computacional a ser empregado para alcançar uma solução de qualidade, pois quanto mais distante a vizinhança estiver da primeira vizinhança, maior será o esforço computacional. O que se sugere é a implementação dessas vizinhanças de forma ordenada, isto é, consiste em realizar movimentos por ordem crescente de complexidade. Cada vez que uma direção de descida é encontrada, um passo é realizado naquela direção e, em seguida, retorna-se a busca na vizinhança de menor grau de complexidade.

O terceiro item tem um peso fundamental na elaboração ordenada dessas vizinhanças, atentando de forma minuciosa a particularidade de cada problema e aos movimentos efetuados, pois em alguns casos os movimentos elementares não são suficientes para sair de determinado ótimo local e conseqüentemente não alcançando boas soluções.

Finalmente, a precisão desejada no último item irá estabelecer o tamanho da vizinhança e se a VND será usada isoladamente ou dentro de alguma estrutura maior, isto é, outras extensões do VNS que trabalham de forma composta. Se a vizinhança for muito grande, então o algoritmo pode ser tornar muito lento. Assim, se o algoritmo VND for usado de forma independente podem ser aceitáveis vizinhanças de cardinalidade elevada (um número elevado de vizinhos) e se o algoritmo VND for usado em uma estrutura VNS mais complexa, então a vizinhança não deve ter cardinalidade muito grande.

No algoritmo VND, pode-se realizar um esforço para obter a melhor solução possível dentro do tempo de processamento considerado ou número de *PL's* a serem resolvidos.

Resumo do VND: O algoritmo inicia-se a partir de uma solução inicial factível e um número de estruturas de vizinhança possível. Para cada estrutura de vizinhança procure o melhor vizinho. Se a solução encontrada for melhor que a anterior, então o processo retorna a busca na primeira estrutura de vizinhança. Esse processo é interrompido quando for atingida a última estrutura de vizinhança e nenhuma melhora da solução corrente for possível (ver esquematização no Apêndice B, Figura 19).

4.4 VNS-Reduzido: Algoritmo RVNS

A Busca em Vizinhança Variável Reduzida - RVNS (*Reduced Variable Neighborhood Search*) é uma extensão da metaheurística VNS inspirada nos processos relacionados com a intensificação e a diversificação, ambos de maneira estocástica. Durante o processo de busca, procura-se escolher aleatoriamente uma solução x numa vizinhança qualquer e a partir daí pretende-se encontrar outra de melhor qualidade. Nas versões básicas da VNS, assume-se que não há nenhum conhecimento prévio do espaço de busca. No processo de elaboração dos critérios para busca de novos vizinhos de x deve-se considerar alguns aspectos relevantes, tais como:

- i*) Definir os critérios ou direcionamento para tentar alcançar novos vizinhos a partir da solução x ;
- ii*) Definir a proporção da região de busca e os critérios para novas buscas;
- iii*) Propor alternativas para os movimentos a fim de escapar dos ótimos locais ou dos vales que os contenham.

O primeiro item relaciona a possibilidade de alcançar um ponto factível $x \in X$ numa direção qualquer. Para problemas cujas soluções são representadas por variáveis $0 - 1$, isto equivale a complementar algumas variáveis; para problemas Euclidianos contínuos deve-se considerar um coeficiente angular ao acaso que leva em conta os pontos de X .

O segundo item está fundamentado no processo de intensificação. De fato, pois tem-se que considerar a Propriedade 3 do subitem 4.2, isto é, que em muitos problemas de otimização combinatória global, os ótimos locais tendem a ser próximos um dos outros e estarem situados em uma pequena parcela do espaço de busca (ou às vezes várias regiões do espaço de busca) de X . Assim, uma vez encontrado um ótimo local, sempre se encontram informações implícitas sobre outros ótimos locais e talvez até de ótimos globais. Logo, é natural explorar primeiro a vizinhança desse ótimo local. Porém, se o vale que cerca um ótimo local for grande isto pode não ser suficiente, o que direciona para o proposto no último item (*iii*).

O último item está relacionado com o processo de diversificação, pois para escapar de um ótimo local ou um vale que o contenha, a fim de encontrar outro ótimo local em uma região

mais distante, exige uma estratégia que implique em mudanças mais radicais entre as estruturas de vizinhança.

No processo de dimensionamento da região de busca, elabora-se um conjunto de vizinhanças,

$$N_1(x), N_2(x), \dots, N_{k_{max}}(x), \quad (83)$$

ao redor da solução atual x (pode ser ou não um ótimo local). Normalmente, estas vizinhanças são encaixantes do ponto de vista estrutural. Então, um ponto x' é escolhido aleatoriamente na primeira vizinhança. Se seu valor é melhor que o da incumbente, isto é, $f(x') < f(x)$, a busca é reiniciada nesta vizinhança ($x \leftarrow x'$). Caso contrário, passa-se a próxima vizinhança. Após todas as vizinhanças terem sido consideradas, retorna-se a busca na primeira vizinhança, até que a condição de parada seja satisfeita (normalmente utiliza-se o tempo máximo de processamento desde a última melhoria, ou número máximo de iterações). Esses procedimentos são incorporados no esquema do algoritmo RVNS apresentado no **pseudo código 4**, da seguinte maneira:

Figura 5: Pseudo Código 4. Algoritmo VNS reduzido – RVNS

Inicialização: Selecione o conjunto de estruturas de vizinhança N_k , para $k = 1, \dots, k_{max}$, que será utilizada durante o processo; encontre uma solução inicial x ; estabeleça uma condição de parada;

Repetir a sequência seguinte até que a condição de parada esteja satisfeita:

- (1) Faça $k \leftarrow 1$;
- (2) Repetir os passos seguintes até $k = k_{max}$:
 - (a) **Escolha de uma solução vizinha:** Identifique uma solução aleatória x' na k -ésima vizinhança de x ($x' \in N_k(x)$);
 - (b) **Análise de transição:** Se a solução obtida for melhor que a incumbente, faça $x \leftarrow x'$ e continue a busca em N_1 ($k \leftarrow 1$). Caso contrário, faça $k \leftarrow k + 1$.

Devido às vizinhanças serem encaixantes, o tamanho das vizinhanças vai aumentando sucessivamente. Então, devem-se explorar mais completamente as vizinhanças mais próximas de x do que as mais distantes, e somente explorar as mais distantes quando não for possível obter melhoria dentro da primeira vizinhança.

Deve-se observar que o algoritmo RVNS produz uma escolha de vizinhos mais dinâmico, ou seja, escolhendo vizinhos de todas as estruturas de vizinhança (diversificação) e priorizando a primeira estrutura de vizinhança (intensificação) nas fases iniciais da busca.

Contudo, uma estratégia importante da estrutura RVNS é a capacidade de encontrar novas regiões promissoras a partir de um ótimo local com mais agilidade que outras extensões VNS (exemplo: o VND), pois nesta extensão considera-se uma busca estocástica, o que confirma a vantagem de sua aplicação em instâncias de problemas muito grandes, onde a busca local é muito trabalhosa (ver esquematização no Apêndice B, Figura 20).

O algoritmo RVNS também pode ser usado de forma independente ou pode ser integrado em uma estrutura mais complexa de algoritmo VNS, o que mostrar-se-á a seguir.

4.5 VNS Básica: Algoritmo BVNS

Extensões mais eficientes da metaheurística VNS podem ser formuladas integrando as características do algoritmo VND que permite encontrar ótimos locais de qualidade e do algoritmo RVNS que permite encontrar novas regiões promissoras a partir de um ótimo local. Assim, juntado estas características podem ser formulados dois tipos de algoritmos VNS, chamados de: *Basic Variable Neighborhood Search* (BVNS) e *General Variable Neighborhood Search* (GVNS), sendo os mesmos abordados neste e no próximo item, respectivamente.

O algoritmo BVNS combina a busca local com mudanças sistemáticas de estruturas de vizinhança em torno do ótimo local encontrado (HANSEN; MLADENOVIC, 2001). A lógica de trabalho do algoritmo BVNS é muito interessante. Inicialmente devem-se escolher as k estruturas de vizinhanças. O processo de otimização é iniciado com uma solução $x \in X$ na primeira vizinhança $N_1(x)$. Na sequência escolhe-se de forma aleatória um vizinho x' de x em $N_1(x)$. A partir de x' é iniciado um processo de busca local para encontrar um ótimo local x'' .

Neste contexto podem acontecer três casos:

- (1) Se $x'' = x$, significa que x já era o ótimo local da vizinhança e, portanto, deve-se mudar para outro nível de vizinhança ($N_2(x)$ neste caso);
- (2) Se x'' é de pior qualidade que x , então foi encontrado uma solução de pior qualidade que a incumbente x . Neste caso, também muda de vizinhança;
- (3) Se x'' é de melhor qualidade que x , significa que foi encontrada uma solução melhor que a incumbente e, portanto, deve-se atualizar a incumbente e reiniciar a busca permanecendo na vizinhança $N_1(x)$. Em qualquer iteração do processo, sempre que a busca local encontra uma nova incumbente volta-se para a vizinhança $N_1(x)$ e sempre que a busca local encontra uma nova solução de igual ou pior qualidade que a incumbente então passa-se para uma vizinhança maior.

A estrutura do algoritmo é mostrada no **pseudo código 5** da seguinte maneira:

Figura 6: Pseudo Código 5. Algoritmo BVNS

Inicialização: Selecione o conjunto de estruturas de vizinhanças N_k para $k = 1, \dots, k_{max}$, que será utilizado durante o processo; encontre uma solução inicial x ; escolha uma condição de parada.

Repetir a sequência seguinte até que a condição de parada esteja satisfeita:

- (1) Faça $k \leftarrow 1$;
- (2) Repetir os passos seguintes até $k = k_{max}$:
 - (a) **Escolha de uma solução vizinha:** Gerar aleatoriamente uma solução x' na k -ésima vizinhança de x ($x' \in N_k(x)$);
 - (b) **Busca local:** Aplicar algum método de busca local com x' como solução inicial; denote por x'' o mínimo obtido por esta busca;
 - (c) **Análise de transição:** Se a solução x'' for melhor que x , faça $x \leftarrow x''$ e continue a busca em N_1 ($k \leftarrow 1$). Caso contrário, $k \leftarrow k + 1$.

Essa estratégia e a escolha aleatória do vizinho x evita ciclagem e permite encontrar ótimos locais distante da incumbente corrente. Se a última vizinhança for alcançada sem que seja encontrada uma solução melhor que a incumbente, a busca é iniciada novamente na primeira vizinhança $N_1(x)$ até que uma condição de parada seja cumprida, como por exemplo: o tempo máximo de processamento, o número máximo de iterações ou número máximo de iterações desde a última melhoria.

4.6 VNS Geral: Algoritmo GVNS

A Busca em Vizinhança Variável Geral - GVNS (*General Variable Neighborhood Search*) é um algoritmo generalizado a partir do algoritmo BVNS, obtido pela fusão dos algoritmos VND e RVNS, onde todas as observações realizadas para o algoritmo BVNS permanecem válidas no GVNS. Lembra-se que o algoritmo BVNS pode ser elaborado utilizando qualquer estratégia heurística, em particular usando as extensões da metaheurística VNS.

O algoritmo GVNS baseia-se nos critérios de busca local em torno de uma solução corrente e da análise de transição com intuito de explorar novas regiões, o que é análogo ao algoritmo BVNS, no entanto a mudança fundamental está na fase de melhoria da solução inicial usando o algoritmo RVNS. As peculiaridades dos algoritmos VND e RVNS destacam-se como aspectos promissores para aplicação do algoritmo GVNS, uma vez que o algoritmo VND realiza uma busca determinística de forma completa o que prioriza o melhoramento da solução corrente na fase de busca local e o algoritmo RVNS realiza uma busca estocástica o que é favorável na busca por outras regiões promissoras.

O algoritmo GVNS tem sido uma das aplicações recente (ANDREATTA; RIBEIRO, 2002; BRINBERG et al., 2000; CAPOROSI; HANSEN, 2000; HANSEN; MLADENOVIC, 2001; RIBEIRO; SOUZA, 2002) que mais obteve êxito, porém ainda não explorado no problema do planejamento do sistema de transmissão.

O algoritmo GVNS é estruturado da seguinte maneira:

Figura 7: Pseudo Código 6. Algoritmo GVNS

Inicialização: Selecione o conjunto de estruturas de vizinhanças N_k para $k = 1, \dots, k_{max}$, que será usado durante a escolha de uma solução vizinha; selecione um conjunto de estruturas de vizinhanças N'_j , para $j = 1, \dots, j_{max}$, que será usado durante a descida; encontre uma solução inicial x ; escolha uma condição de parada.

Repetir a sequência seguinte até que a condição de parada esteja satisfeita:

(1) Faça $k \leftarrow 1$;

(2) Repetir os passos seguintes até $k = k_{max}$:

(a) **Escolha de uma solução vizinha:** Determinar, aleatoriamente uma solução vizinha x' , na k -ésima vizinhança de x ($x' \in N_k(x)$);

(b) **Busca local:** Aplicar a busca VND com as estruturas N'_j , para $j = 1, \dots, j_{max}$, denote por x'' o mínimo obtido por esta busca;

(c) **Análise de transição:** Se a solução x'' assim obtida é a melhor que x , faça $x \leftarrow x''$ e continue a busca em $N_1(k \leftarrow 1)$; Caso contrário, $k \leftarrow k + 1$.

Fonte: Elaborado por Hansen e Mladenović (2003)

Na elaboração das estruturas das vizinhanças deve-se priorizar e atentar para os seguintes aspectos:

- i*) Definir as formas ou esquemas para determinação das estruturas das vizinhanças de modo que o conjunto total de vizinhança possa obter a maior região possível para exploração;
- ii*) Estabelecer as propriedades nas vizinhanças de modo fazer uma boa exploração a fim de encontrar vizinhos da incumbente de melhor qualidade;
- iii*) Estabelecer critérios coerentes de modo a obter uma dimensão (mensuração) para cada vizinhança.

Os dois primeiros aspectos atentam para que a metaheurística VNS possa explorar as melhores regiões e executar a busca com mais eficiência e agilidade. Além disso, evidenciam os cuidados para que a busca não seja bloqueada em uma determinada região, enquanto existir outra melhor. Por outro lado, o último critério atenta para a coerência na elaboração das estruturas das vizinhanças, de modo que, possibilite mensurar e criar níveis de vizinhança e, conseqüentemente ordená-las por grau de complexidade.

Em relação ao algoritmo GVNS, podemos fazer as seguintes observações:

- As estruturas de vizinhanças presentes no algoritmo GVNS devem ser adequadamente projetadas para que o algoritmo GVNS encontre a solução ótima global ou soluções quase-ótimas. Nesse projeto, notamos que a ideia fundamental consiste em encontrar as melhores regiões de ótimo local e o mais rapidamente possível. Na verdade a única forma de garantir que o processo não fique estacionado em um ótimo local é quando a união de todas as estruturas de vizinhança reproduz o espaço (conjunto S) de busca completo.

- Existe ainda a questão de como proceder se as estruturas de vizinhanças geram vizinhos inactíveis. Este incômodo aparece com muita frequência, como acontece no caso do problema PEST. Uma alternativa simples é descartar as soluções vizinhas inactíveis e migrar para vizinhanças com grau de complexidade maior, isto é, migrando a busca em novas regiões.

Para refinar, a fase de construção das vizinhanças no algoritmo GVNS e demais extensões da metaheurística VNS, estabelecem-se alguns critérios e lógicas a serem empregadas, cujos detalhes são abordados no próximo subitem.

4.7 A Lógica para Estruturação de Vizinhanças da Metaheurística VNS

Durante o processo da construção das vizinhanças para o algoritmo VNS, em qualquer de suas extensões, deve-se atentar intuitivamente na lógica empregada para que a união das vizinhanças de qualquer solução factível x contenha todo o conjunto X de soluções factíveis. Isto pode ser traduzido matematicamente da seguinte maneira:

$$X \subseteq N_1(x) \cup N_2(x) \cup N_3(x) \cup \dots \cup N_{k_{max}}(x), \forall x \in X, \quad (84)$$

onde X é o conjunto das soluções factíveis.

Estes conjuntos de vizinhanças, $N_i(x)$, podem cobrir X sem necessariamente particionar, o que é mais fácil de implementar quando utilizam-se, por exemplo, as estruturas de vizinhanças encaixantes (aninhadas) da seguinte forma:

$$N_1(x) \subset N_2(x) \subset N_3(x) \subset \dots \subset N_{k_{max}} \subset S, \forall x \in X. \quad (85)$$

Se estas propriedades não forem asseguradas, não se pode garantir que o conjunto de soluções viáveis, X , seja completamente percorrido.

Ressalta-se ainda, que vizinhanças aninhadas podem ser facilmente obtidas em muitos problemas de otimização combinatória, por exemplo, definindo uma primeira vizinhança $N_1(x)$ por um tipo de movimento (por exemplo, 2-opt no problema do caixeiro viajante) e então iterando k para obter as vizinhanças $N_k(x)$, para $k = 2, \dots, k_{max}$. Assim definidas, as vizinhanças têm a propriedade de que os seus tamanhos aumentam conforme o acréscimo de k . Além disso, ao percorrer várias vezes a sucessão inteira de vizinhanças, a primeira delas será explorada mais completamente que as demais, o que é fundamental, principalmente quando atentamos para a propriedade 3 do subitem 4.2, isto é, ótimos locais tendem a estarem próximos uns dos outros.

5 O ALGORITMO VNS PARA O PROBLEMA DE PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE TRANSMISSÃO

Nesta seção descrevem-se os detalhes de implementação da metaheurística busca em vizinhança variável (VNS) aplicada ao problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão.

5.1 Introdução

Lembra-se que o problema de planejamento de sistemas de transmissão a longo prazo é um problema clássico de sistemas de energia elétrica e cuja modelagem matemática ideal corresponde a um problema de programação não linear inteira mista (PNLIM). Este problema apresenta o fenômeno da explosão combinatória e, portanto, mereceu a atenção de muitos pesquisadores que usaram diversas técnicas para resolver problemas complexos desse tipo. As principais dificuldades na resolução deste problema estão relacionadas com a natureza combinatória do processo de planejamento que normalmente leva a um número extremamente elevado de alternativas, inclusive no caso de sistemas de médio porte. Além disso, o problema apresenta uma estrutura multimodal com um número muito elevado de ótimos locais, o que leva a maioria dos métodos aproximados a parar numa solução ótima local, às vezes de pobre qualidade.

Na literatura especializada observa-se que foram apresentadas aplicações de muitas metaheurísticas para resolver o problema PEST (FARIA et al., 2005; SILVA et al., 2001; SILVA, GIL; AREIZA, 2000; SILVA et al., 2006; MARTINS, 2009), porém existem poucos trabalhos com aplicações da metaheurística VNS no problema PEST, donde destacam-se os recentes trabalhos de Taglialenha (2008) e Martins (2009).

Contudo, apresentam-se aqui todos os passos para aplicação da metaheurística VNS no problema PEST, como: implementação e codificação do problema PEST, estratégias, definições e exemplificações para implementar os algoritmos do tipo VNS, mais precisamente as extensões RVNS e GVNS, cujas definições foram abordadas no Capítulo 4. As modelagens usadas, como já destacadas, são o modelo de transportes e o modelo DC e, neste caso, as soluções iniciais são obtidas utilizando, respectivamente, os algoritmos

heurísticos construtivos de Garver e de Villasana-Garver-Salon. Destaca-se ainda, uma proposta de estratégia de perturbação dos custos a ser aplicada nos algoritmos heurísticos construtivos, com intuito de apresentar uma diversificação de soluções iniciais factíveis para execução dos algoritmos RVNS e GVNS.

5.2 O Algoritmo VNS Aplicado ao Problema de Planejamento da Expansão de Sistemas de Transmissão

Na estratégia de implementação da metaheurística VNS, em particular para os algoritmos RVNS e GVNS, na solução do problema de planejamento de sistemas de transmissão, seguir-se-á os passos abaixo:

Figura 8: Estratégia de implementação do RVNS e GVNS no PEST

-
- Passo 1.** *Codificação do problema:* representação das propostas de soluções;
- Passo 2.** *Solução inicial:* Utilizar um algoritmo heurístico para determinar uma solução inicial;
- Passo 3.** *Definição das vizinhanças:* Caracterizar cada vizinhança e determinar seus elementos;
- Passo 4.** *Busca local:* Indicar um mecanismo que possa determinar a melhor configuração em cada vizinhança da solução corrente;
- Passo 5.** *Critério de parada.*
-

Fonte: Autoria própria

5.2.1 Passo 1: codificação do PPEST

A codificação será representada através de um vetor

$$n = (n_{12}, n_{13}, \dots, n_{ij}, \dots, n_l) \quad (86)$$

de dimensão l , onde l é o número de caminhos (ramos) em que é possível adicionar circuitos, com elementos n_{ij} que indicam a quantidade de circuitos adicionados no caminho entre as barras i e j . Para maiores detalhes, consideremos o exemplo 5.2.1.

Exemplo 5.2.1. Considere o sistema da Figura 9, em que existem seis circuitos na topologia básica (representados pelos traços contínuos):

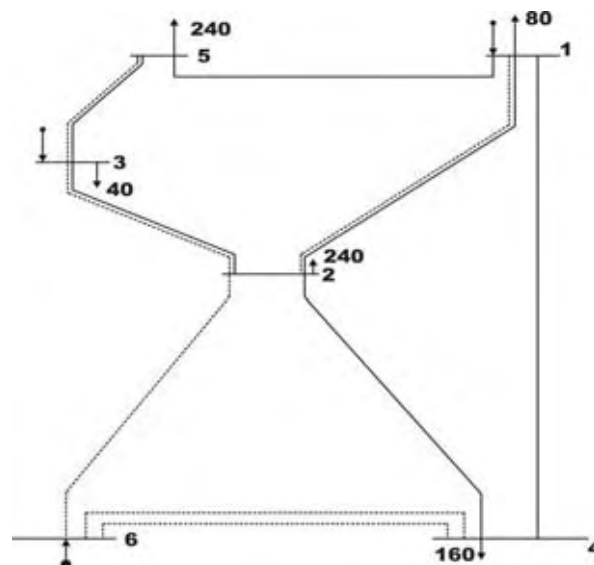
$$n_{12}^0 = n_{14}^0 = n_{15}^0 = n_{23}^0 = n_{24}^0 = n_{35}^0 = 1 \quad (87)$$

e seis circuitos adicionados (apresentados pelos traços pontilhados):

$$n_{12}^1 = n_{23}^1 = n_{26}^1 = n_{35}^1 = 1 \text{ e } n_{46}^1 = 2. \quad (88)$$

(Pode-se adicionar circuitos em todos os caminhos).

Figura 9: Sistema de 6 barras de Garver com seis circuitos na configuração base e seis circuitos adicionados



Fonte: IEEE

Assim, a proposta de solução será representada pelo vetor solução, dada na figura 10 a seguir.

Figura 10: Codificação de uma proposta de solução para o PPEST

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	→Caminhos
	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	2-3	2-4	2-5	2-6	3-4	3-5	3-6	4-5	4-6	5-6	→Ramos
n =	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	2	0	

↓
Circuitos adicionados no processo de otimização

Fonte: Autoria própria

Assim, a configuração *n* da Figura 10 mostra que existe um circuito adicionado no caminho 1 (entre as barras 1 e 2), um circuito adicionado no caminho 6 (entre as barras 2 e 3), outro no caminho 9 (entre as barras 2 e 6), outro no caminho 11 (entre as barras 3 e 5) e outros dois no caminho 14 (entre as barras 4 e 6).

Nos demais caminhos não existem circuitos adicionados.

5.2.2 Passo 2: solução inicial

Para determinar a solução inicial do problema de planejamento da expansão do sistema de transmissão recorreremos aos algoritmos heurísticos construtivos (AHC), apresentados nos subitens (3.3.1) e (3.3.2) desta tese. Embora os AHC's sejam robustos e convirjam rapidamente, em problemas grandes e complexos apenas convergem em uma solução de boa qualidade (mínimo local).

5.2.2.1 Solução Inicial para o modelo de transportes

No caso de considerar o modelo de transportes, utiliza-se o AHC proposto por Garver (1970), que usa o indicador de sensibilidade definido a partir da solução ótima do modelo descrito em (3.3.1).

A proposta de Garver consiste em se resolver o PL (2) – (9) para determinar a solução ótima contínua para a configuração corrente $n_{ij}^0 + n_{ij}^1$, e adicionar um circuito no caminho $i - j$ que leva o maior fluxo de potência, ou seja, adicionar um circuito no caminho determinado pelo indicador de sensibilidade, dado por:

$$IS = \max \{s_{ij} = n_{ij} \bar{f}_{ij} : n_{ij} \neq 0\} \text{ na solução do PL} \tag{89}$$

Um processo repetitivo desta estratégia adicionando em cada passo um circuito no caminho mais atrativo, constitui o algoritmo de Garver.

O processo termina quando a solução do PL (2) – (9), correspondente à configuração corrente $n_{ij}^0 + n_{ij}^1$, apresenta uma solução com todos os $n_{ij} = 0$, o que significa que não é mais necessário realizar adições e o conjunto de circuitos adicionados representa a solução inicial para se aplicar a metaheurística VNS.

5.2.2.2 Solução inicial para o modelo DC

Para gerar uma solução inicial para o modelo DC, utiliza-se um algoritmo heurístico construtivo (AHC) proposto por Villasana-Garver-Salon, descrito no item (3.3.2), que apresenta excelente desempenho para determinar a solução inicial factível do problema de planejamento da expansão do sistema de transmissão.

Do ponto de vista de otimização matemática, o algoritmo de Garver e o algoritmo de Villasana-Gaver-Salon são algoritmos heurísticos construtivos que na prática encontram configurações de boa qualidade, mais do ponto de vista teórico, não existe garantia de encontrarem a solução ótima global.

5.2.3 Passo 3: estratégias de caracterização de vizinhança

Na solução do problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão utilizando a metaheurística VNS, as estruturas de vizinhanças podem ser divididas em duas formas:

- **Básica:** entra um circuito no caminho k e sai um circuito no caminho p ;
- **Especializada:** entram circuitos no caminho k e saem circuitos no caminho p .

Assim, dada uma solução n , utilizando a definição do Capítulo 3, pode-se definir a seguinte estrutura de vizinhanças no espaço de soluções S :

$$N_k(n) = \{n' \in S: d(n, n') = k, k = 1, \dots, k_{max}\}, \quad (90)$$

Em que $d(n, n') = k$ é a quantidade de posições com atributos distintos em n e n' . Assim, considerando $k_{max} = 6$, os elementos de cada vizinhança são obtidos, respectivamente, realizando os seguintes movimentos:

- ✓ $N_1(n)$: Retirada de circuitos em um caminho;
- ✓ $N_2(n)$: Troca de circuitos em dois caminhos (entram circuitos em um caminho e saem circuitos de outro caminho);
- ✓ $N_3(n)$: Troca de circuitos em três caminhos (entram circuitos em um caminho e saem circuitos de outros dois caminhos, ou entram circuitos em dois caminhos e saem circuitos de outro caminho);
- ✓ $N_4(n)$: Troca de circuitos em quatro caminhos (entram circuitos em dois caminhos e saem circuitos de dois caminhos, ou entram circuitos em três caminhos e saem circuitos em um caminho, ou entram circuitos em um caminho e saem circuitos em três caminhos);
- ✓ $N_5(n)$: Troca de circuitos em cinco caminhos (entram circuitos em dois caminhos e saem circuitos em três caminhos, ou entram circuitos em três caminhos e saem circuitos em dois caminhos, ou entram circuitos em um caminho e saem circuitos em quatro caminhos, ou entram circuitos em quatro caminhos e saem circuitos em um caminho).

Note que se pode retirar ou acrescentar mais que um circuito no mesmo caminho considerado. Para exemplificar, considere a configuração da Figura 10.

As configurações n_1^1 e n_1^2 da Figura 11 são vizinhas de n (ver fig. 10) em N_1 . O vizinho $n_1^1 \in N_1(n)$ foi obtido a partir de n com a retirada de um circuito no caminho 9, e o vizinho $n_1^2 \in N_1(n)$, foi obtido a partir de n com a retirada de um circuito no caminho 14.

Figura 11: **Vizinhos em $N_1(n)$.**

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
$n_1^1 =$	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	2	0
$n_1^2 =$	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0

Fonte: Autoria própria

As configurações n_2^1 e n_2^2 na Figura 12 são vizinhas de n em $N_2(n)$. O vizinho $n_2^1 \in N_2(n)$ foi obtido a partir de n com a entrada de dois circuitos no caminho 8 e a retirada de um circuito no caminho 11. O vizinho $n_2^2 \in N_2(n)$ foi obtido de n com a retirada de um circuito no caminho 6 e com a entrada de dois circuitos no caminho 12.

Figura 12: Vizinhos em $N_2(n)$.

$n_2^1 =$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
	1	0	0	0	0	1	0	2	1	0	0	0	0	2	0

$n_2^2 =$	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	2	0	2	0
-----------	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Fonte: Autoria própria

As configurações n_3^1 e n_3^2 na Figura 13 são vizinhas de n em $N_3(n)$. O vizinho $n_3^1 \in N_3(n)$ foi obtido a partir de n com a adição de um circuito no caminho 3 e a adição de 2 circuitos no caminho 12 e com a retirada de 2 circuitos no caminho 14. O vizinho $n_3^2 \in N_3(n)$ foi obtido de n com a retirada de um circuito no caminho 6, com a adição de dois circuitos no caminho 9 e com a retirada de um circuito no caminho 14.

Figura 13: Vizinhos em $N_3(n)$.

$n_3^1 =$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
	1	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1	2	0	0	0

$n_3^2 =$	1	0	0	0	0	0	0	0	3	0	1	0	0	1	0
-----------	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Fonte: Autoria própria

Da mesma forma podem-se obter os demais vizinhos através do critério de vizinhança definido.

5.2.4 Passo 4: busca local

A partir de uma solução factível inicial, pretende-se determinar outras soluções factíveis de melhor qualidade que se encontrem na vizinhança desta solução. E isso deve ser

feito em todas as estruturas de vizinhanças predefinidas, sendo que existe a necessidade de verificar se essas propostas de soluções são factíveis ou infactíveis.

A factibilidade de uma proposta de solução (neste caso, as soluções vizinhas da topologia corrente) é verificada resolvendo um PL que verifica apenas se o sistema opera adequadamente. Assim, deve-se apenas verificar se com a proposta de solução candidata o sistema opera com ou sem corte de carga.

Quando se utiliza o modelo DC, a busca local nas vizinhanças consideradas é realizada utilizando-se os seguintes movimentos.

Dado um vizinho $n_1^i \in N_1(n)$, tenta-se retirar aqueles circuitos que, uma vez simulada sua saída, apresente um corte de carga igual a $\omega = 0$, isso significa que a topologia avaliada representa uma solução factível para o modelo DC. Caso contrário, a proposta representa uma solução infactível, sendo assim descartada, em seguida passa-se à avaliação da próxima proposta de solução candidata.

Nas demais vizinhanças, a busca local é feita através de troca de circuitos em caminhos. Neste caso, deve-se simular a retirada de um circuito em um caminho (ou vários circuitos) que possui circuitos na configuração corrente e a adição de um circuito em outro caminho candidato (ou vários circuitos nesse caminho). Para isso, calculam-se as variações de custos devido às trocas (diferença do custo das linhas que são adicionadas no sistema e das linhas que saem do sistema) e só é verificada a operação do sistema para aquelas trocas de linhas que apresentam variação negativa, ou seja, só se resolvem problemas de PL's para as propostas de solução que acarretam uma redução no valor da função objetivo.

5.2.5 Passo 5: critério de parada

O critério de parada utilizado foi parar o processo de busca após resolver um número máximo de problemas de PL's previamente especificado.

5.3 Estratégias de Aplicações dos Algoritmos RVNS e GVNS no Problema de Planejamento

Um ponto crítico de análise técnica para aplicações dos algoritmos RVNS e GVNS é a caracterização da estrutura de vizinhança $N_k(n)$. As estruturas das vizinhanças foram definidas através de trocas de circuitos e, portanto, para determinar quais são os vizinhos da configuração corrente devem-se identificar os circuitos candidatos à adição ou remoção. No algoritmo RVNS, tem-se uma busca estocástica, onde são selecionados os circuitos na solução incumbente de forma aleatória em cada nível de vizinhança. Já no algoritmo GVNS são selecionados os circuitos na solução incumbente através das buscas definidas pelos critérios determinístico (completo) e estocástico (aleatório), aplicados pelos algoritmos VND e RVNS, respectivamente, que compõem o algoritmo GVNS, cuja compreensão do processo será abordado na definição abaixo.

Sejam o vetor

$$G = (1,2,3, \dots, i, \dots, nl) \quad (91)$$

de dimensão nl , formado pelos caminhos possíveis em que pode acontecer a adição ou remoção de circuitos e

$$S = (1,2,3, \dots, j, \dots, nep), \quad (92)$$

$S \subseteq G$, o vetor denominado caminhos da solução incumbente (factível), de dimensão nep , na qual foram adicionados circuitos. Cada caminho existente possui um custo c_i , que depende do número de circuitos existentes neste.

Na escolha dos circuitos candidatos a sair e/ou a entrar no vetor solução incumbente com a aplicação da extensão RVNS seguir-se-ão os passos definidos abaixo:

- 1) Escolher de forma aleatória os caminhos i , $i = 1,2, \dots, nl$, do vetor G , candidatos para inclusões de circuitos e/ou os caminhos j , $j = 1,2, \dots, nep$, do vetor S , candidatos para retiradas de circuitos, com $i \neq j$;
- 2) Toda inclusão ou retirada de circuito é realizado com apenas um circuito por vez nos caminhos escolhidos;
- 3) Fazer a análise topológica do circuito escolhido para ser adicionado e/ou retirado, não permitindo barra isolada;

- 4) Avaliar se a somatória dos custos dos circuitos, $\sum c_i$, dos candidatos a serem adicionados é menor do que a somatória dos custos dos circuitos, $\sum c_j$, dos candidatos a serem retirados. Caso seja vantajosa a proposta, então verificar se existe corte de carga no próximo passo;
- 5) Enviar para o PL (10) – (18) para o caso do modelo de Transportes, ou o PL (53) – (61) para o caso do modelo DC, onde será feita análise de factibilidade ($w_k = 0$).

Para o caso de implementação do Algoritmo VND, na escolha dos circuitos candidatos a entrar e/ou sair do vetor solução incumbente, seguir-se-ão os passos definidos abaixo:

- 1) Considerar e analisar os caminhos i , $i = 1, 2, \dots, nl$, do vetor G , candidatos para inclusões de circuitos e/ou caminhos j , $j = 1, 2, \dots, nep$, do vetor S , candidatos para retiradas de circuitos, com $i \neq j$. Para a vizinhança de nível 1 verifique apenas as retiradas de circuitos nos caminhos j ;
- 2) Toda inclusão ou retirada de circuito é realizado com apenas um circuito por vez nos caminhos escolhidos;
- 3) Fazer a análise topológica do circuito escolhido para ser adicionado e/ou retirado, não permitindo barra isolada;
- 4) Avaliar se a somatória dos custos dos circuitos, $\sum c_i$, dos candidatos a serem adicionados é menor do que a somatória dos custos dos circuitos, $\sum c_j$, dos candidatos a serem retirados. Caso seja vantajosa a proposta, então verificar se existe corte de carga no próximo passo;
- 5) Enviar para o PL (10) – (18) para o caso do modelo de Transportes, ou o PL (53) – (61) para o caso do modelo DC, onde será feita análise de factibilidade ($w_k = 0$);
- 6) Repetir os passos de 1) a 5) até que todos os vizinhos da solução corrente sejam analisados, isto é, analisar todas as possibilidades para as posições i e j definidas no item 1).

Após ter gerado a solução inicial através dos AHC de Garver ou Villasana-Garver-Salon para o modelo de transportes ou para o modelo DC, respectivamente, o processo é iniciado no primeiro nível de vizinhança e a busca segue conforme os passos apresentados acima, juntamente com as estruturas definidas para os algoritmos RVNS e/ou GVNS.

5.4 Geração de soluções diferentes usando os Algoritmos Heurísticos Construtivos (AHC)

O AHC - Garver (3.3.1) e AHC – Villasana-Garver-Salon (3.3.2) oferecem soluções factíveis de boa qualidade para o modelo de transportes e para o modelo DC, respectivamente, o qual chamar-se-á de solução de partida para aplicação dos algoritmos RVNS e GVNS. Na tentativa de encontrar melhores desempenhos para este algoritmos propõem-se aqui maiores diversificações de soluções iniciais factíveis. Assim, a proposta aqui consiste em apresentar soluções iniciais de melhor ou até mesmo de pior qualidade da gerada pelo algoritmo, a fim de aumentar as possibilidades de fuga dos ótimos locais ou dos vales que os contenham.

O método proposto o qual chamamos de “estratégia de perturbação”, baseia-se na alteração diversificada dos custos das linhas de transmissão do sistema, antes da execução do AHC, através de uma formulação matemática com um custo auxiliar alterado por uma sequência variada de valores, gerado por uma sub-rotina de números pseudo aleatórios, seguido por um percentual de perturbação, conforme a seguinte descrição abaixo:

$$cusa(i) = (1 + p \times k_i) \times cus(i), \quad (93)$$

onde :

- ✓ $cus(i)$ é o custo do circuito estabelecido no caminho i ;
- ✓ p é o percentual de perturbação;
- ✓ k_i é um valor definido no intervalo $[0,1]$, determinado de forma aleatória;
- ✓ $cusa(i)$ é um custo temporário ou artificial definido a partir do $cus(i)$.

A partir daí, efetuam-se as buscas no AHC trocando o $cus(i)$ por $cusa(i)$, apresentando novas propostas de soluções iniciais factíveis para execução dos algoritmos RVNS e GVNS. Finalmente, são retomados os custos originais do vetor solução para colocar o valor exato de cada proposta de expansão, isto é, desfazendo os custos temporários ou artificiais.

5.5 Sistemas Elétricos Usados em Testes

A literatura especializada apresenta alguns sistemas utilizados com grande frequência por pesquisadores em planejamento da expansão de sistemas de transmissão. Esses sistemas apresentam diferentes tamanhos e complexidade variada. Esses sistemas são os seguintes: (1) sistema de Garver de 6 barras e 15 circuitos, (2) sistema IEEE 24 barras e 41 circuitos, (3) sistema sul brasileiro de 46 barras e 79 circuitos, (4) sistema colombiano de 93 barras e 155 circuitos e (5) sistema norte-nordeste reduzido de 87 barras e 183 circuitos.

O sistema de Garver de 6 barras foi muito utilizado pelos pesquisadores em planejamento, sendo utilizado para fins acadêmicos. Este sistema permite trabalhar com e sem reprogramação da geração. Os outros sistemas, exceto o sistema norte-nordeste brasileiro apresentam complexidade média, isto é, poucos circuitos devem ser adicionados para encontrar soluções ótimas ou sub-ótimas. No momento, muitos algoritmos trabalham adequadamente com esses sistemas.

Os dados disponíveis do sistema sul brasileiro permitem trabalhar com a reprogramação da geração (CR) e sem reprogramação da geração (SR). Por outro lado, os dados do sistema colombiano permitem trabalhar também com o planejamento multiestágio, considerando três estágios.

O sistema norte-nordeste brasileiro representa um verdadeiro sistema *benchmark* em planejamento de sistemas de transmissão. Para alguns casos do planejamento deve-se adicionar mais de 100 (cem) circuitos para encontrar soluções de qualidade, assim esse sistema é altamente complexo e apresenta um número elevado de soluções de qualidade.

5.6 Sistemas Elétricos e Sistemas Operacionais Escolhidos para os Testes

Para averiguar os desempenhos dos algoritmos RVNS e GVNS, na fase de testes, foram utilizados os seguintes sistemas: (1) sistema de Garver de 6 barras e 15 circuitos, (2) sistema IEEE 24 barras e 41 caminhos, (3) sistema sul brasileiro de 46 barras e 79 caminhos e (4) sistema colombiano de 93 barras e 155 caminhos.

Os algoritmos propostos foram implementados utilizando-se a linguagem de programação FORTRAN e o MINOS 5.0 (MURTAGH; SAUNDERS, 1995) como uma sub-rotina de resolução de PL.

O computador utilizado para os testes foi um Core™ i3, 2,27 GHz com 3GB de memória RAM e com plataforma Windows 7 Home Basic.

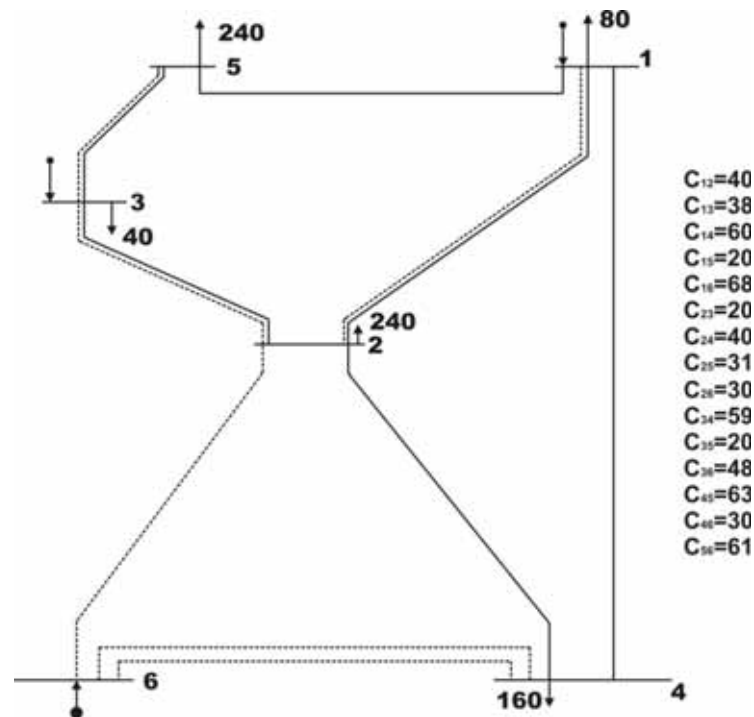
6 RESULTADOS OBTIDOS

Apresentam-se os resultados para os seguintes sistemas: sistema Garver de 6 barras / 15 caminhos, sistema IEEE de 24 barras / 41 caminhos, sistema Sul Brasileiro de 46 barras / 79 caminhos e o sistema colombiano de 93 barras / 155 caminhos, considerando em todos os casos o modelo de transportes e o modelo DC sem a reprogramação da geração, exceto o sistema colombiano que foi apresentado apenas para o modelo de transportes. Nestes casos, a soma das gerações nas barras de geração é igual a demanda total do sistema. Assim, nas configurações factíveis, a soma da geração é igual à soma de demandas. Em geral, o planejamento sem a reprogramação da geração (SR) é mais difícil de ser resolvido do que o planejamento com a reprogramação da geração (CR).

6.1 Sistema Garver de 6 Barras

Neste caso foi considerado o sistema Garver de 6 barras e 15 caminhos com uma demanda de 760 MW e uma capacidade de geração de 1.110 MW, com a reprogramação da geração. A topologia inicial deste sistema pode ser vista na Figura 14, representada pelos traços contínuos e respectivos custos, c_{ij} . Os dados completos deste sistema estão disponibilizados na Tabela 6 e os dados das barras estão na Tabela 7, ambos no Apêndice A.

Figura 14: Sistema de 6 barras de Garver

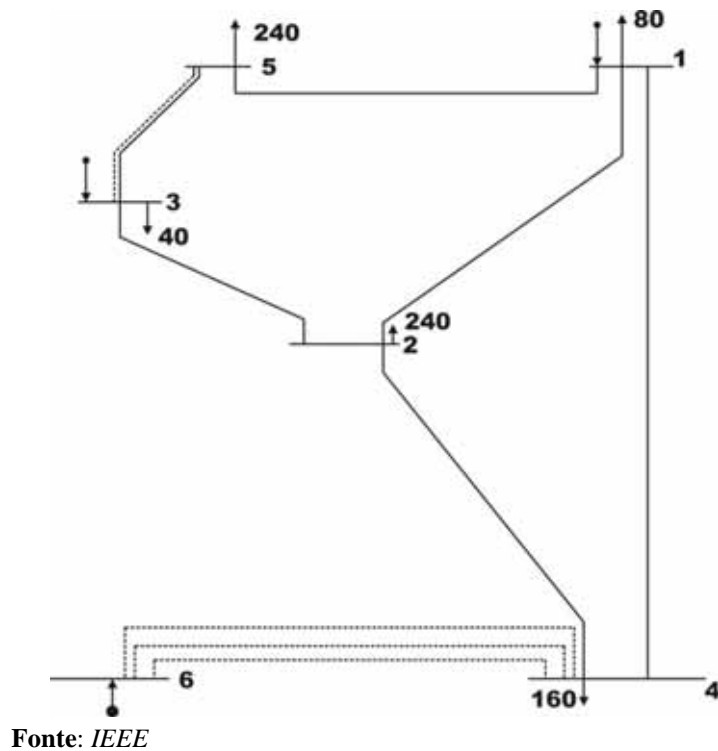


Fonte: IEEE

6.1.1 Resultado obtido para o modelo DC

No processo de análise, na busca da solução inicial com o algoritmo heurístico construtivo de Villasana-Garver-Salon, antecedido pela perturbação temporária dada pela equação (91) nos custos dos sistemas, com o valor de $p = 1$, foi alcançada a solução ótima global, com um investimento de 110 milhões de dólares e as inserções de 4 circuitos, nos caminhos, $n_{4-6} = 3$ e $n_{3-5} = 1$, com apenas cinco passos iterativos (Figura 15). Este sistema foi resolvido em Gallego, Monticelli e Romero (2000), utilizando a metaheurística *tabu search* para o modelo DC, resolvendo um número de 97 PL's.

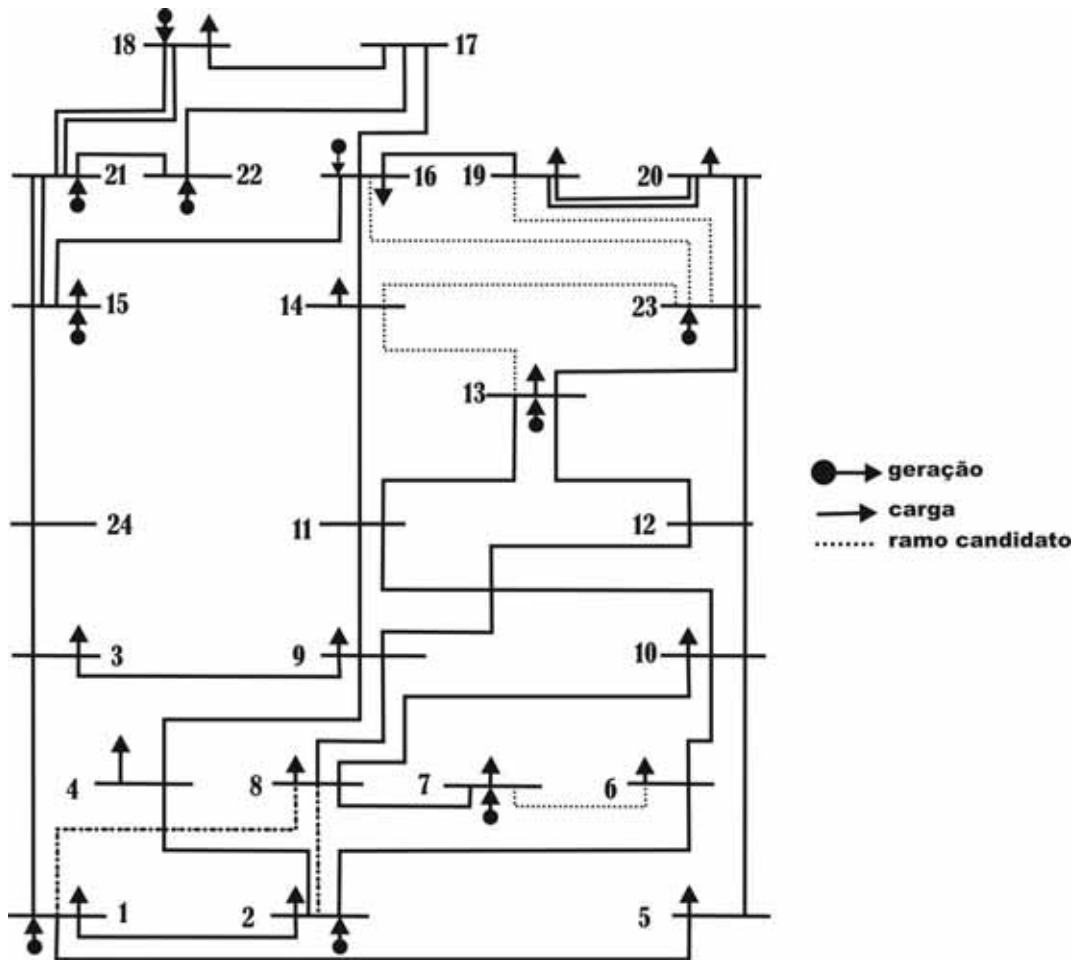
Figura 15: Solução ótima do sistema de 6 barras de Garver.



6.2 Sistema IEEE de 24 Barras

O Sistema IEEE de 24 barras e 41 caminhos de adição de linhas de transmissão possui uma demanda de 8.550 MW e uma capacidade de geração de 10.215 MW. O planejamento da expansão deste sistema pode ser feita com ou sem reprogramação da geração. A topologia inicial pode ser observada na Figura 16, os dados deste sistema estão disponibilizados na Tabela 8 e os dados das barras estão dispostos na Tabela 9, ambos no apêndice A, onde se encontra o plano sem reprogramação (SR).

Figura 16: Sistema IEEE 24 barras – Rede inicial



Fonte: IEEE

6.2.1 Resultados obtidos para o modelo de transportes

Aqui, apresentam-se os resultados obtidos para o problema do planejamento, sem a reprogramação da geração, com as aplicações dos algoritmos RVNS e GVNS. O algoritmo RVNS foi estruturado com vizinhanças de três e quatro níveis, enquanto o algoritmo GVNS foi estruturado com vizinhança de apenas um nível conjugado, 2 e 3, sendo dois níveis de vizinhanças para a busca local VND e três níveis de vizinhanças para a procura de novas regiões com o RVNS.

Para determinação da solução inicial foi utilizado o algoritmo heurístico construtivo (AHC) de Garver antecedido pela perturbação temporária dada pela equação (91). No processo de análise verificou-se para os valores de $p \in \{0,1,2,3,4,5\}$, isto é, um percentual variando de 0% a 500%, de forma discreta centesimal, sobre os números pseudo-aleatórios

$k_i \in [0,1]$ e nos custos do sistema, $i = 1,2, \dots, nep$ (coordenadas do vetor solução), gerados por uma sub-rotina no processo de programação. Após diversos testes pode-se observar que o valor $p = 3$ era o melhor valor experimental no qual apresentava indícios de caminhos comuns para a busca de uma melhor solução ou até mesmo apresentava-se como uma forte alternativa para ajudar o RVNS e o GVNS escaparem de alguns ótimos locais ou vales que continham estes ótimos locais. Assim, seguem na Tabela 1 os resultados obtidos:

Tabela 1: Resultado do modelo de transportes / Sistema IEEE - 24 barras – SR

Algoritmo	P	V (nível de vizinhança)	Investimento (US\$)	Circuitos adicionados	Número de PL's
RVNS	3	3	310,000,000.00	$n_{3-24} = 1, n_{6-10} = 1,$ $n_{7-8} = 1, n_{10-12} = 1,$ $n_{14-16} = 1, n_{16-17} = 2$ $n_{17-18} = 1, n_{16-19} = 1$	119
RVNS	3	4	310,000,000.00	idem	864
GVNS	3	2 e 3	310,000,000.00	$n_{3-24} = 1, n_{6-10} = 1,$ $n_{7-8} = 1, n_{10-12} = 1,$ $n_{14-16} = 1, n_{16-17} = 2$ $n_{17-18} = 1, n_{16-19} = 1$	140

Fonte: Autoria própria

Logo, os resultados obtidos com os algoritmos RVNS e GVNS, antecidos pela perturbação no AHC - Garver, foram satisfatórios, alcançando em todos os casos a solução ótima global no valor de US\$ 310 milhões de dólares, isto é, o melhor valor conhecido na literatura (ROMERO; MONTICELLI, 1994) para a resolução desse sistema com a modelagem proposta. Destaca-se ainda, que tais resultados foram logrados êxitos com tempos de processamentos de aproximadamente, 10 s, 80 s e 10 s, nesta ordem e, além disso, foram concluídos com as inserções de 8 caminhos e 9 circuitos e com baixos esforços computacionais, sendo comprovados pelos números de resoluções de problemas de PL's. Contudo, os dois algoritmos tiveram excelentes desempenhos e se comportaram de maneira semelhantes na resolução deste problema com a referida proposta.

6.2.2 Resultados obtidos para o modelo DC

Neste subitem, apresentam-se os resultados obtidos para o problema do planejamento, sem a reprogramação da geração, com as aplicações dos algoritmos RVNS e GVNS. O algoritmo RVNS foi estruturado com vizinhança de três níveis, enquanto o algoritmo GVNS foi estruturado com vizinhança de apenas um nível conjugado, 2 e 3, sendo dois níveis de vizinhanças para a busca local VND e três níveis de vizinhanças para a procura de novas regiões com o RVNS.

Para determinação da solução inicial foi utilizado o algoritmo heurístico construtivo (AHC) de Villassana-Garver-Salon antecedido pela perturbação temporária, dada pela equação (91), com os mesmos dados percentuais apresentados nos testes anteriores, no subitem (6.2.1). Seguem na Tabela 2 os detalhes dos resultados obtidos:

Tabela 2: Resultado do modelo DC / Sistema IEEE - 24 barras - SR

Algoritmo	P	V (nível de vizinhança)	Investimento (US\$)	Circuitos adicionados	Número de PL's
RVNS	3	3	392,000,000.00	$n_{1-5} = 1, n_{6-10} = 1,$ $n_{10-12} = 1, n_{15-24} = 1,$ $n_{3-24} = 1, n_{7-8} = 1$ $n_{14-16} = 1, n_{16-17} = 2$ $n_{17-18} = 2$	303
GVNS	3	2 e 3	392,000,000.00	$n_{1-5} = 1, n_{6-10} = 1,$ $n_{10-12} = 1, n_{15-24} = 1,$ $n_{3-24} = 1, n_{7-8} = 1$ $n_{14-16} = 1, n_{16-17} = 2$ $n_{17-18} = 2$	491

Fonte: Autoria própria

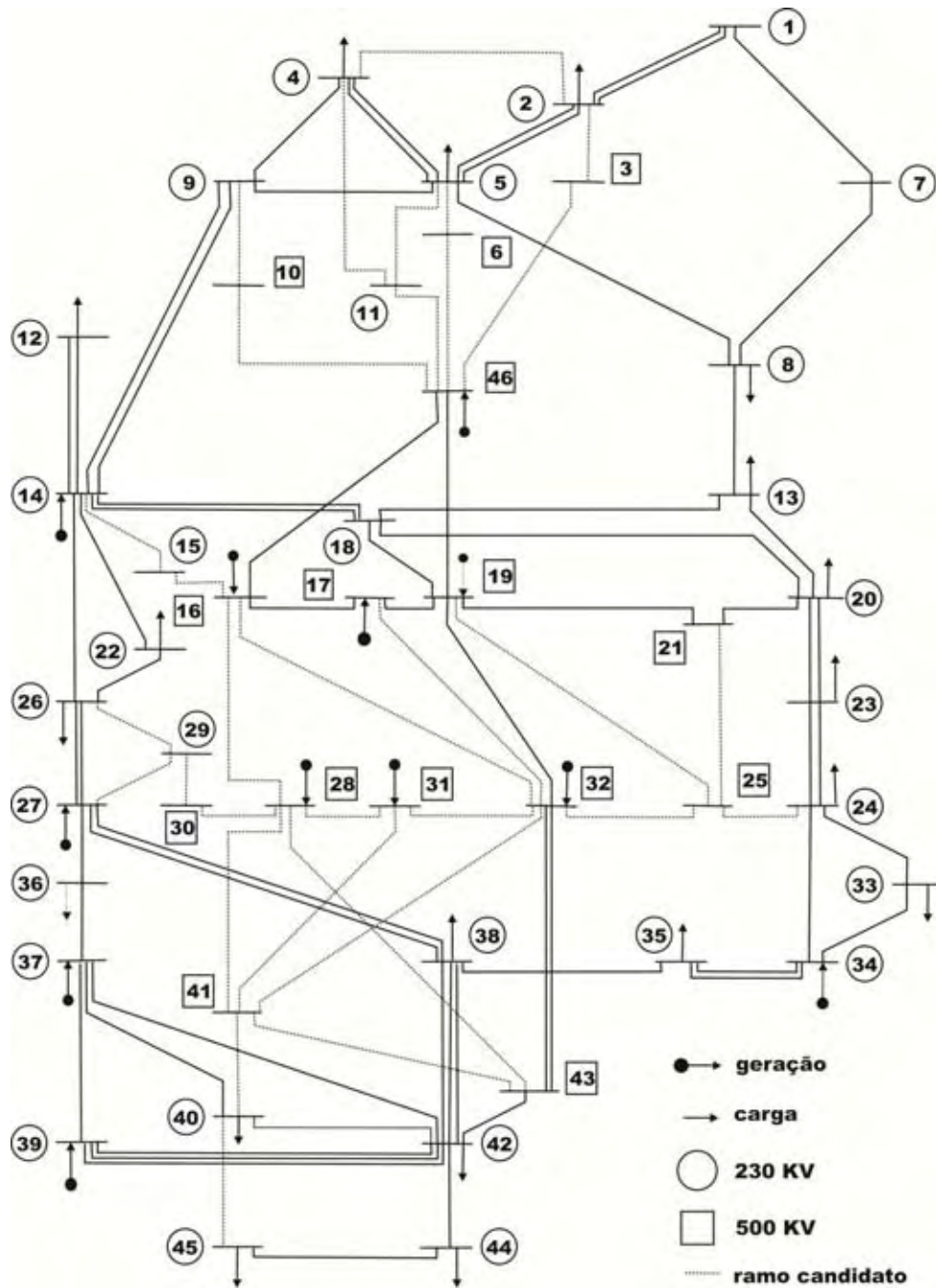
Assim, os resultados obtidos com os algoritmos RVNS e GVNS, antecedido pela perturbação no AHC - Villassana-Garver-Salon, foram satisfatórios, alcançando em ambos os casos a solução ótima no valor de US\$ 392 milhões dólares, isto é, o melhor valor conhecido na literatura (ROMERO; MONTICELLI, 1994) para a resolução desse sistema com a modelagem proposta. Estes resultados, conforme apresentado, possuem inserções de 9

caminhos e 11 circuitos e, além disso, conferem as resoluções de 303 problemas de PL's para o algoritmo RVNS e 491 resoluções de problemas de PL's para o algoritmo GVNS com tempos de processamentos de aproximadamente 30 s e 40 s, respectivamente, que podem ser considerados relativamente pequenos.

6.3 Sistema Sul Brasileiro

Este sistema têm 46 barras, 79 ramos (caminhos), com uma demanda de 6.880 MW e não existe um número máximo de linhas que podem ser adicionados por ramo. Este sistema representa um bom teste para a metodologia proposta pelo fato de ser um sistema real. A topologia inicial pode ser vista na Figura 17 e os dados elétricos do sistema podem ser obtidos no Apêndice A, nas tabelas 10 e 11.

Figura 17: Sistema sul brasileiro – Topologia inicial



Fonte: IEEE

Formulando-se este problema com a modelagem proposta em (2) – (9), ter-se-iam 79 variáveis inteiras, 137 variáveis contínuas e 383 restrições, excluindo os limites nas variáveis. Este sistema é considerado um sistema de médio porte e de complexidade mediana em seu processo de resolução (HAFFNER et al., 2001; ROMERO et al., 2002).

Destacam-se aqui os resultados para o Modelo de Transportes e o Modelo DC, ambos sem a reprogramação da geração, com soluções iniciais geradas pelo AHC - Garver (3.3.1) e o AHC - Villassana-Garver-Salon (3.3.2), respectivamente. Além disso, foram efetuadas as perturbações nestes AHC's, conforme proposta do item (5.4) desta tese.

6.3.1 Resultados obtidos pelo modelo de transportes

Nesta sub-seção, apresentam-se os resultados obtidos para o problema do planejamento, sem a reprogramação da geração, com as aplicações dos algoritmos RVNS e GVNS. O algoritmo RVNS foi estruturado com vizinhança de cinco níveis e o algoritmo GVNS foi estruturado com vizinhança de apenas um nível conjugado, 2 e 3, sendo dois níveis de vizinhanças para a busca local VND e três níveis de vizinhanças para a procura de novas regiões com o RVNS.

Para a determinação da solução inicial foi utilizado o algoritmo heurístico construtivo (AHC) de Garver antecedido pela perturbação temporária dada pela equação (91), considerando os valores de $p \in \{0,1,2,3, \dots, 33\}$, isto é, um percentual variando de 0% a 3.300%, onde concluiu-se que o valor de $p = 33$, isto é, um percentual de 3.300% era o melhor valor experimental no qual apresentava indícios de caminhos comuns para a busca de uma melhor solução ou até mesmo se apresentava como uma forte alternativa para o RVNS e o GVNS escaparem de alguns ótimos locais ou vales que continham estes ótimos locais. Os resultados obtidos seguem na Tabela 3.

Tabela 3: Resultado do modelo de transportes / Sistema sul brasileiro - 46 barras – SR

Algoritmo	P	V (nível de vizinhança)	Investimento (US\$)	Circuitos adicionados	Número de PL's
RVNS	33	5	127,272,000.00	$n_{14-22} = 1, n_{20-21} = 2,$ $n_{42-43} = 2, n_{5-11} = 2,$ $n_{24-25} = 2, n_{31-32} = 1,$ $n_{28-31} = 1, n_{46-11} = 1,$ $n_{25-32} = 1$	6.932
GVNS	33	2 e 3	127,272,000.00	$n_{14-22} = 1, n_{20-21} = 2,$ $n_{42-43} = 2, n_{5-11} = 2,$ $n_{24-25} = 2, n_{31-32} = 1,$ $n_{28-31} = 1, n_{46-11} = 1,$ $n_{25-32} = 1$	316

Fonte: Autoria própria

Logo, os resultados obtidos com os algoritmos RVNS e GVNS, antecedido pela perturbação no AHC – Garver, em ambos os casos alcançaram a solução ótima global no valor de US\$ 127,272,000.00 (Cento e vinte e sete milhões e duzentos e setenta e dois mil dólares), isto é, o melhor valor conhecido na literatura (ROMERO; MONTICELLI, 1994) para a resolução desse sistema com a modelagem proposta. Estes resultados, conforme apresentado, possuem inserções de 9 caminhos e 13 circuitos, sendo alcançado com a resoluções de 6.932 problemas de PL's com o algoritmo RVNS e 316 resoluções de problemas de PL's com o algoritmo GVNS. Quanto aos tempos de processamentos foram observados aproximadamente 620 s e 30 s com as aplicações dos algoritmos RVNS e GVNS, respectivamente. Observa-se que para o algoritmo RVNS em comparação aos testes realizados anteriormente, subitens (6.2.1) e (6.2.2), foi necessário aumentar o número de vizinhança e conseqüentemente o esforço computacional para alcançar o sucesso na busca por uma melhor solução, enquanto o algoritmo GVNS manteve-se na mesma estrutura definida anteriormente. Portanto, confirmam-se os desempenhos satisfatórios dos algoritmos com a metodologia proposta, destacando-se uma maior eficiência para o algoritmo GVNS.

6.3.2 Resultados obtidos pelo modelo DC

Aqui, apresentam-se os resultados obtidos para o problema do planejamento, sem a reprogramação da geração, com as aplicações dos algoritmos RVNS e GVNS. O algoritmo RVNS foi estruturado com vizinhanças de quatro e cinco níveis, enquanto o algoritmo GVNS foi estruturado com vizinhança de apenas um nível conjugado, 2 e 3, sendo dois níveis de vizinhanças para a busca local VND e três níveis de vizinhanças para a procura de novas regiões com o RVNS.

Para determinação da solução inicial foi utilizado o algoritmo heurístico construtivo (AHC) de Garver antecedido pela perturbação temporária dada pela equação (91), considerando os valores de $p \in \{0,1,2,3,4,5\}$, isto é, um percentual variando de 0% a 500%, onde concluiu-se que o valor de $p = 4$, isto é, um percentual de 400%, apresentada uma nova proposta de solução inicial factível de boa qualidade, donde a partir daí foram executados os algoritmos. Os resultados obtidos seguem na Tabela 4.

Tabela 4: Resultado do modelo DC / Sistema sul brasileiro - 46 barras – SR

Algoritmo	P	V	Investimento (US\$)	Circuitos adicionados	Número de PL's
RVNS	4	4	154,420,000.00	$n_{20-21} = 1, n_{42-43} = 2,$ $n_{46-6} = 1, n_{19-25} = 1,$ $n_{31-32} = 1, n_{28-30} = 1,$ $n_{26-29} = 3, n_{24-25} = 2,$ $n_{29-30} = 2, n_{5-6} = 2$	2.424
RVNS	4	5	154,420,000.00	idem	1.909
GVNS	4	2 e 3	154,420,000.00	$n_{20-21} = 1, n_{42-43} = 2,$ $n_{46-6} = 1, n_{19-25} = 1,$ $n_{31-32} = 1, n_{28-30} = 1,$ $n_{26-29} = 3, n_{24-25} = 2,$ $n_{29-30} = 2, n_{5-6} = 2$	753

Fonte: Autoria própria

Assim, os resultados obtidos com os algoritmos RVNS e GVNS, antecedido pela perturbação no AHC – Villasana-Garver-Salon, foram satisfatórios, onde em todos os casos foram alcançados a solução ótima global de US\$ 154,420,000.00 (Cento e cinquenta e quatro milhões e quatrocentos e vinte mil dólares), isto é, o melhor valor conhecido na literatura (ROMERO; MONTICELLI, 1994) para a resolução desse sistema com a modelagem proposta. Estes resultados, conforme apresentado, possuem inserções de 10 caminhos e 16 circuitos inseridos, sendo alcançados com as resoluções de 2.424 e 1.909 problemas de PL's com o algoritmo RVNS e 753 resoluções de problemas de PL's com o algoritmo GVNS. Quanto aos tempos de processamentos foram observados aproximadamente 240 s, 190 s para o algoritmo RVNS e 70 s para o algoritmo GVNS. Novamente observa-se que para o algoritmo RVNS comparado aos testes realizados anteriormente, subitens (6.2.1) e (6.2.2), foi necessário aumentar o número de vizinhança e conseqüentemente o esforço computacional para lograr êxito na busca por uma melhor solução, enquanto o algoritmo GVNS manteve-se a mesma estrutura definida em todos os testes anteriores. Portanto, confirmam-se os desempenhos satisfatórios dos algoritmos com a metodologia proposta, observando que o algoritmo GVNS apresentou-se significativamente mais eficiente em comparação ao RVNS.

A solução ótima, para o caso do planejamento sem a reprogramação da geração para este sistema, foi publicada, pela primeira vez, como o melhor limite superior conhecido em Romero e Monticelli (1994), e a prova da otimalidade foi publicada em Binato, Pereira e Granville (2001).

6.3.3 Resultados para o modelo DC obtidos com múltiplos testes experimentais

Neste subitem, mostram-se 30 (trinta) testes executados para este sistema, com o modelo DC, a fim de verificar a taxa de sucesso dos resultados alcançados, bem como para fazer uma análise mais precisa da exatidão de eficiência do algoritmo GVNS.

Tabela 5: Múltiplos resultados do modelo DC / Sistema sul brasileiro - 46 barras – SR

N°	v_0	N_{op}	N_{stop}	v_f
1	178,603,000.00	2.703,	5.000	154,420,000.00
2	178,603,000.00	2.004	5.000	154,420,000.00
3	178,603,000.00	753	5.000	154,420,000.00
4	178,603,000.00	1.699	5.000	154,420,000.00
5	178,603,000.00	4.420	5.000	154,420,000.00
6	178,603,000.00	1.047	5.000	154,420,000.00
7	178,603,000.00	2.320	5.000	154,420,000.00
8	170,005,000.00	870	5.000	161,000,000.00
9	170,005,000.00	1.200	5.000	161,000,000.00
10	163,171,000.00	461	5.000	163,171,000.00
11	163,171,000.00	473	5.000	163,171,000.00
12	190,267,000.00	1.031	5.000	154,420,000.00
13	190,267,000.00	1.042	5.000	154,420,000.00
14	190,267,000.00	1.445	5.000	154,420,000.00
15	190,267,000.00	1.890	5.000	154,420,000.00
16	190,267,000.00	2.670	5.000	154,420,000.00
17	186,124,000.00	992	5.000	161,188,000.00
18	186,124,000.00	2.345	5.000	161,188,000.00
19	253,334,000.00	2.282	5.000	154,420,000.00
20	253,334,000.00	3.723	5.000	154,420,000.00
21	253,334,000.00	3.934	5.000	154,420,000.00
22	286,292,000.00	2.656	5.000	163,171,000.00
23	286,292,000.00	3.572	5.000	166,680,000.00
24	286,292,000.00	4.708	5.000	163,171,000.00
25	286,292,000.00	4.858	5.000	163,171,000.00
26	183,325,000.00	1.832	5.000	164,113,000.00
27	185,234,000.00	90	5.000	164,113,000.00
28	220,565,000.00	1.687	5.000	164,113,000.00
29	191,047,000.00	2.378	5.000	154,420,000.00
30	191,047,000.00	3.984	5.000	154,420,000.00

Fonte: Autoria própria

Considere-se:

$v_0 \rightarrow$ Solução inicial do algoritmo heurístico construtivo – VGS.

$N_{op} \rightarrow$ Número de PL's em que acontece a solução ótima.

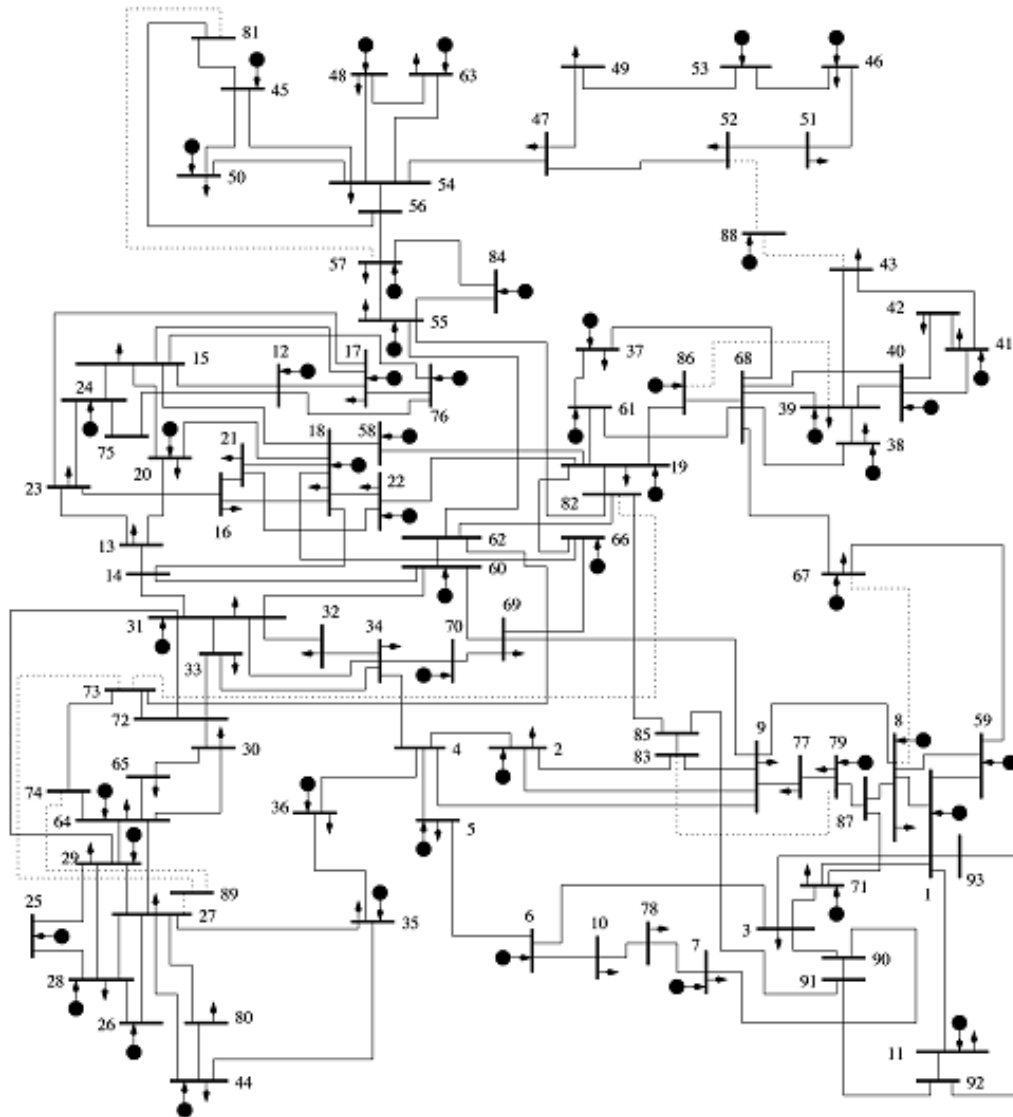
$N_{stop} \rightarrow$ Número de PL's de condição de parada do algoritmo GVNS.

$v_f \rightarrow$ Solução final.

Logo, diante dos resultados apresentados, conclui-se em 17 (dezessete) testes entre os 30 (trinta) executados, isto é, em 57% (cinquenta e sete por cento) dos casos foram alcançados a solução ótima global, com um número médio de 2.313 (dois mil, trezentos e treze) resoluções de problemas de PL's. Portanto, o algoritmo GVNS apresenta-se como uma boa ferramenta para a resolução do problema de planejamento da expansão do sistema de transmissão.

6.4 Sistema Colombiano de 93 Barras

Este sistema tem 93 barras, 155 caminhos de adição de linhas de transmissão, demanda de 14.559 MW e capacidade de geração de 14.559 MW. Além disso, é um sistema sem reprogramação da geração utilizado em testes para novos modelos e técnicas de otimização do problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão. A topologia inicial pode ser vista na Figura 18 e os dados de ramos e de barras deste sistema são apresentados no Apêndice A, nas tabelas 12 e 13, respectivamente.

Figura 18: Sistema colombiano 93 barras – Topologia inicial

Fonte: IEEE

6.4.1 Resultado obtido pelo o modelo de transportes

Neste subitem segue o resultado obtido para o problema do planejamento do sistema de transmissão do sistema Colombiano de 93 barras, plano 2012, sem a reprogramação da geração, com as aplicações dos algoritmos RVNS e GVNS. O algoritmo RVNS foi estruturado com vizinhança de três níveis e o algoritmo GVNS foi estruturado com vizinhança com apenas um nível conjugado, 2 e 3, sendo dois níveis de vizinhanças para a busca local VND e três níveis de vizinhanças para a procura de novas regiões com o RVNS.

Para determinação da solução inicial foi utilizado o algoritmo heurístico construtivo (AHC) de Garver antecedido pela perturbação temporária dada pela equação (92). No processo de análise verificou-se para os valores de $p \in \{0,1,2,3,4,5,6,7,8\}$, onde foi possível constatar que pequenas variações pontuais não apresentava uma diversificação na solução inicial. Assim, foram realizadas perturbações mais agressivas, com os valores de p variando de 10 em 10, isto é, com $p \in \{10,20,30,50,60,70,80,90\}$, ao passo de conseguir a melhor taxa de sucesso com o valor de $p = 70$, apresentando uma nova proposta de solução inicial factível de boa qualidade, donde a partir daí foram executados os algoritmos. Logo, a solução obtida segue na Tabela 5.

Tabela 6: Resultado do modelo de transportes / Sistema colombiano - 93 barras – SR

Algoritmo	P	V	Investimento (US\$)	Circuitos adicionados	Número de PL's
RVNS	70	3	315,354,000.00	$n_{20-21} = 1, n_{42-43} = 2,$ $n_{46-6} = 1, n_{19-25} = 1,$ $n_{31-32} = 1, n_{28-30} = 1,$ $n_{26-29} = 3, n_{24-25} = 2,$ $n_{29-30} = 2, n_{5-6} = 2$	989
GVNS	70	2 e 3	315,354,000.00	$n_{20-21} = 1, n_{42-43} = 2,$ $n_{46-6} = 1, n_{19-25} = 1,$ $n_{31-32} = 1, n_{28-30} = 1,$ $n_{26-29} = 3, n_{24-25} = 2,$ $n_{29-30} = 2, n_{5-6} = 2$	967

Fonte: Aatoria própria

Assim, os resultados obtidos com os algoritmos RVNS e GVNS, antecedido da perturbação no AHC - Garver, foram satisfatórios, sendo alcançada a solução ótima global de US\$ 315,354,000.00 (Trezentos e quinze milhões e trezentos e cinquenta e quatro mil dólares), isto é, o melhor valor conhecido na literatura para a resolução desse sistema com a modelagem proposta. Estes resultados, conforme apresentado, possuem inserções de 08 caminhos e 16 circuitos inseridos, sendo alcançados com as resoluções de 989 e 967 problemas de PL's com os algoritmos RVNS e GVNS, respectivamente. Quanto aos tempos

de processamentos foram observados aproximadamente 80 s em ambos os casos, o que pode ser considerado relativamente pequeno.

7 CONCLUSÃO

Neste trabalho, foi apresentado o problema de planejamento da expansão de sistema de transmissão de energia elétrica e uma técnica de solução através da metaheurística Busca em Vizinhança Variável, dando ênfase às aplicações dos algoritmos RVNS e GVNS.

No processo da análise de eficiência dos algoritmos foram empregados os seguintes sistemas para testes: sistema Garver de 6 barras / 15 caminhos, sistema IEEE-24 barras / 41 caminhos, sistema sul brasileiro de 46 barras / 79 caminhos e o sistema colombiano de 93 Barras / 155 caminhos, todos sem a reprogramação da geração e considerando o modelo de transportes e o modelo DC na formulação matemática do problema do planejamento, exceto o sistema colombiano que foi apenas para o modelo de transportes.

Na fase inicial das execução dos algoritmos RVNS e GVNS necessitou-se de uma solução inicial factível obtida pelo AHC-Garver para o modelo de transporte e pelo AHC-Villassana-Garver-Salon para o modelo DC. Na aplicação destes modelos foi determinada uma nova metodologia denominada de “estratégia de perturbação” dos custos do sistema, com intuito de gerar novas soluções iniciais factíveis, o qual se mostrou como um recurso favorável para aplicação dos algoritmos.

As estruturações dos algoritmos foram compostas com vizinhanças de até cinco níveis para o algoritmo RVNS e com apenas um nível conjugado de ordens 2 e 3 para o algoritmo GVNS (VND e RVNS), onde em todos os casos foram alcançados os ótimos globais com esforços computacionais relativamente baixos e considerando a natureza mais complexa dos problemas, isto é, sem a reprogramação da geração. Além disso, foi verificado um desempenho superior do algoritmo GVNS quando comparado com os resultados do algoritmo RVNS, o que confirma nossas previsões de aplicação de um algoritmo que combinam os processos de busca de forma determinística e estocástica.

Ressalta-se ainda, a limitação da sub-rotina MINOS 5.0 (1983), aqui empregada, na resolução de problemas de PL, onde não foi possível obter resultados para o modelo norte-nordeste de 87 barras / 183 caminhos, bem como para o modelo DC do sistema colombiano de 93 barras / 155 caminhos. Assim, motiva-se para a aquisição de versões mais atualizadas deste *software* com intuito de aprofundar-se mais ainda sobre esta pesquisa.

Portanto, diante dos testes e resultados apresentados, mesmo trabalhando com sistema de complexidade mediana, pode-se afirmar que a metodologia proposta apresentou-se como uma boa ferramenta para encontrar soluções de problemas do planejamento da expansão do sistema de transmissão, destacando-se ainda mais a notoriedade para uma investigação mais profunda. Assim, lança-se o desafio da implementação dos referidos algoritmos para os problemas de maiores complexidades, como o sistema norte-nordeste reduzido de 87 barras e 183 caminhos, onde para alguns casos do planejamento deve-se adicionar mais de 100 (cem) circuitos para encontrar soluções de qualidade, caracterizando-o como um sistema altamente complexo que apresenta um número elevado de soluções de qualidade.

Sugestões para futuros trabalhos:

- Implementar os algoritmos propostos com um número maior de vizinhanças;
- Criar outras técnicas de reestruturação de vizinhanças para execução do algoritmo GVNS, por exemplo, utilizar como referência para os circuitos candidatos a entrarem nos caminhos existentes àqueles que apresentarem maior fluxo de potência;
- Implementar o algoritmo BVNS, com uma extensão da metaheurística VNS e outra metaheurística existente;
- Implementar outra técnica que dê maior flexibilidade para fuga dos ótimos locais ou dos vales que os contenham, afim de propiciar uma melhor precisão nas busca de melhores soluções para os problemas de maiores complexidades.

REFERÊNCIAS

- ANDREATTA, A.; RIBEIRO, C. Heuristic for the phylogeny problem. *Journal of heuristics*, Boston, n. 8, p. 429–447, 2002.
- BINATO, S.; OLIVEIRA, G. C.; ARAUJO, J. L. A greedy randomized adaptative search procedure for transmission network expansion planning. *IEEE Transaction on Power Systems*, New York, v. 16, n. 2, p. 247-253, 2001.
- BINATO, S.; PEREIRA, M. V. F.; GRANVILLE, S. A new benders decomposition approach to solve power transmission network design problems. *IEEE Transaction on Power Systems*, New York, v. 2, n. 16, p. 235–240, 2001.
- BRINBERG, J.; HANSEN, P.; MLADENOVIC, N.; TAILLARD, E. D. Improvements and comparison of heuristics for solving the multisource weber problem. *Operations Research, Baltimore*, v. 3, n. 48, p. 444–460, 2000.
- CAPOROSSI, G.; HANSEN, P. Variable neighborhood search for extremal graphs 1: the autographix system. *Discrete Mathematics*, Amsterdam, n. 212, p. 24–44, 2000.
- ESCOBAR, A. H. *Planeamiento dinámico de la expansión de sistemas de transmisión usando algoritmos combinatoriales*. 2002. 120 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Tecnológica de Pereira, Colômbia, 2002.
- ESCOBAR, A.; GALLEGO, R.; ROMERO R.; OLIVEIRA, S. A. Hybrid model analysis and constructive algorithms in the performance of a genetic for the planning of an electric power transmission system. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON CARS & FOF, 17., 2001, Durban. *Proceedings of the...* Durban: S.n., 2001. Disponível em: < http://www.utp.edu.co/~planeamiento/prod_aca/articulos/hybrid_model_analysis.pdf>. Acesso em: 15 jan. 2013.
- FARIA, H. J. Uma nova metaheurística para problemas combinatórios aplicado ao planejamento da expansão de sistemas de transmissão de energia elétrica. 2005. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2005.
- FARIA, H. J.; BINATO, S.; RESENDE, M. G. C.; FALCÃO, D. M. Power transmission network desing by greedy randomized adaptive path relinking. *IEEE Transactions on Power Systems*, New York, v. 20, n. 1, p. 43-49, 2005.
- GALLEGO, R. A.; MONTICELLI, A.; ROMERO, R. Transmission System Expansion Planning by an Extended Genetic Algorithm. *IEE Generation, Transmission and Distribution*, v. 145, n. 3, p. 329-335, 1998.
- GALLEGO, R. A.; MONTICELLI, A.; ROMERO, R. Tabu search algorithm for network synthesis. *IEEE Transaction on Power Systems*, New York, v. 2, n. 15, p. 490– 495, 2000.
- GALLEGO, R. A.; ROMERO, R.; ESCOBAR A. H. Static planning of the Colombian transmission system using genetic algorithms. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON CAD/CAM, 16, 2000, Trinidad. *Proceedings of the...*Trinidad: ADMEC, 2000. Disponível em:

< http://www.utp.edu.co/~planeamiento/prod_aca/articulos/statical_planning_colombia.pdf
>. Acesso em: 10 dez. 2012.

GALLEGO, R. A.; ROMERO, R.; ESCOBAR, A. Planning of the Pereira power system using an efficient genetic algorithm. In: REUNION INTERNACIONAL GERACIÓN Y TRANSMISIÓN - CIER, 1, 1999, Santa Fé de Bogotá. *Proceedings of the...* Santa Fé de Bogotá: CIER, 1999.

GALLEGO, R. *Planejamento a longo prazo de sistemas de transmissão usando técnicas de otimização combinatorial*. 1997. 135 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação, Universidade de Estadual de Campinas, Campinas, 1997.

GAREY, M. R.; JOHNSON, D. S. *Computers and intractability: a guide to the theory of NP-completeness*. New York: Freeman, 1978.

GARVER, L. L. Transmission network estimation using linear programming. *IEEE Transaction Apparatus Systems*, New York, v. PAS 89, v. 7, p. 1688 – 1697, 1970.

GLOVER, F. Tabu search – part I. *ORSA Journal of Computing*, Baltimore, v. 1, n. 3, p. 190 – 206, 1989. Disponível em:
< http://www.cs.amherst.edu/~ccm/cs34/papers/sel_glover_a.pdf>. Acesso em: 15 dez. 2012.

GLOVER, F.; KOCHENBERGER, G. *Handbook of metaheuristics*. New York: Kluwer Academic Publishers, 2003.

HAFFNER, S. *Planejamento de sistemas de transmissão no contexto de livre mercado*. 2000. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2000.

HAFFNER, S.; MONTICELLI, A.; GARCIA, A.; ROMERO, R. Specialized branch-and-bound algorithm for transmission network expansion planning. *IEEE Proceedings – Generation, Transmission and Distribution*, New York, v. 5, n. 148, p. 482-488, 2001. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=00959688>>. Acesso em: 15 out. 2012.

HANSEN, P.; MLADENOVIC, N. A tutorial on variable neighborhood search. *Les Cahiers du GERAD*, G-2003-46, July, 2003. Disponível em:
< <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.4.2350>>. Acesso em: 12 jan. 2012.

HANSEN, P.; MLADENOVIC, N. Industrial applications of the variable neighborhood search metaheuristics. In: ZACCOUR, G. (Ed.). *Decisions and control in management science*. Boston: Kluwer, 2001.

HANSEN, P.; MLADENOVIC, N. Variable neighborhood search: principles and applications. *European Journal of Operational Research*, Amsterdam, v. 130, p. 449-467, 2001.

HOLLAND, J. H. *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. Michigan: The University of Michigan Press, 1975.

KIRKPATRICK, S. C. D.; GELLATT, J. R.; VECCHI, P. Optimization by Simulated Annealing. *Science*, Washington, v. 220, p. 671–680, 1983.

LATORRE, G.; CRUZ, R. D.; AREIZA, J. M.; VILLEGAS, A. Classification of publication and model on transmission expansion planning. *IEEE Transaction on Power Systems*, New York, v. 2, n. 18, p. 938–946, 2003. Disponível em:
< <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=1198335>>. Acesso em: 10 jan. 2012.

MARTINS, W. A. *Busca em vizinhança variável Aplicado na solução do problema de planejamento da expansão do sistema de transmissão de energia elétrica*. 2009. 89 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2009.

MIASAKI, C. T. *Planejamento da expansão de sistemas de transmissão de energia elétrica utilizando controladores FACTS*. 2006. 137 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2006.

MLADENOVIC, N. A variable neighborhood algorithm - A new metaheuristic for combinatorial optimization. In: ABSTRACTS of papers presented at optimization days. Montreal: [S.n.] 1995.

MLADENOVIC, N.; HANSEN, P. Variable neighborhood search. *Computers & Operations Research*, New York, v. 24, p. 1097–1100, 1997.

MONTICELLI, A. *Fluxo de carga em redes de energia elétrica*. São Paulo: Bücher, 1983.

MURTAGH, B. A.; SAUNDERS, M. A. *Minos 5.4 user's guide*. New York: Stanford University, 1995.

PAPADIMITRIOU, C. H. *Complexidade computacional*. Reading: Addison-Wesley, 1994.

RIBEIRO, C. C.; SOUZA, M. C. Variable neighborhood descent for the degree-constrained minimum spanning tree problem. *Discrete Applied Mathematics*, Amsterdam, n. 118, p. 43–54, 2002.

RIDER FLORES, M. J. *Planejamento da expansão de sistemas de transmissão usando modelos cc-ca e técnicas de programação não-linear*. 2006. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação, Universidade Estadual de Campinas, 2006.

RIDER, M.; GARCIA, A.; ROMERO, R. Power systems network expansion planning using AC model. *IEEE Generation, Transmission and Distribution*, New York, v.1, n. 5, p. 731–742, 2007. Disponível em:
< <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=4295000>>. Acesso em: 15 jan. 2013.

ROMERO R. ;MONTICELLI, A.; GARCIA, A.; HAFFNER, S. Test systems and mathematical models for transmission network expansions planning. *IEEE Generation, Transmission and Distribution*, New York, v. 149, n. 1, p. 27–36, 2002. Disponível em:
< <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=00989203>>. Acesso em: 20 jan. 2013.

ROMERO, R.; GALLEGO, R. A.; MONTICELLI, A. Transmission system expansion planning by simulated annealing. *IEEE transaction on Power System*, New York, v. 11, n. 1, p. 364-369, 1996. Disponível em:

< <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=486119>>. Acesso em: 10 fev. 2013.

ROMERO, R.; MANTOVANI, M.; GALLEGO, R. A.; MONTICELLI, A. Experimental analysis of selection methods in a genetic algorithm applied to the planning electrical system. In INTERNATIONAL CONFERENCE ON CAD/CAM ROBOTIC AND FACTORIES OF FUTURE, 15, 1999. Águas de Lindóia. *Proceedings of the...* Águas de Lindóia: [S.n.], 1999.

ROMERO, R.; MONTICELLI, A. A hierarchical decomposition approach for transmission network expansion planning. *IEEE Transactions on Power Systems*, New York, v. 9, n. 1, p. 373-380, 1994.

SILVA, E. L.; AREIZA, J. M.; OLIVEIRA, G. C.; BINATO, S. Transmisson *network expansion planning under a tabu search approach*. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 16, n. 1, p. 62-68, 2001. Disponível em:

< <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=910782&userType=inst>>. Acesso em: 13 mar. 2013.

SILVA, E. L.; GIL, H. A.; AREIZA, J. M. Transmission network expansion planning under na improved genetic algorithm. *IEEE Transactions on Power Systems*, New York, v. 15, n. 3, p. 1168-1175, 2000. Disponível em:

< <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=871750&userType=inst>>. Acesso em: 12 jan. 2013.

SILVA, I.; RIDER, M.; MURARI, C. A.; ROMERO, R. Expansion planning considering uncertain in demand. *IEEE Transactions on Power Systems*, New York, v. 21, n. 4, p. 1565-1573, 2006. Disponível em:

< <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=1717557>>. Acesso em: 12 fev. 2013.

SILVA, M. B.; DRUMMOND, L. M. A.; OCHI, L. S. Metaheurísticas GRASP+VNS para a solução de problemas de otimização combinatória. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL, 32, 2000, Viçosa. *Anais...* Viçosa: UFV, 2000. Disponível em:

< <http://www2.ic.uff.br/~satoru/conteudo/artigos/sbpo-Mozar-2000.pdf>>. Acesso em: 20 dez. 2012.

TAGLIALENHA, S. L. S. *Novas aplicações de metaheurísticas na solução do problema de planejamento da expansão do sistema de transmissão de energia elétrica*. 2008. 136 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2008.

VILLASANA, R. *Transmission network planning using linear and linear mixed integer programming*. 1984. Thesis (Doctor in Electric Engineering) – Ressenlaer Polytechnic Institute, New York, 1984.

VILLASANA, R.; GARVER, L. L.; SALON, S. J. Transmission network planning using linear programming. *IEEE Transaction on Power Apparatus and Systems*. New York, v. PAS-104, n. 2, p. 349-356, 1985. Disponível em:

< <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=4113089>>. Acesso em: 12 mar. 2013.

WEN, F.; CHANG, C. S. Transmission network optimal planning using the tabu search method. *Electric Power Systems Research*, n. 42, p. 153-163, 1997.

YOSHIMOTO, K.; YASUDA, K.; YOKOHAMA, R. Transmission expansion planning using neuro-computing hybridized with genetic algorithm. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON EVOLUTIONARY COMPUTING – ICEC, 1995, Perth. *Proceedings of the...* Perth: IEEE, 1995. p. 126-131. Disponível em:

< <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=489129>>. Acesso em: 12 fev. 2013.

APÊNDICE A

DADOS DOS SISTEMAS TESTADOS

1 – SISTEMA GARVER DE 6 BARRAS

Tabela 7: Dados das linhas do sistema Garver de 6 barras

n°	Ramos	Linhas Existentes	Reatância (pu)	Capacidade (MW)	Custo 10 ³ US\$
1	1-2	1	0.40	100.0	40.0
2	1-3	0	0.38	100.0	38.0
3	1-4	1	0.60	80.0	60.0
4	1-5	1	0.20	100.0	20.0
5	1-6	0	0.68	70.0	68.0
6	2-3	1	0.20	100.0	20.0
7	2-4	1	0.40	100.0	31.0
8	2-5	0	0.31	100.0	40.0
9	2-6	0	0.30	100.0	30.0
10	3-4	0	0.59	82.0	59.0
11	3-5	1	0.20	100.0	20.0
12	3-6	0	0.48	100.0	48.0
13	4-5	0	0.63	75.0	63.0
14	4-6	0	0.30	100.0	30.0
15	5-6	0	0.61	78.0	61.0

Fonte: IEEE

Tabela 8: Dados das barras do sistema Garver de 6 barras

Barra	Geração (MW)	Carga (MW)
1	150.0	80.0
2	0.0	240.0
3	360.0	40.0
4	0.0	160.0
5	0.0	240.0
6	600.0	0.0

Fonte: IEEE

2 SISTEMA IEEE (24 BARRAS / 41 CAMINHOS)

Tabela 8: Sistema IEEE 24 barras: dados das linhas

Nº da Linha	Circuito	Linhas Existentes	Reatância	Capacidade Transmissão (MW)	Custo US\$10 ³
1	1-2	1	0.0139	175	3000
2	1-3	1	0.2112	175	55000
3	1-5	1	0.0845	175	22000
4	2-4	1	0.1267	175	33000
5	2-6	1	0.1920	175	50000
6	3-9	1	0.1190	175	31000
7	3-24	1	0.0839	400	50000
8	4-9	1	0.1037	175	27000
9	5-10	1	0.0883	175	23000
10	6-10	1	0.0605	175	16000
11	7-8	1	0.0614	175	16000
12	8-9	1	0.1651	175	43000
13	8-10	1	0.1651	175	43000
14	9-11	1	0.0839	400	50000
15	9-12	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	1-8	0	0.1344	500	35000
36	2-8	0	0.1267	500	33000
37	6-7	0	0.1920	500	50000
38	13-14	0	0.0477	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

Tabela 9: Dados das barras – IEEE 24 barras.

Barra	Geração (MW) Plano SR	Carga (MW)
1	465	324
2	576	291
3	0	540
4	0	222
5	0	213
6	0	408
7	722	375
8	0	513
9	0	525
10	0	585
11	0	0
12	0	0
13	1424	795
14	0	582
15	645	951
16	465	300
17	0	0
18	1200	999
19	0	543
20	0	384
21	1200	0
22	900	0
23	953	0
24	0	0

Fonte: IEEE

3 SISTEMA SUL BRASILEIRO (46 BARRAS / 79 CAMINHOS)

Tabela 10: Sistema sul brasileiro: dados das linhas

Nº	Ramo	Linhas existentes	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
16	19-21	1	0.0278	1500	32632
17	16-17	1	0.0078	20	10505
18	17-19	1	0.0061	20	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

Fonte: IEEE

Tabela 10 – Sistema sul brasileiro: dados das linhas (continuação)

Nº	Ramo	Linhas existentes	Reatância (pu)	Capacidade (MW)	Custo 10³US\$
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	20	10889
51	04-11	0	0.2246	240	14247
52	05-11	0	0.0915	270	6167
53	46-06	0	0.0128	20	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	20	21121
60	25-32	0	0.0319	1400	37109
61	31-32	0	0.0046	20	7052
62	28-31	0	0.0053	20	7819
63	28-30	0	0.0058	20	8331

Fonte: IEEE

Tabela 10 – Sistema sul brasileiro: dados das linhas (continuação)

Nº	Ramo	Linhas existentes	Reatância (pu)	Capacidade (MW)	Custo 10³US\$
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	20	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*

Tabela 11: Sistema sul brasileiro: dados das barras

Barra	Geração(MW) – Plano SR	Carga
1	0	0
2	0	443.1
3	0	0
4	0	300.7
5	0	238
6	0	0
7	0	0
8	0	72.2
9	0	0
10	0	0
11	0	0
12	0	511.9
13	0	185.8
14	1257	0
15	0	0
16	2000	0
17	1050	0
18	0	0
19	1670	0
20	0	1091.2
21	0	0
22	0	81.9
23	0	458.1
24	0	478.2
25	0	0
26	0	231.9
27	220	0
28	800	0
29	0	0
30	0	0
31	700	0
32	500	0
33	0	229.1
34	748	0
35	0	216
36	0	90.1
37	300	0
38	0	216
39	600	0
40	0	262.1
41	0	0
42	0	1607.9
43	0	0
44	0	79.1
45	0	86.7
46	700	0
Total	10545	6880

4 SISTEMA COLOMBIANO DE 93 BARRAS

Tabela 12: Sistema colombiano de 93 barras: dados das linhas

Nº da Linha	Circuito	Linhas Existentes	Reatância	Capacidade Transmissão (MW)	Custo US\$10 ³
1	52-88	0	0.098	300	34190
2	43-88	0	0.1816	250	39560
3	57-81	0	0.0219	550	58890
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	8-67	0	0.224	250	29200
10	39-86	0	0.0545	350	9880
11	25-28	1	0.0565	320	9767
12	25-29	1	0.057	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	2-4	2	0.0271	350	6662
20	2-9	1	0.0122	350	5282
21	2-83	1	0.02	570	5972
22	9-83	1	0.02	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	0.132	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
39	38-39	1	0.03	350	6317

Tabela 12: Sistema colombiano de 93 barras: dados das linhas (continuação)

Nº da Linha	Circuito	Linhas Existentes	Reatância	Capacidade Transmissão (MW)	Custo US\$10³
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	0.007	350	4362
45	10-78	1	0.0102	350	4937
46	7-78	1	0.0043	350	4132
47	30-64	1	0.1533	250	20577
48	30-65	1	0.091	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	0.024	600	62618
54	9-77	1	0.019	350	5857
55	77-79	1	0.0097	350	5167
56	1-59	2	0.0232	350	6202
57	59-67	2	0.118	250	16667
58	8-59	2	0.1056	250	15402
59	1-3	1	0.104	250	15862
60	3-71	1	0.0136	450	5167
61	3-6	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	9-69	2	0.1098	350	15747
73	60-69	2	0.0906	350	13677
74	31-32	1	0.0259	350	6547
75	32-34	1	0.054	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

Tabela 12: Sistema colombiano de 93 barras: dados das linhas (continuação)

Nº da Linha	Circuito	Linhas Existentes	Reatância	Capacidade Transmissão (MW)	Custo US\$10³
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	4-5	3	0.0049	350	4247
92	5-6	2	0.0074	350	4477
93	17-23	1	0.0913	250	12987
94	17-76	1	0.002	350	3902
95	12-17	1	0.0086	350	4707
96	1-71	2	0.0841	250	14367
97	1-8	1	0.081	250	13217
98	1-11	1	0.0799	250	12527
99	4-36	2	0.085	250	13562
100	19-58	1	0.0826	320	11722
101	27-64	1	0.028	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
109	29-64	1	0.0063	350	4362
110	4-34	2	0.1016	270	14942
111	34-70	2	0.0415	350	8272
112	33-34	1	0.1139	320	16322
113	8-71	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	0.166	250	22072
117	39-68	1	0.0145	350	5282
118	8-9	1	0.0168	350	5972
119	79-87	1	0.0071	350	4477
120	8-87	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

Tabela 12 – Sistema colombiano de 93 barras: dados das linhas (continuação)

Nº da Linha	Circuito	Linhas Existentes	Reatância	Capacidade Transmissão (MW)	Custo US\$10³
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	6-10	1	0.0337	350	7582
128	33-72	1	0.0228	350	6202
129	39-40	2	0.102	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	73-73	2	0.0267	500	13270
141	19-82	1	0.0267	450	13270
142	55-82	1	0.029	550	77498
143	62-82	1	0.0101	600	30998
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	7-90	2	0.005	350	4247
149	3-90	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	1-93	1	0.0267	450	13270
154	92-93	1	0.0097	600	30068
155	91-92	1	0.0088	600	27588

Fonte: IEEE

Tabela 13: Sistema colombiano: dados das barras

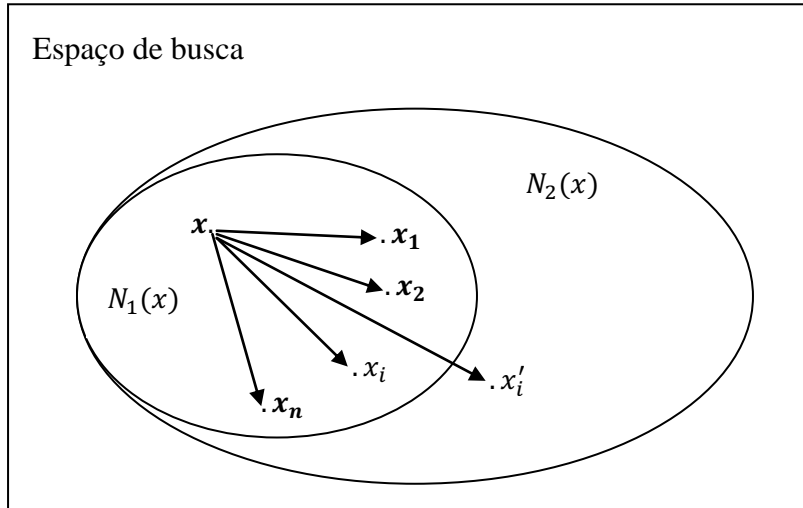
Barras	Estágio Sem a Reprogramação da Geração (MW)	
	Geração	Carga
1	240.0	0.00
2	165.0	486.66
3	0.0	587.08
4	0.0	0.00
5	40.0	351.42
6	34.0	0.00
7	136.0	448.03
8	230.0	505.87
9	0.0	519.69
10	0.0	88.84
11	108.0	220.15
12	47.0	0.00
13	0.0	260.08
14	0.0	0.00
15	0.0	562.84
16	0.0	351.90
17	35.0	203.00
18	540.0	54.10
19	1340.0	29.28
20	45.0	302.27
21	0.0	277.44
22	200.0	79.17
23	0.0	302.27
24	150.0	0.00
25	86.0	0.00
26	70.0	0.00
27	0.0	396.71
28	14.0	486.39
29	618.0	505.96
30	0.0	199.55
31	189.0	391.88
32	0.0	188.33
33	0.0	247.24
34	0.0	115.81
35	200.0	256.86
36	44.0	167.29
37	138.0	176.30
38	15.0	129.72
39	15.0	268.19
40	305.0	0.00
41	100.0	81.85
42	0.0	152.39
43	0.0	52.90
44	23.0	384.64
45	1208.0	0.00
46	150.0	181.62

47	0.0	61.60
48	885.0	896.26
49	0.0	193.27
50	240.0	632.75
51	0.0	190.45
52	0.0	55.60
53	320.0	0.00
54	0.0	114.19
55	40.0	333.59
56	0.0	0.00
57	130.0	336.94
58	190.0	0.00
59	160.0	0.00
60	1216.0	0.00
61	155.0	0.00
62	0.0	0.00
63	1090.0	52.77
64	280.0	132.35
65	0.0	197.58
66	300.0	0.00
67	474.0	397.98
68	0.0	0.00
69	0.0	106.61
70	180.0	0.00
71	424.0	471.21
72	0.0	0.00
73	0.0	0.00
74	0.0	0.00
75	0.0	0.00
76	40.0	0.00
77	0.0	82.85
78	0.0	54.07
79	300.0	146.87
80	0.0	88.34
81	0.0	0.00
82	0.0	0.00
83	0.0	0.00
84	500.0	0.00
85	0.0	0.00
86	850.0	0.00
87	0.0	0.00
88	300.0	0.00
89	0.0	0.00
90	0.0	0.00
91	0.0	0.00
92	0.0	0.00
93	0.0	0.00

Fonte: IEEE

APÊNDICE B - Comportamento das extensões metaheurísticas VNS

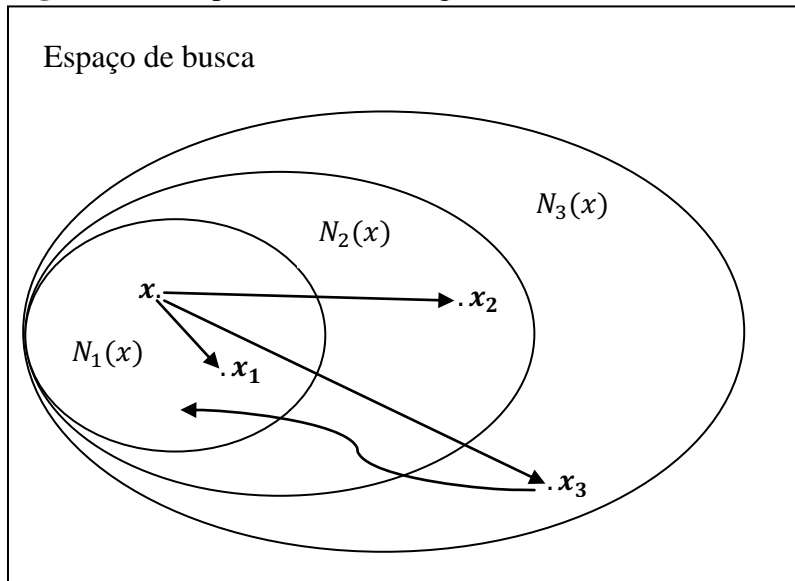
Figura 19: Comportamento do Algoritmo VND



Fonte: Autoria própria

Busca e melhoria da solução: Seja f a função objetivo (custo) e $N_i(x)$ a estrutura de vizinhança definida conforme seção 5.2.3. Se $f(x) < f(x_i)$, $i = 1, \dots, n$, então inicie a busca em $N_2(x)$, caso contrário, continue a busca em $N_1(x)$. Se $f(x'_i) < f(x)$, para algum $i = 1, \dots, n$, faça $x \leftarrow x'_i$, isto é, atualize a solução corrente.

Observação: x_i são os vizinhos de x , definidos pelas estruturas de vizinhanças.

Figura 20:Comportamento do Algoritmo RVNS

Fonte: Autoria própria

Busca e melhoria da solução: Inicie a busca a partir de x em N_1 . Escolha de forma aleatória um vizinho x_1 de x . Se $f(x_1) < f(x)$, atualize a solução incumbente, isto é, faça $x \leftarrow x_1$ e continue a busca de maneira análoga em N_1 , caso contrário, prossiga a busca de um novo vizinho em N_2 . Prossiga desta maneira até a última vizinhança e, novamente, repita o processo de busca a partir de N_1 até que a condição de parada seja satisfeita.

APÊNDICE C - Artigos Publicados

SANTOS, D. B.; ROMERO, R.; ALVARADO, F. V. *Planejamento da Expansão de Sistema de Transmissão Usando a Metaheurística de Busca em Vizinhaça Variável*. In Anais do IX Congresso Latinoamericano de Generación Y Transporte de Energía Eléctrica, Mar del Plata, Argentina, 2011.

SANTOS, D. B.; ROMERO, R.; ALVARADO, F. V. *Planejamento da Expansão de Sistema de Transmissão Usando a Metaheurística de Busca em Vizinhaça Variável e o uso de uma restrição na geração da solução inicial*. Nos Anais do XV Encontro Regional Iberoamericano do CIGRÉ, Foz do Iguaçu-PR, Brasil, 2013.

Classificação de Segurança Uso restrito aos examinadores		Documento n°	
Data(mês e ano) março de 2013		Projeto n°	
Título e Subtítulo PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE TRANSMISSÃO USANDO A METAHEURÍSTICA DE BUSCA EM VIZINHANÇA VARIÁVEL			n° do volume n° da parte
Título do projeto			
Entidade Executora (autor coletivo)		Autor(es) Décio Braga Santos	
Entidade patrocinada (cliente ou destinatário principal) PPGEE – UNESP Campus de Ilha Solteira			
<p>Resumo</p> <p>O problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão de energia elétrica a longo prazo é um importante problema de otimização do campo do planejamento de sistema elétricos de potência. Trata-se de um problema cujo modelo matemático é um problema de programação não linear inteiro misto com a complexidade adicional de que é um problema não convexo e com característica de apresentar o fenômeno da explosão combinatória quando cresce as alternativas de expansão. O processo de resolução consiste basicamente nas escolhas de circuitos, dentro de um conjunto pré-definido, donde o candidato a ser incorporado ao sistema deverá apresentar resultados positivos no que tange a minimização do custo de investimento e operação, além disso, deve atender a demanda de energia futura ao longo de um horizonte de planejamento com confiabilidade, assumindo como conhecido o plano de geração.</p> <p>Devido a complexidade do problema tem-se tentado aplicar todas as técnicas de otimização para auxiliar na tentativa de resolução. Sendo estas técnicas classificadas em três grandes grupos: (1) técnicas de otimização clássica, (2) técnicas heurísticas e (3) técnicas metaheurísticas. Neste trabalho apresenta-se uma nova forma de resolução, derivada da técnica (3), denominada por: Busca em vizinhança variável (VNS). O VNS é uma metaheurística recente que explora basicamente a ideia de mudança sistemática de estruturas de vizinhança no espaço de soluções durante o processo de busca para encontrar soluções ótimas locais e para sair desses ótimos locais.</p> <p>Esta técnica de solução oferece novas alternativas de solução, comparado com os diversos tipos de metaheurísticas já utilizadas na literatura, apresentando excelentes resultados com baixo esforço computacional.</p> <p>Os algoritmos utilizados são apresentados e detalhados a sua forma de adaptação junto ao problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão considerando-se dois modelos matemáticos tradicionais, isto é, o modelo de transportes e o modelo DC. Contudo, foram realizados testes com os sistemas: Garver de 6 barras e 15 caminhos, IEEE de 24 barras, sul brasileiro de 46 barras e o colombiano de 93 barras.</p>			
Palavras-chave Planejamento de sistemas de transmissão, metaheurísticas, algoritmos RVNS e GVNS, otimização de sistemas elétricos, programação linear, otimização de sistemas.			
N° da edição	N° de páginas 125	ISSN (para relatórios publicados)	Classificação (CDC ou CDD)
Distribuidor	Número de exemplares	Preço	
Observações Trabalho apresentado ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, UNESP – Câmpus de Ilha Solteira, como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica.			