



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
“JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
Campus de Ilha Solteira

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**Planejamento da Expansão de Sistemas de Distribuição Usando a
Metaheurística de Busca em Vizinhança Variável**

RENAN FELIX FERNANDES SOUZA

Orientador: Prof. Dr. Rubén Augusto Romero Lázaro

Co-orientadora: Dra. Marina Lavorato de Oliveira

Ilha Solteira, SP

Dezembro de 2011



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
“JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
Campus de Ilha Solteira

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Planejamento da Expansão de Sistemas de Distribuição Usando a Metaheurística de Busca em Vizinhança Variável

RENAN FELIX FERNANDES SOUZA

Orientador: Prof. Dr. Rubén Augusto Romero Lázaro

Co-orientadora: Dra. Marina Lavorato de Oliveira

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia - UNESP – Campus de Ilha Solteira, para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica. Área de Conhecimento: Automação.

Ilha Solteira, SP

Dezembro de 2011

FICHA CATALOGRÁFICA

Elaborada pela Seção Técnica de Aquisição e Tratamento da Informação
Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação da UNESP - Ilha Solteira.

S729p Souza, Renan Felix Fernandes.
Planejamento da expansão de sistemas de distribuição usando a metaheurística de busca em vizinhança variável / Renan Felix Fernandes Souza. -- Ilha Solteira : [s.n.], 2011
106 f. : il.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira. Área de conhecimento: Automação, 2011

Orientador: Rubén Augusto Romero Lázaro
Co-orientadora: Marina Lavorato de Oliveira
Inclui bibliografia

1. Energia elétrica – Distribuição. 2. Energia elétrica – Planejamento. 3. Planejamento de sistemas de distribuição. 4. Programação não-linear. 5. Problemas de programação não-linear inteiro misto. 6. Algoritmo heurístico. 7. Metaheurística VNS.

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO: Planejamento da Expansão de Sistemas de Distribuição Usando a Metaheurística de Busca em Vizinhança Variável

AUTOR: RENAN FELIX FERNANDES SOUZA

ORIENTADOR: Prof. Dr. RUBEN AUGUSTO ROMERO LAZARO

CO-ORIENTADORA: Profa. Dra. MARINA LAVORATO DE OLIVEIRA

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


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


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


Profa. Dra. CARMEN LUCIA TANCREDO BORGES
Programa de Engenharia Elétrica / Universidade Federal do Rio de Janeiro

Data da realização: 16 de dezembro de 2011.

Aos meus pais, por todo o esforço e amor me ajudaram a me tornar a pessoa que sou hoje.

À Lúcia, por todo o seu amor e apoio.

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao Pai Celestial pelo lar que eu tive, pelas pessoas que participaram e participam da minha vida, por todos os acontecimentos que ocorreram durante toda a minha trajetória, que serviram de aprendizado, fortalecimento e que fizeram a pessoa que sou hoje.

Agradeço aos meus pais, que deram suas vidas aos seus três filhos para que pudessem dar um lar, comida, saúde e educação para que se tornassem pessoas de bem.

Agradeço à minha Lúcia, sempre companheira, me apoiando em todos os momentos e me ajudou muito nesta caminhada, trazendo muito amor e alegria ao meu coração.

Ao Prof. Dr. Rubén, que desde a graduação com iniciação científica me ajudou muito para que eu pudesse adquirir novos conhecimentos e me deu a oportunidade na época de ajudar com bolsas os custos de morar e estudar fora de casa em uma época familiar difícil e agora me deu a oportunidade de ser meu orientador de mestrado, novamente em uma etapa difícil da minha vida. Serei eternamente grato por tudo que me fez.

Agradeço à Dra. Marina, que sempre esteve disponível, ajudando e orientando, o que tornou as coisas muito mais fáceis para mim e assim pude realizar com sucesso o objetivo de minha pesquisa.

Agradeço aos professores do DEE, desde a graduação ao mestrado, por todos os conhecimentos que pude adquirir para minha formação.

Agradeço a todos os membros do LAPSEE, desde os professores e colegas, pois com a convivência, troca de informações e o ambiente de trabalho que me proporcionara, ajudaram em muito ao sucesso do meu trabalho.

Agradeço aos meus colegas de república, pela convivência sempre pacífica e amigável que sempre tive com todos eles e que ajudaram em muito durante minha estadia em Ilha Solteira.

Agradeço aos meus amigos de infância que tive o privilégio de mantê-los até hoje e que sempre me proporcionaram momentos de descontração.

Agradeço à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo e à Fundação de Ensino, Pesquisa e Extensão de Ilha Solteira pelo apoio financeiro.

RESUMO

O problema de Planejamento da expansão de Sistemas de Distribuição (PSD) de energia elétrica apresentado neste trabalho tem como objetivo a construção/recondutoramento de circuitos e construção/repotenciação de subestações de forma otimizada avaliando os custos de construção de circuitos e/ou subestações e de operação do sistema em um horizonte de planejamento pré-estabelecido. Para resolver este problema, uma metaheurística de Busca em Vizinhança Variável (VNS) foi desenvolvida. Inicialmente, foi implementado um Algoritmo Heurístico Construtivo (AHC) para fornecer um ponto inicial de boa qualidade para a metaheurística. A vantagem do algoritmo VNS é sua fácil implementação e adaptação ao problema de PSD além da possibilidade de avaliar diferentes estruturas de vizinhança garantindo adequada exploração do espaço de busca. O algoritmo VNS foi escrito na linguagem de modelagem matemática AMPL onde a cada iteração é resolvido um problema de programação não linear utilizando o *solver* comercial KNITRO.

Palavras-chave: Planejamento de sistemas de distribuição. Problemas de Programação Não-Linear Inteiro Misto. Algoritmo Heurístico Construtivo. Metaheurística VNS.

ABSTRACT

Distribution System expansion Planning (DSP) problem presented in this work aims to build/reconducting circuits and to build/repower substations optimally assessing the cost of building circuits and/or substations and operating system in a horizon planning pre-established. To solve this problem, a metaheuristic Variable Neighbourhood Search in (VNS) has been developed. Initially, a Constructive Heuristic Algorithm (HCA) was implemented to provide a good starting point for the metaheuristic. The advantage of the VNS algorithm is its easy implementation and adaptation to the DSP problem and the opportunity to assess different neighborhood structures ensuring adequate exploitation of the search space. The VNS algorithm was written in mathematical modeling language AMPL where each iteration is solved by a nonlinear programming problem using the commercial solver KNITRO.

Keywords: Planning Distribution Systems. Mixed Integer Nonlinear Programming Problems. Constructive Heuristic Algorithm. VNS Metaheuristic.

LISTA DE SÍMBOLOS

Conjuntos:

- Ω_{b_s} - Conjunto de barras com subestações (existentes e propostas, $\Omega_{b_s} \subset \Omega_b$);
- Ω_{b_i} - Conjunto de barras conectadas às barras i ($\Omega_{b_i} \subset \Omega_b$);
- Ω_f - Conjunto de direções de fluxo de potência aparente ($\Omega_f = \{ij / i \in \Omega_b \text{ e } j \in \Omega_{b_i}\}$);
- Ω_b - Conjunto de barras do sistema;
- Ω_l - Conjunto de ramos (existentes e propostos);
- Ω_a - Conjunto de tipos de circuitos;

Constantes:

- τ_s - Taxa de juros para a energia fornecida pela subestação;
- τ_l - Taxa de juros para as perdas de potência ativa;
- κ_s - Taxa de recuperação de capital da construção ou recapacitação de subestações;
- κ_l - Taxa de recuperação de capital da construção ou recondutoramento de circuitos;
- α - Número de horas por ano;
- $g_{ij,a}$ - Condutância do circuito ij do tipo a ;
- l_{ij} - Comprimento do circuito do ramo ij ;
- c_{f_i} - Custo de construção de subestação na barra i ;
- $c_{ij,a}$ - Custo de construção do circuito ij do tipo a ;
- c_{v_i} - Custo de operação da subestação da barra i ;
- c_l - Custo de unidade de energia;
- ΔV_{min} - Desvio mínimo de tensão;
- ΔV_{max} - Desvio máximo de tensão;
- ϕ_s - Fator de perdas das subestações;

- ϕ_l - Fator de perdas dos circuitos;
- P_{D_i} - Potência ativa demandada pela barra i ;
- Q_{D_i} - Potência reativa demandada pela barra i ;
- $\bar{S}_{ij,a}$ - Limite máximo de fluxo de potência aparente no ramo ij do tipo a ;
- \bar{S}_i^0 - Limite máximo de potência aparente em uma subestação existente na barra i ;
- \bar{S}_i - Limite máximo de potência aparente para a construção ou recapacitação de uma subestação na barra i ;
- $b_{ij,a}$ - Susceptância do circuito ij do tipo a ;
- n_b - Número de barras ($n_b = |\Omega_b|$);
- n_{b_s} - Número de barras com subestações ($n_{b_s} = |\Omega_{b_s}|$);

Funções:

- G_{ij} - Elemento da matriz de condutância nodal;
- B_{ij} - Elemento da matriz de susceptância nodal;
- P_i - Potência ativa calculada na barra i ;
- Q_i - Potência reativa calculada na barra i ;
- $P_{ij,a}$ - Fluxo de potência ativa do tipo a que sai da barra i em direção à barra j ;
- $Q_{ij,a}$ - Fluxo de potência reativa do tipo a que sai da barra i em direção à barra j ;
- $S_{ij,a}$ - Fluxo de potência aparente do tipo a que sai da barra i em direção à barra j

$$(S_{ij,a} = \sqrt{P_{ij,a}^2 + Q_{ij,a}^2});$$

Variáveis

- $n_{ij,a}$ - Indica se o circuito do tipo a pode se adicionado ou não ao ramo ij ;
- $n_{ij,a}^0$ - Circuito do tipo a existente no ramo ij com custo zero;
- m_i - Indica se uma subestação pode ser adicionada ou não na barra i ;
- V_i - Magnitude de tensão da barra i ;

- θ_{ij} - Diferença angular entre as barras i e j ;
- P_{S_i} - Potência ativa fornecida pela subestação da barra i ;
- Q_{S_i} - Potência reativa fornecida pela subestação da barra i ;
- n_{ija}^+ - Circuito do tipo a adicionado ao ramo ij pelo algoritmo VNS;
- m_i^+ - Subestação adicionada à barra i pelo algoritmo VNS;
- k_{SE}^{max} - Número total de estruturas de vizinhança para construção e/ou repotenciação das subestações;
- k_{SE} - Estrutura de vizinhança para construção e/ou repotenciação das subestações;
- k_{circ} - Estrutura de vizinhança para seleção de circuitos;
- k_{cond} - Estrutura de vizinhança para seleção de condutores;
- n_{cond} - Número de condutores disponíveis para seleção;
- n_{br} - Número de circuitos do sistema de distribuição;
- x^0 - Solução inicial obtida pelo AHC;
- x^* - Solução incumbente do Algoritmo VNS;
- $x'_{k_{SE}}$ - Solução aleatória gerada para a estrutura de vizinhança k_{SE} ;
- $x'_{k_{circ}}$ - Solução aleatória gerada para a estrutura de vizinhança k_{circ} ;
- $x''_{k_{circ}}$ - Solução factível obtida na Busca Local em k_{circ} ;
- $x'_{k_{cond}}$ - Solução aleatória gerada para a estrutura de vizinhança k_{cond} ;
- $x''_{k_{cond}}$ - Solução factível obtida na Busca Local em k_{cond} .
- cc_i - Porcentual de corte de carga ou racionamento.
- δ_p - Fator de penalidade para o corte de carga ou racionamento cc_i .

TRABALHO PUBLICADO PELO AUTOR

SOUZA, R. F.; LAVORATO, M.; ROMERO, R.; RIDER, M. J. Metaheurística VNS para o problema de planejamento da expansão de sistemas de distribuição de energia elétrica. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL – SBPO, 43., 2011, Ubatuba, São Paulo. *Anais...* Rio de Janeiro: SOBRAPO, 2011. v. 1, 12 p.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	Planejamento dos Sistemas de Distribuição	19
1.2	Modelagem Matemática	20
1.3	Aplicações de otimização clássica usadas no problema de PSD	22
1.4	Principais algoritmos heurísticos utilizados no problema de PSD.....	23
1.5	Metaheurísticas utilizadas no problema de PSD	24
1.6	Objetivos e Contribuições do Trabalho	25
1.7	Estrutura do Trabalho.....	26
2	A METAHEURÍSTICA DE BUSCA EM VIZINHANÇA VARIÁVEL	27
2.1	Introdução às Técnicas Heurísticas.....	27
<i>2.1.1</i>	<i>Algoritmos Heurísticos Construtivos (AHC).....</i>	<i>28</i>
<i>2.1.2</i>	<i>Algoritmos de Decomposição e de Divisão.....</i>	<i>28</i>
<i>2.1.3</i>	<i>Algoritmos de Redução</i>	<i>28</i>
<i>2.1.4</i>	<i>Algoritmos de Manipulação de Modelo</i>	<i>29</i>
<i>2.1.5</i>	<i>Introdução às Metaheurísticas</i>	<i>29</i>
2.2	Revisão sobre a Busca em Vizinhaça Variável	29
<i>2.2.1</i>	<i>VNS de descida: Algoritmo VND</i>	<i>31</i>
<i>2.2.2</i>	<i>VNS de vizinhaça reduzida: Algoritmo RVNS.....</i>	<i>34</i>
<i>2.2.3</i>	<i>VNS básico e geral: Algoritmos BVNS e GVNS.....</i>	<i>36</i>
<i>2.2.4</i>	<i>VNS com Decomposição: O Algoritmo VNDS</i>	<i>40</i>
3	RESOLUÇÃO DO PROBLEMA DE PROGRAMAÇÃO NÃO LINEAR PARA O PLANEJAMENTO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO.....	42
3.1	O Modelo Matemático para o Problema de PSD.....	42
3.2	Resolução do problema de PNL.....	44

3.2.1	<i>Resumo sobre o KNITRO (Nonlinear Interior-point Trust Region Optimizer)</i>	44
3.2.2	<i>Resumo sobre os algoritmos implementados no KNITRO</i>	45
4	A METAHEURÍSTICA DE BUSCA EM VIZINHANÇA VARIÁVEL (VNS) PARA O PROBLEMA DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO	47
4.1	O Algoritmo Heurístico Construtivo	47
4.2	Estratégia utilizada pelo VNS para o problema de PSD	49
4.2.1	<i>Modelagem do problema utilizada no VNS</i>	50
4.2.2	<i>Estrutura de vizinhança para seleção dos circuitos</i>	51
4.2.3	<i>Estrutura de vizinhança para escolha de construção ou repotenciação de subestações</i>	56
4.2.4	<i>Estrutura de vizinhança para seleção dos condutores nos circuitos</i>	60
4.2.5	<i>Vetor de memorização de trocas</i>	61
4.2.5	<i>Critério de Parada</i>	61
4.3	Algoritmo VNS para o problema de PSD	62
4.3.1	<i>Subrotina para identificação de anéis em uma proposta de solução</i>	66
4.3.2	<i>Subrotina para identificação de barras ilhadas para uma proposta de solução</i>	67
4.4	Codificação do problema: Representação das Propostas de Soluções	69
5	RESULTADOS	74
5.1	Sistema de Distribuição de 23 barras	74
5.2	Sistema de Distribuição de 54 barras	77
5.3	Sistema de Distribuição de 136 barras	79
5.4	Sistema de Distribuição de 202 barras	82
5.5	Sistema de Distribuição de 417 barras	85
6	CONCLUSÕES	90
6.1	Trabalhos Futuros	91
	REFERÊNCIAS	92
	APÊNDICE	96

APÊNDICE A - Sistema de 23 barras.....	96
APÊNDICE B - Sistema de 54 barras.....	98
APÊNDICE C - Sistema de 136 barras.....	100
APÊNDICE D - Sistema de 202 barras.....	104
APÊNDICE E - Sistema de 417 barras	109

1 INTRODUÇÃO

A sociedade atual é altamente dependente de energia elétrica. Praticamente tudo que é utilizado ou consumido necessita de energia elétrica para funcionar ou para ser fabricado. Até mesmo para os alimentos que, para serem consumidos, foi necessário energia elétrica para produção de insumos agrícolas, processamento, transporte ou armazenamento. Serviços essenciais como abastecimento de água, hospitais, segurança pública e correios são praticamente paralisados quando há blecautes e racionamentos. Assim, com o crescimento populacional e da atividade industrial vem o aumento no consumo de energia elétrica. Para que não haja muitos imprevistos e interrupções no seu fornecimento são necessários investimentos em pesquisa na área de planejamento dos sistemas de energia elétrica, desde a geração até o consumidor final (MENDOZA, 2010).

O sistema de distribuição é responsável pela ligação dos clientes ao sistema elétrico. Cabe às empresas de energia um Planejamento dos Sistemas de Distribuição (PSD) detalhado e cuidadoso para fornecer aos seus clientes o fornecimento de energia com altos padrões de qualidade e confiabilidade (COSSI, 2008). Além disso, instituições governamentais como a ANEEL no Brasil estabelecem, acompanhados de pesadas multas quando não são respeitados, normas e padrões rigorosos para as distribuidoras no intuito de garantir o fornecimento de energia elétrica em níveis adequados (QUEIROZ, 2010).

A construção de um sistema de distribuição demanda altos investimentos em materiais e equipamentos elétricos por parte das empresas do setor devido à grande extensão das redes. Além disso, essa é responsável por uma parcela importante das perdas técnicas do sistema elétrico, e os custos de operação do mesmo vem aumentando. Assim, ao longo do tempo, foram desenvolvidos vários modelos matemáticos de otimização e algoritmos que utilizam técnicas de solução como otimização clássica, heurísticas e metaheurísticas no intuito de serem ferramentas de auxílio no PSD e assim, desenvolver projetos que proporcionam às empresas de energia economia nos custos de construção, operação e perdas elétricas, mantendo a qualidade do serviço prestado ao consumidor (OLIVEIRA, 2010; RAMIREZ-ROSADO; DOMINGUEZ-NAVARRO, 2006).

O problema de PSD apresentado neste trabalho consiste em uma metodologia que considera as necessidades do sistema devido ao crescimento da demanda em um horizonte de

planejamento, podendo ser de curto-prazo (de 1 a 4 anos) ou de longo prazo (de 5 a 20 anos). São analisadas as possibilidades de construção de novos circuitos e/ou recondutoramento das linhas de distribuição antigas, construção de novas subestações ou ampliação das existentes. Também são analisados os custos com a operação da rede, além de restrições operacionais, físicas e financeiras (GÖNEN, 1986).

O modelo matemático do PSD que representa de maneira mais fiel às características de um sistema de distribuição real é um Problema de Programação Não Linear Inteiro Misto (PNLIM) de grande porte (BERNAL-AGUSTÍN, 1998). A função objetivo é não diferenciável, não convexa, altamente não linear e apresenta o fenômeno da explosão combinatória quando o tamanho do sistema a ser otimizado aumenta. Na literatura especializada, o problema já foi resolvido através de técnicas heurísticas, como os Algoritmos Heurísticos Construtivos (AHC) apresentados por Ponnavaikko e Rao (1987), Bhowmik et al. (2000) e Oliveira (2010) e os Algoritmos Heurísticos de *Branch-Exchange* apresentados nos trabalhos de Aoki et al. (1990), Nara et al. (1994), Goswami (1997) e Miguez et al. (2002) que apresentam fácil implementação e robustez, tendo número de iterações finito e convergindo para ótimos locais (RIDER FLORES, 2006).

Técnicas de metaheurísticas como Colônia de Formigas apresentadas por Gómez (2004), Algoritmos Genéticos apresentados por Proença (1993), Bernal-Agustín (1998), Cossi (2008) e Najafi et al. (2009), Simulated Annealing apresentados por Nahman e Peric (2008) e Busca Tabu por Augugliaro et al. (2002) e Cossi (2008) também foram utilizadas para resolver o problema com o intuito de melhorar as soluções encontradas pelas técnicas heurísticas.

Outros trabalhos utilizaram técnicas clássicas de otimização como algoritmos de *Branch-and-Bound* como apresentados por Paiva et al. (2005) e Oliveira (2010), que garantem soluções de excelente qualidade, porém exigem esforços computacionais muito elevados à medida que se aumenta a dimensão dos sistemas analisados.

Neste trabalho um algoritmo de Busca em Vizinhança Variável (VNS) é proposto para resolver o problema de PSD. A metaheurística VNS (*Variable Neighborhood Search*) foi proposta em Mladenovic (1995), mostrando ser uma técnica muito eficiente e de fácil adaptação em problemas reais. Esta técnica consiste em mudanças sistemáticas de estruturas de vizinhança como estratégia de fuga de ótimos locais sem o detrimento da solução corrente. A metaheurística VNS tem sido utilizada para resolver problemas de sistemas de energia

elétrica como o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica, (ZVIETCOVICH, 2006) e no planejamento da expansão dos sistemas de transmissão, (MARTINS, 2009).

Para fornecer uma solução inicial de boa qualidade para o VNS, é utilizado um AHC baseado no algoritmo apresentado por Oliveira (2010) em que a cada iteração resolve um problema de Programação Não Linear (PNL) resultante do relaxamento das variáveis inteiras do problema de PNLIM, que passam a ser consideradas como contínuas e restritas. Através dos resultados obtidos pela solução do problema de PNL, são calculados os índices de sensibilidade que serão usados para adicionar os circuitos e/ou as subestações no sistema. Para resolver o PNL, foi utilizado o “*solver*” comercial KNITRO®.

Terminada a etapa do AHC, a solução obtida é utilizada para iniciar a metaheurística VNS que por sua vez irá buscar uma melhor solução para o problema. São realizadas buscas locais em diferentes estruturas de vizinhança de uma configuração inactível (como retirada de um circuito ou de uma subestação) originada a partir da solução incumbente, de tal forma que sejam encontradas configurações factíveis alternativas ao decorrer da busca local. Quando uma solução de melhor qualidade é encontrada, a incumbente é atualizada e a busca retorna para a primeira estrutura de vizinhança.

A vantagem da metodologia é que a partir de uma solução factível inicial, todas as soluções encontradas pelo VNS serão factíveis e de boa qualidade. O VNS proporciona uma adequada exploração do espaço de busca de tal forma que a melhor solução entre as encontradas pelo VNS seja escolhida.

1.1 Planejamento dos Sistemas de Distribuição

O problema de PSD é de grande relevância e tem sido amplamente discutido na literatura. O primeiro trabalho de relevância e, portanto, considerado como pioneiro aplicado ao problema de PSD foi apresentado por Knight (1960). Bernal-Agustín (1998) realiza uma avaliação extensa de trabalhos desenvolvidos na década de 1970 dedicados ao planejamento ótimo de sistemas de distribuição.

Vários modelos matemáticos foram desenvolvidos para resolver o problema de PSD, estes modelos podem ser lineares ou não lineares, mono ou multiobjetivo, e ainda estático ou

dinâmico. Em geral, o objetivo é minimizar os custos de investimento e operação, levando em consideração os custos de construção de circuitos e subestações e as perdas ativas do sistema para um horizonte de planejamento preestabelecido, podendo haver diferenças entre os modelos na forma de calcular estes custos (GOSWAMI, 1997; MIGUEZ ET AL., 2002, 2004; NAJAFI ET AL., 2009; OLIVEIRA, 2010; PONNAVAIKKO; RAO, 1987).

1.2 Modelagem Matemática

Como citado na seção 1.1, o problema de PSD pode ter diferentes abordagens com relação ao modelo matemático, desde versões simplificadas para facilitar o processo de resolução, como também versões mais complexas, sendo os modelos não lineares os mais realistas e apresentam de maneira fiel os custos e a operação do sistema (OLIVEIRA, 2010), podendo ser modelados como um problema de programação não linear inteiro misto (RAMÍREZ-ROSADO; BERNAL-AGUSTÍN, 2001).

Os modelos de PSD são divididos em basicamente dois tipos de modelo (FLETCHER; STRUNZ, 2007). O primeiro é o modelo estático, onde se considera os dados de demanda ao final do período de planejamento estudado. O segundo é o modelo multi-estágios (dinâmico), utilizado no planejamento a longo-prazo, possuindo uma complexidade maior que o modelo estático. Este modelo representa de maneira mais fiel o comportamento dos sistemas de distribuição, dividindo-se em vários estágios, fazendo com que os investimentos sejam analisados em diferentes períodos. O modelo multi-estágios pode ser resolvido de forma aproximada considerando-o como uma sucessão de modelos estáticos (pseudo-dinâmicos), que são mais simples, sendo cada planejamento iniciado a partir do anterior (COSSI, 2008; MENDOZA, 2010; OLIVEIRA, 2010), ou de forma integrada, representando um problema de grande porte e, portanto, muito mais difícil de resolver.

O primeiro trabalho de relevância que aborda o problema de PSD foi proposto por Knight (1960) no qual um modelo de programação inteira para minimizar a função objetivo de custos sujeita a restrições lineares é apresentado. Já no trabalho de Adams e Laughton (1974), foi proposto uma modelagem que utiliza programação linear inteira mista, cuja função objetivo representava os custos totais de expansão do sistema, conhecida as demandas futuras e os limites de capacidade dos circuitos. Nos trabalhos de Masud (1974) e Crawford e Hort (1974), foram propostos modelos matemáticos de programação inteira para o planejamento de

construção de subestações. Wall et al. (1979) e Tram e Wall (1988), desenvolveram modelos para encontrar a bitola ótima dos condutores. Nos trabalhos de Aoki et al. (1990), Nara et al. (1991, 1992, 1994), Kuwara e Nara (1997) e Goswami (1997) foram apresentados modelos para obtenção da localização e bitola ótima dos circuitos, conhecidas as demandas e as subestações em um período de estudo.

Dando ênfase aos trabalhos mais recentes, Temraz e Salama (2002) apresentaram um modelo matemático para o planejamento pseudo-dinâmico de subestações, minimizando custos de investimento e operação de subestações sujeito a restrições como limite de tensão, radialidade do sistema e capacidade da subestação.

No trabalho de Miguez et al. (2002) foi apresentado um modelo matemático para encontrar a configuração ótima de um sistema de média tensão, minimizando os custos de investimentos, de perdas de energia, sujeito à qualidade da oferta de energia, restrições técnicas e limites de confiabilidade.

No trabalho de Gómez et al (2004), foi apresentado um modelo para o planejamento estático do sistema de distribuição, considerando diferentes tipos de condutores, além de avaliar a expansão do sistema existente ou construção de um novo. O objetivo é minimizar os custos de investimento com a construção de circuitos e subestações, custos de operação do sistema, sujeito à restrições técnicas como balanço de potência ativa e reativa, fluxo nos circuitos, capacidade máxima das subestações, limites de tensão e radialidade do sistema.

Haffner et al. (2006) apresentam um modelo multi-estágio linearizado para o problema de planejamento, avaliando os investimentos em novas subestações, repotenciação das existentes, novos transformadores e construção/alteração dos alimentadores considerando diferentes tipos de condutores.

Mendoza et al. (2006) propõem um modelo multi-objetivo para o problema de PSD considerando os custos de expansão e operação da rede de distribuição e a energia não suprida que está relacionada com a confiabilidade da rede de distribuição na ocorrência de contingências (faltas permanentes na rede), características conflitantes uma vez que quanto menor o custo da energia não suprida, maiores são os investimentos que devem ser previstos na expansão da rede de distribuição.

No trabalho de Carrano et al. (2007) é apresentado um modelo para o problema de expansão de redes de distribuição em condições de incerteza na evolução das cargas em um

horizonte de tempo. A função objetivo minimiza os custos de investimentos em novas subestações e circuitos, custos de perdas de energia, cuja as restrições são os fluxos máximos nos circuitos, limites de tensão nas barras e radialidade dos sistema.

Wang et al. (2009) propõe um modelo para resolver o problema de PSD considerando as incertezas do crescimento da demanda, avaliando vários cenários incertos no futuro, selecionando a melhor estratégia. A função objetivo maximiza a eficiência relativa das soluções encontradas.

No trabalho de Franco (2010) foi proposto uma metodologia para resolver o problema de Planejamento de Sistemas de Distribuição (PSD), multiestágio, baseado na metaheurística de busca tabu e em uma estratégia de decomposição em subproblemas de seleção ótima das subestações, seleção da topologia do sistema e seleção dos condutores, levando em conta o crescimento da demanda e satisfazendo restrições técnicas e operacionais.

Oliveira (2010) apresenta um modelo matemático não linear para o planejamento integrado dos sistemas de distribuição. O objetivo é minimizar os custos de construção de subestações ou repotenciação das existentes, construção ou recondutoramento de circuitos, instalação de banco de capacitores e reguladores de tensão mais os custos de operação do sistema, sujeito aos limites de fluxo de potência aparente nos circuitos, potência máxima fornecida pelas subestações, limites dos taps dos RT, balanço de potência do sistema, limites de tensão nas barras, duplicidade de circuitos no mesmo ramo e radialidade do sistema, tipos de bancos de capacitores fixos, número máximo de bancos de capacitores fixos e RT a serem instalados no sistema.

1.3 Aplicações de otimização clássica usadas no problema de PSD

Nos trabalhos de Adam e Laughton (1974), Gönen e Foote (1981) e Boardman e Meckiff (1985), o problema de PSD foi resolvido através da técnica de otimização clássica de *Branch-And-Bound*, modelado como um problema de programação linear inteiro misto.

Sun et al. (1982) propuseram um algoritmo de *Branch-And-Bound* para resolver o problema de PSD para construção de circuitos e subestações em um horizonte de longo prazo. Primeiramente, utiliza-se um modelo estático para resolver o problema de PSD considerando as condições do sistema ao final do horizonte de planejamento, considerando todos os

componentes da rede que seriam construídos durante o período do estudo. Depois, o mesmo modelo realiza o planejamento da rede intermediária expandida do estágio precedente, escolhendo-se os componentes da rede que foram selecionados na primeira etapa. O procedimento de planejamento é baseado num procedimento heurístico de otimização por concatenação, não se obtendo necessariamente a solução ótima.

No trabalho de Paiva et al. (2005) foi utilizado um algoritmo *Branch-And-Bound* para resolver o problema de planejamento integrado dos sistemas de distribuição primário e secundário. O modelo matemático incorpora variáveis que definem o problema de planejamento de ambos os sistemas primário e secundário de modo que um único problema de otimização é formulado, sendo este modelado como um problema de programação linear inteiro misto.

Franco (2010) propôs uma metodologia para resolver o problema de Planejamento de Sistemas de Distribuição (PSD), multiestágio, baseado na metaheurística de busca tabu e em uma estratégia de decomposição em subproblemas de seleção ótima das subestações, seleção da topologia do sistema e seleção dos condutores, levando em conta o crescimento da demanda e satisfazendo restrições técnicas e operacionais.

No trabalho de Oliveira (2010) foi apresentado um algoritmo *Branch-And-Bound* não linear para resolver o problema de PSD integrado, onde é utilizada uma técnica de sondagem apropriada para evitar mínimos locais que são encontrados na resolução dos problemas de PNL, verificando também a condição de radialidade em cada nó da árvore de B&B com o objetivo de diminuir o esforço computacional.

1.4 Principais algoritmos heurísticos utilizados no problema de PSD

No trabalho de Ponnavaikko e Rao (1987) e Bhowmik et al. (2000), técnicas heurísticas foram usadas para resolver o problema de PSD, modelado como um problema de programação quadrática inteiro misto, cuja função objetivo é minimizar os custos de construção de circuitos e subestações mais os custos de perdas ativas do sistema, sujeito a restrições de operação do sistema de forma linearizada.

Aoki et al. (1990), Nara et al. (1994), Goswami (1997) e Miguez et al. (2002) utilizaram técnicas de *Branch-Exchange* com o objetivo de diminuir o tempo computacional de solução do problema de PSD para sistemas de grande porte.

Oliveira (2010) apresentou um algoritmo heurístico construtivo especializado, que a cada passo, adiciona um circuito, ou subestação, ou banco de capacitores ou um regulador de tensão no sistema de distribuição de acordo com um índice de sensibilidade. Este índice de sensibilidade é obtido resolvendo o problema de PNL, considerando as variáveis binárias de decisão do problema como variáveis contínuas.

1.5 Metaheurísticas utilizadas no problema de PSD

As metaheurísticas foram aplicadas para resolver o problema de PSD e encontrar soluções de melhor qualidade.

Sobre os Algoritmos Genéticos, no trabalho de Proença (1993) foi proposto um Algoritmo Genético para resolver o problema de PSD. A função objetivo avalia os custos fixos, perdas no sistema proposto, confiabilidade do sistema e os limites de tensão. O modelo considera circuitos existentes e propostos e o horizonte de planejamento. A codificação tem o intuito de manter a condição de radialidade do sistema, cuja representação matemática não é de forma trivial. Bernal-Agustín (1998) apresenta um Algoritmo Genético especializado, com operadores que tem o intuito de encontrar soluções ótimas globais ou próximas a elas e evitar soluções ótimas locais. Mendoza et al. (2006) aplicou algoritmos genéticos, que se baseiam em um conceito de soluções não dominadas e em um procedimento de ordenação de pontos candidatos a serem pontos eficientes da população na fronteira de Pareto, juntamente com um procedimento de inferência baseado na teoria de conjuntos fuzzy. No trabalho de Najafi et al. (2009), foi proposto a aplicação de um Algoritmo Genético Especializado para o planejamento ótimo de sistemas de distribuição de grande porte para determinar a bitola e a localização ótima de subestações de média e alta tensão, bem como as rotas de alimentação (circuitos), com o objetivo de minimizar os custos de investimento e de operação sujeitos a restrições técnicas do sistema.

Sobre a metaheurística de Busca Tabu, nos trabalhos de Augugliaro et al. (2002) e Ramirez-Rosado e Dominguez-Navarro (2006) foi apresentado um algoritmo de Busca Tabu para resolver um problema de PSD fuzzy que utiliza três funções objetivo de forma

simultânea. Para evitar passos desnecessários do algoritmo, foi criada uma lista tabu que armazena os nós da rede que já foram visitados, além de particionar o espaço de busca como técnica de diversificação da metaheurística.

Os algoritmos de Colônia de Formigas também foram utilizados para resolver problemas de PSD, apesar da escassa quantidade de trabalhos encontrados na literatura que utilizaram esta metodologia. Gómez et al. (2004) propuseram um algoritmo de colônia de formigas adaptado para resolver o problema de PSD primário, modelado como um problema de programação não linear inteiro misto. Para calcular o ponto de operação do sistema é utilizado um algoritmo de fluxo de potência para sistemas de distribuição.

A metaheurística de *Simulated Annealing* também vem sendo aplicada para resolver o problema de PSD, como em Jonnavithula e Billinton (2004) e Parada et al. (2004). Nahman e Peric (2008), resolveu o problema de PSD através de uma combinação do método da descida mais íngreme (*steepest descent method*) com a metaheurística de *Simulated Annealing*. Na primeira etapa, o método de descida mais íngreme é utilizado para encontrar a solução inicial do processo de otimização, que posteriormente é otimizada utilizando a metaheurística para encontrar a solução de mínimo custo total. O ponto de operação do sistema é calculado por um fluxo de carga.

1.6 Objetivos e Contribuições do Trabalho

O trabalho desta dissertação tem por objetivos e contribuições:

- Apresentar a implementação de um algoritmo tipo VNS para resolver o problema de PSD e comparar o desempenho deste com outras metaheurísticas apresentadas na literatura especializada.
- Realizar uma análise teórica e experimental do desempenho do algoritmo VNS, sua eficiência e adaptação para problemas de otimização de sistemas de engenharia elétrica e mostrar que a metodologia é viável para problemas de grande porte envolvendo sistemas reais.

1.7 Estrutura do Trabalho

O trabalho está estruturado da seguinte forma mostrada a seguir.

No Capítulo 2, é feita uma introdução sobre as técnicas heurísticas e metaheurísticas para solução de problemas de otimização, e será apresentada a metaheurística de Busca em Vizinhança Variável e as diferentes versões que esta pode ser implementada.

No Capítulo 3, é apresentada a modelagem utilizada neste trabalho e uma breve apresentação do software utilizado para resolver os problemas de PNL.

No capítulo 4, é mostrado o algoritmo de Busca em Vizinhança Variável implementado neste trabalho, e a codificação utilizada na sua implementação.

No capítulo 5, são mostrados e analisados os resultados obtidos pelo algoritmo VNS, comparando os resultados encontrados com os encontrados na literatura.

No Capítulo 6, são apresentadas as conclusões acerca do trabalho realizado e perspectivas de trabalhos futuros.

No Apêndice, são apresentados os dados dos sistemas utilizados nos testes realizados neste trabalho.

2 A METAHEURÍSTICA DE BUSCA EM VIZINHANÇA VARIÁVEL

Neste capítulo, primeiramente é feita uma introdução sobre as técnicas heurísticas e metaheurísticas para solução de problemas de otimização. Em seguida, é apresentada a metaheurística de Busca em Vizinhança Variável e as diferentes versões em que esta pode ser implementada.

2.1 Introdução às Técnicas Heurísticas

Em um problema de otimização matemática, tem-se uma função objetivo que se quer otimizar, sujeita a um conjunto de restrições. Em geral pode-se definir este problema da seguinte maneira:

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x) \\ \text{s. a.} \quad & \\ & x \in S \end{aligned} \tag{1}$$

onde x representa uma proposta de solução, $f(x)$ a função objetivo e S o espaço de soluções factíveis do problema.

Na vida real, muitos destes problemas não podem ser solucionados através de métodos exatos, são estes denominados problemas de otimização combinatorial, onde as variáveis de decisões são inteiras. Outro tipo de problema é denominado como combinatorial misto, que possui variáveis tanto inteiras como contínuas. Mesmo com o avanço da tecnologia e processadores cada vez mais rápidos e técnicas de processamento paralelo, muitos destes problemas possuem alta complexidade matemática e apresentam o fenômeno da explosão combinatorial, ou seja, a quantidade de soluções possível é tão grande que se torna inviável a exploração de todas elas a fim de se encontrar a solução ótima para o problema. Diante deste tipo de situação, ao longo do tempo foram desenvolvidas técnicas que buscam encontrar soluções ótimas ou de boa qualidade com certo esforço computacional, porém sem a necessidade de se realizar uma busca exaustiva dentro do espaço de soluções factíveis.

As heurísticas são algoritmos que encontram soluções para problemas combinatoriais complexos com esforços computacionais razoáveis. Fáceis de implementar, são procedimentos simples que muitas vezes são baseados de forma intuitiva, que dificilmente

encontram a solução ótima global de um problema, mas que conseguem encontrar soluções de boa qualidade. Devido a isto, podem servir como um bom ponto inicial (condição inicial) de um método mais potente ou exato.

Os algoritmos heurísticos podem ser classificados em algoritmos construtivos, algoritmos de decomposição ou divisão, algoritmos de redução, algoritmos de manipulação do modelo e metaheurísticas.

2.1.1 Algoritmos Heurísticos Construtivos (AHC)

Este algoritmo consiste em construir uma solução de um problema de forma incremental, passo a passo, escolhendo um componente que será inserido na solução até gerar uma solução completa. O componente escolhido em cada passo é, em geral, o melhor candidato de acordo com algum critério. O algoritmo mais famoso é o guloso (greedy), que consiste em selecionar, a cada passo, aquela proposta de solução (configuração) que produza maior benefício, finalizando quando uma solução factível é encontrada ou não seja possível encontrar uma solução factível.

2.1.2 Algoritmos de Decomposição e de Divisão

O algoritmo de decomposição consiste em separar o problema em vários menores com a finalidade de simplificar o processo de solução. Este processo de decomposição deve ser resolvido de forma integrada.

O algoritmo de divisão consiste em separar o problema em subproblemas independentes e a solução do problema é encontrada unindo as soluções parciais.

2.1.3 Algoritmos de Redução

Este algoritmo tem a intenção de reduzir a dimensão do problema identificando características específicas de suas variáveis, sendo parecido com o algoritmo de decomposição. Porém, a técnica de redução pode encontrar características específicas de correlação entre as variáveis.

2.1.4 Algoritmos de Manipulação de Modelo

Estes algoritmos usam modelos relaxados do modelo ideal. Por exemplo, linearizam-se restrições não lineares, variáveis inteiras assumem valores contínuos, restrições não atraentes são eliminadas, adicionam-se restrições novas e mais interessantes ou eliminam-se restrições complexas ou não lineares. Assim, pode-se utilizar a solução do modelo relaxado como ajuda para encontrar uma solução de boa qualidade do modelo original.

2.1.5 Introdução às Metaheurísticas

Várias técnicas metaheurísticas foram desenvolvidas ao longo do tempo, entre elas: Algoritmos Genéticos, Busca Tabu, GRASP, *Simulated Annealing*, *Path Relinking*, VNS, *Particle Swarm*, etc.

Estes algoritmos iniciam o processo de solução a partir de uma solução inicial que pode ser factível ou infactível. Utilizando estratégias de transição, que variam em cada tipo de metaheurística, passam de uma solução para uma solução vizinha cumprindo um critério de parada preestabelecido. Tais estratégias, em geral, procuram evitar que o algoritmo não fique preso nos chamados ótimos locais, de forma a obter soluções de excelente qualidade ou, dependendo do problema, a encontrar a solução ótima global. Durante este processo, existe a chamada solução atual ou corrente, que é utilizada durante as transições, armazenando-se a melhor solução encontrada, chamada de solução incumbente. Uma vez terminado o processo de busca, esta será a resposta encontrada pelo algoritmo.

Reeves (1993) e Glover e Kochenberger (2003), apresentam discussões e aplicações das metaheurísticas mais conhecidas.

2.2 Revisão sobre a Busca em Vizinhança Variável

A metaheurística VNS, sigla para *Variable Neighborhood Search*, ou Busca em Vizinhança Variável foi proposta recentemente por Mladenovic (1995) e tem se mostrado eficiente e de fácil adaptação para muitos problemas de otimização.

O algoritmo VNS explora sistematicamente a ideia de mudança de vizinhança para encontrar soluções ótimas locais e para sair desses ótimos locais. Neste aspecto fundamental, o VNS é significativamente diferente das metaheurísticas encontradas na literatura, pois a maioria das metaheurísticas aceita a degradação da solução corrente como forma de sair de ótimos locais, estratégia esta não aceita pelo VNS. Assim, a solução corrente também é a incumbente, e em cada passo, a transição é realizada para uma nova solução incumbente.

Quando o processo encontra um ponto de ótimo local, o VNS muda de vizinhança para sair deste e passar para a nova solução incumbente. Como consequência, caso o algoritmo encontra a solução ótima global (no caso de problemas convexos ou quando é conhecido ótimo global), a busca fica estagnada nesse ponto, não havendo a possibilidade de sair dele. Este comportamento não acontece com as outras metaheurísticas de busca em vizinhança.

A estratégia do algoritmo VNS foi inspirada nas três observações seguintes:

Fato 1: Um mínimo local em relação a uma estrutura de vizinhança não é necessariamente um mínimo local em relação a todas as outras estruturas;

Fato 2: Um mínimo global é um mínimo local em relação a todas as estruturas possíveis de vizinhança;

Fato 3: Para muitos problemas, um mínimo local em relação a uma ou várias estruturas de vizinhanças são relativamente próximos um do outro.

As observações acima sugerem o uso de várias estruturas de vizinhança nas buscas locais na solução de um problema de otimização. A ideia, então, é definir um conjunto de estruturas de vizinhanças e a forma como serão utilizadas, seja de forma determinística, aleatória ou ambas, para a formulação do VNS. Tais decisões produzirão desempenhos diferentes do algoritmo.

A última observação é importante para a formulação do VNS. Já foi observado empiricamente que uma solução ótima local fornece informações importantes em relação ao ótimo global especialmente se a solução ótima local for de excelente qualidade. Outras observações mostraram que, geralmente, soluções ótimas locais estão concentradas em regiões específicas do espaço de busca. Se as soluções ótimas locais estivessem distribuídas uniformemente no espaço de busca, então todas as metaheurísticas se tornariam ineficientes.

Portanto, quando o algoritmo de VNS encontra um ponto de ótimo local da região em que se encontra o ótimo global, esse tem grandes chances de encontrar este ótimo global. Entretanto, caso a solução ótima global esteja em outra região, a única possibilidade de encontrá-la é utilizando uma estratégia de diversificação. Sendo assim, para uma metaheurística pode ser muito importante um equilíbrio entre intensificação e diversificação em seu processo de busca.

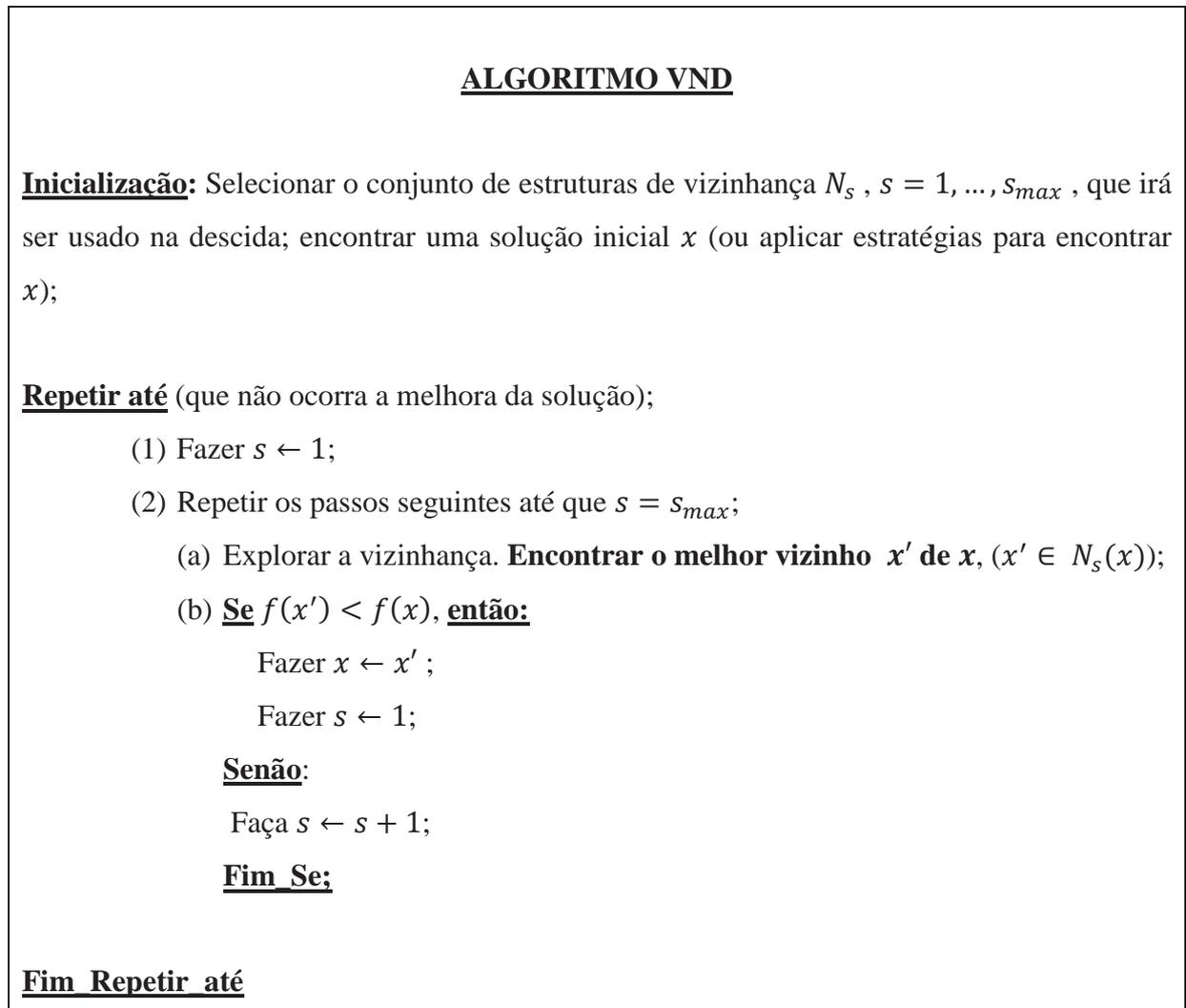
Outro aspecto importante da lógica de implementação do VNS está relacionado com a qualidade de um ótimo local. Não necessariamente um ponto de ótimo local com uma função objetivo de melhor qualidade pode ser mais adequado para encontrar um ponto de ótimo global. Assim, a solução ótima local mais adequada será aquela que conter características mais próximas da solução ótima global. Entretanto, na grande maioria dos problemas de otimização não conhecemos a solução ótima.

Existem várias propostas de algoritmos VNS que podem ser usados de forma independente ou integrados a estruturas de VNS mais complexas. A seguir, serão apresentadas algumas de suas propostas de implementação.

2.2.1 VNS de descida: Algoritmo VND

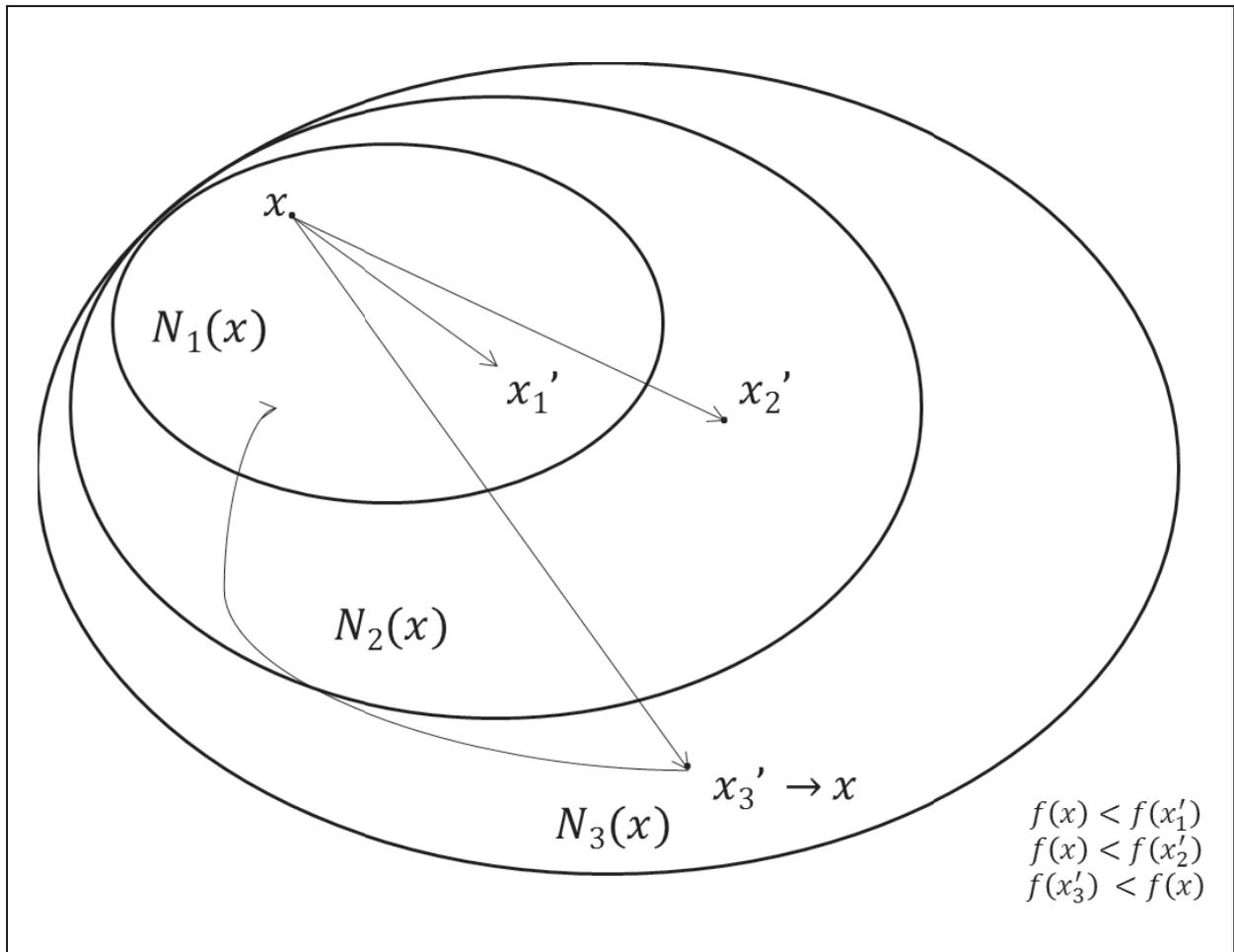
A forma mais simples de um algoritmo do tipo VNS é o algoritmo VND (*Variable Neighborhood Descent*), proposto em Mladenovic e Hansen (1997), baseado no Fato 1 mencionado na seção 2.2. Assim, um ótimo local x' de x na vizinhança $N_k(x)$ não necessariamente é igual ao ótimo local x'' de x para a vizinhança $N_{k+1}(x)$. A estrutura do algoritmo VND é mostrada na Figura 1 e um esquema de comportamento na Figura 2.

Figura 1 – Passos do Algoritmo VND.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 2 – Comportamento do Algoritmo VND.



- Estruturas de vizinhança de x .
- Solução incumbente.
- Melhor vizinho encontrado na estrutura de vizinhança $N_i(x)$.
- Função objetivo da solução.

Fonte: Elaboração do próprio autor.

O algoritmo de VND pode ser integrado em uma estrutura mais complexa de algoritmo VNS. Quando o algoritmo VND for utilizado de forma independente, deve-se priorizar a busca de soluções de excelente qualidade. Porém, quando este faz parte de um algoritmo VNS mais complexo, o VND pode priorizar a busca por uma boa solução mais rapidamente.

2.2.2 VNS de vizinhança reduzida: Algoritmo RVNS

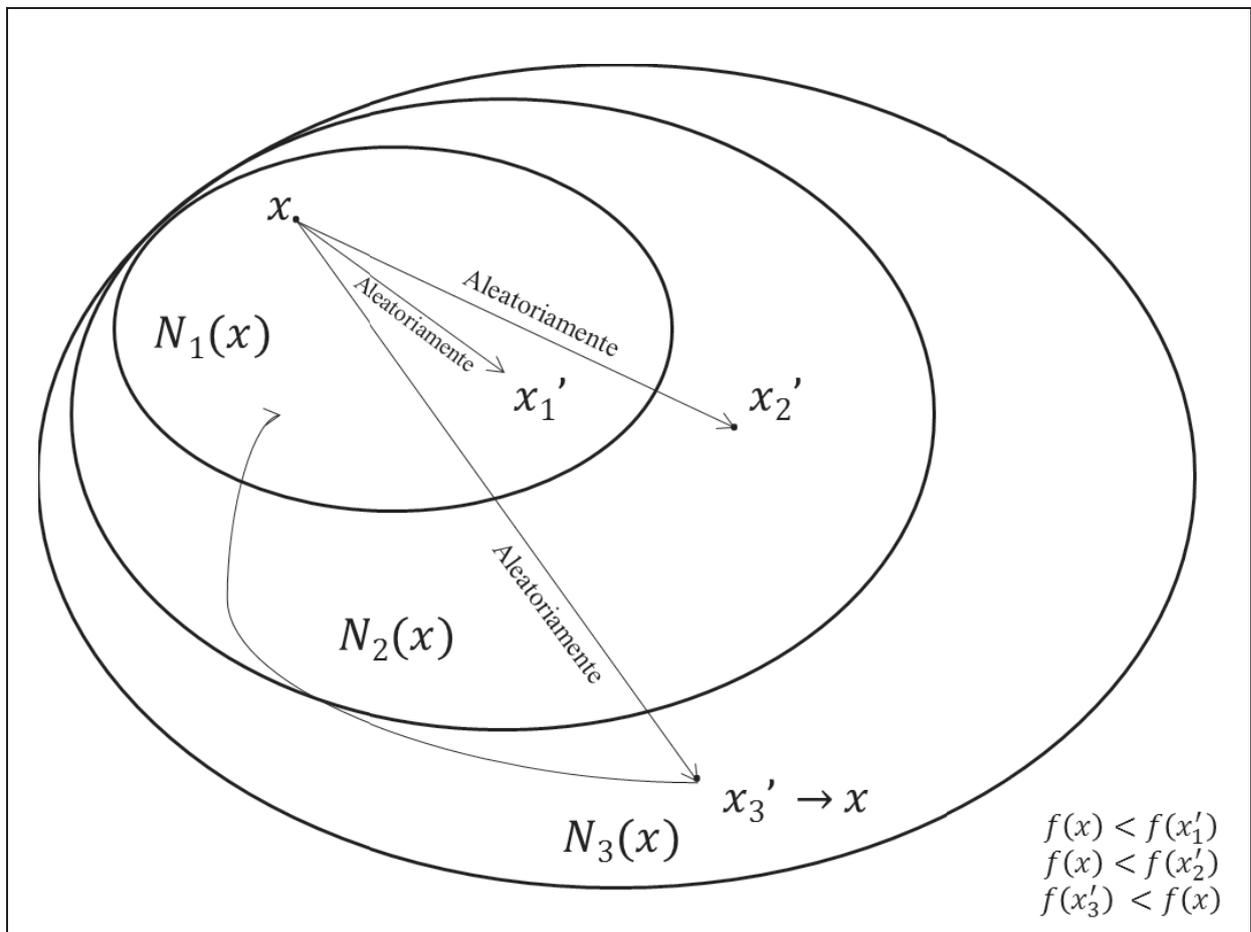
O segundo tipo de algoritmo VNS é chamado de RVNS (*Reduced Variable Neighborhood Descent*). Este tipo de algoritmo é inspirado em aspectos relacionados com a intensificação e a diversificação. No Fato 3, afirma-se que geralmente na região de um ótimo local existem outras soluções ótimas locais que podem ser encontradas a partir de um ótimo local inicial, justificando assim a estratégia de intensificação na tentativa de encontrar esses ótimos locais. Por outro lado, sair de um ótimo local para encontrar outro em uma região mais distante exige uma estratégia que implique em mudanças mais radicais entre as estruturas de vizinhança. Conclui-se que uma busca que considere ambos os aspectos (intensificação e diversificação) pode permitir que se encontrem ótimos locais de uma mesma região e pode permitir que o processo de busca encontre ótimos locais de regiões mais distantes da solução incumbente. A estrutura do algoritmo RVNS é mostrada na Figura 3 e um esquema de comportamento na Figura 4.

Figura 1 – Estrutura do algoritmo RVNS.

<u>ALGORITMO RVNS</u>	
<u>Inicialização:</u>	Selecionar o conjunto de estruturas N_s , $s = 1, \dots, s_{max}$, que será utilizado na busca; encontrar uma solução inicial; escolher um critério de parada;
<u>Repetir até</u>	(que o critério de parada seja atendido):
(a)	Fazer $s \leftarrow 1$;
(b)	<u>Se</u> $s \leq s_{max}$ <u>então:</u>
(c)	Gerar uma solução x' de forma aleatória da $s^{ésima}$ estrutura de vizinhança de x ($x' \in N_s(x)$);
(d)	<u>Se</u> $f(x') < f(x)$, <u>então:</u> Fazer $x \leftarrow x'$; Fazer $s \leftarrow 1$;
	<u>Senão:</u> Faça $s \leftarrow s + 1$;
	<u>Fim Se;</u>
	<u>Fim Se;</u>
	<u>Fim Repetir até</u>

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 2 – Comportamento do Algoritmo RVNS.



- Estruturas de vizinhança de x .
- Solução incumbente.
- Solução gerada de forma aleatória na estrutura de vizinhança $N_i(x)$.
- Função objetivo da solução.

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Observa-se que o algoritmo RVNS produz uma escolha de vizinhos mais dinâmica escolhendo vizinhos de todas as estruturas de vizinhança (diversificação) e priorizando a primeira estrutura de vizinhança (intensificação) nas fases iniciais da busca. O algoritmo de RVNS também é capaz de identificar regiões novas promissoras a partir de um ponto de ótimo local. Assim como o VND, o RVNS pode ser utilizado de forma independente ou pode ser integrado em uma estrutura mais complexa de VNS.

2.2.3 VNS básico e geral: Algoritmos BVNS e GVNS

Integrando as características do algoritmo VND, que permite encontrar ótimos locais de qualidade, e o algoritmo RVNS que permite encontrar novas regiões promissoras a partir de um ótimo local, podem ser criados mais dois tipos de algoritmos VNS que geralmente apresentam excelente desempenho:

- **BVNS** – *Basic Variable Neighborhood Search* – combina a busca local com uma mudança sistemática de vizinhança ao redor de um ótimo local encontrado.

A estrutura do algoritmo BVNS é mostrada na Figura 5 e um esquema de comportamento na Figura 6.

Figura 5 – Estrutura do BVNS.

ALGORITMO BVNS

Inicialização: Selecionar o conjunto de estruturas N_k , $k = 1, \dots, k_{max}$, que será utilizado na busca; encontrar uma solução inicial; escolher um critério de parada;

Repetir até (que o critério de parada seja atendido):

- (a) Fazer $k \leftarrow 1$;
- (b) Repetir os passos a seguir até que $k = k_{max}$:
- (c) Gerar uma solução x' de forma aleatória da $k^{ésima}$ estrutura de vizinhança de x ($x' \in N_k(x)$);
- (d) Busca Local: aplicar um método de busca local com x' como solução inicial e obtenha x'' ;
- (e) **Se** $f(x'') < f(x)$, **então:**
 - Fazer $x \leftarrow x''$;
 - Fazer $s \leftarrow 1$;

Senão:

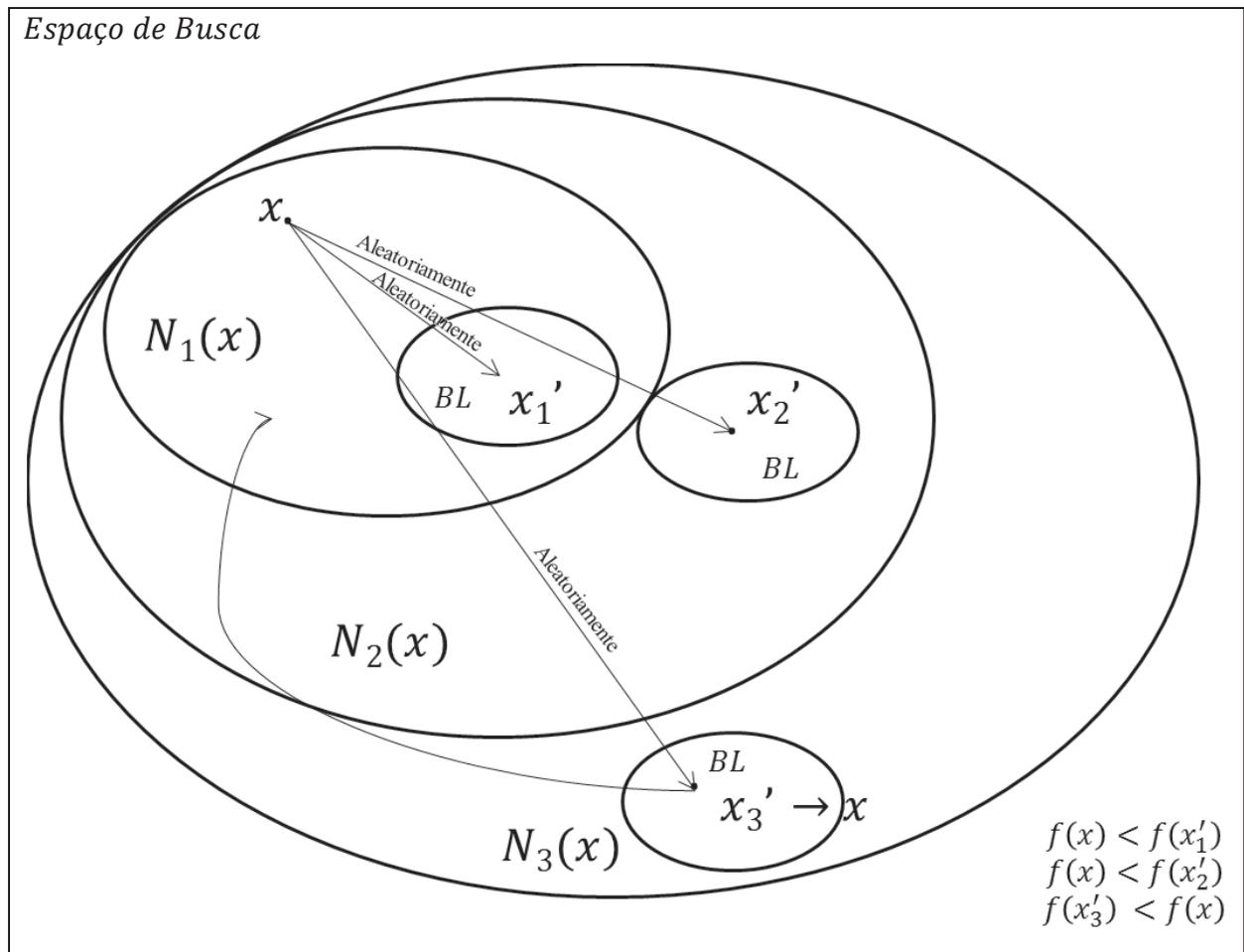
Faça $s \leftarrow s + 1$;

Fim Se;

Fim Repetir até

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 3 – Comportamento do Algoritmo BVNS.



$N_s(x)$, $s = 1,2,3$ – Estruturas de vizinhança de x .

x – Solução incumbente.

x'_s – Solução gerada de forma aleatória na estrutura de vizinhança $N_s(x)$.

BL – Busca Local com x'_s como solução inicial.

$f(x)$ – Função objetivo da solução.

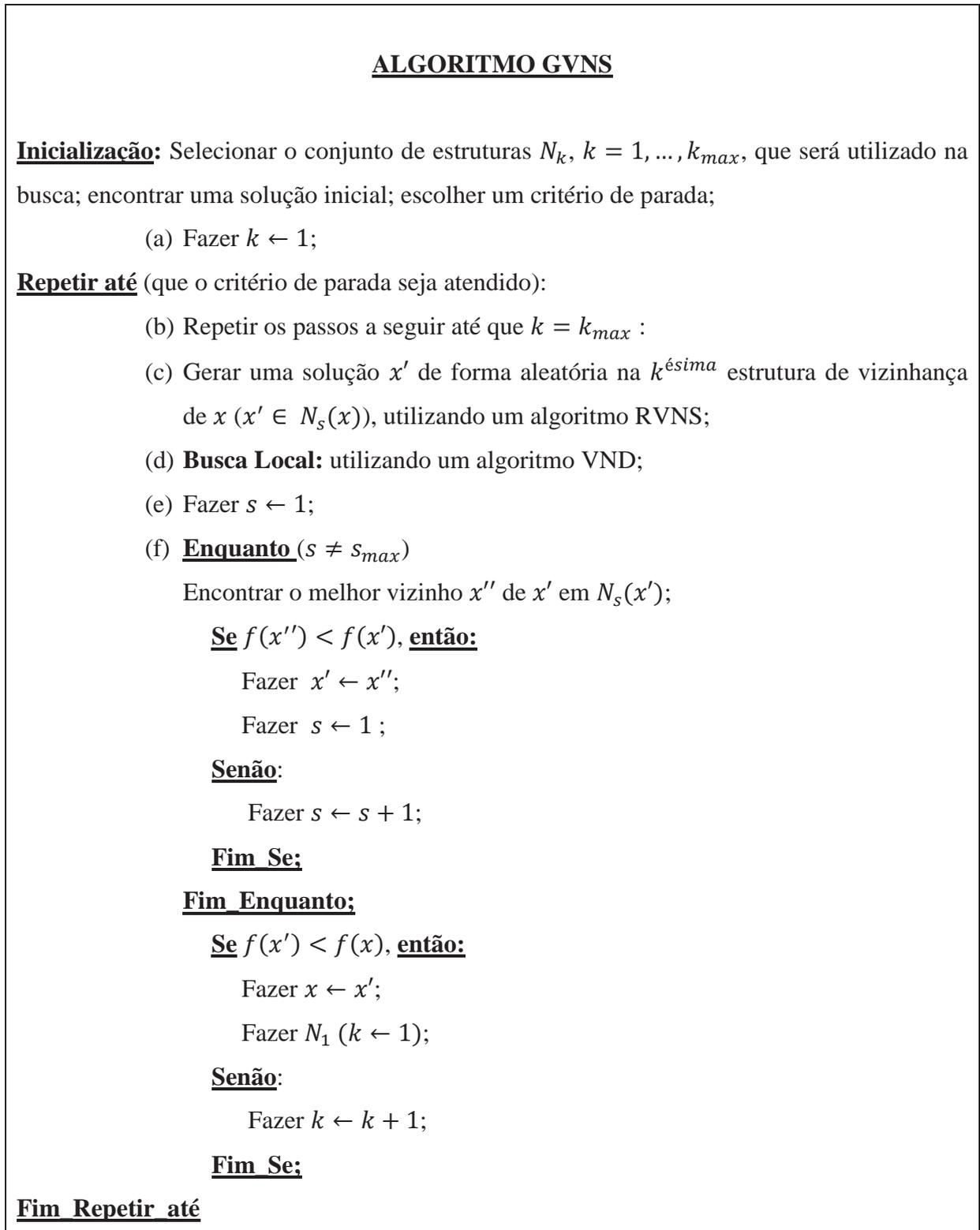
Fonte: Elaboração do próprio autor.

A busca local no algoritmo BVNS pode ser qualquer estratégia heurística. Entretanto, a busca local também pode utilizar uma estratégia de algoritmo VNS. Assim, o algoritmo BVNS pode ser transformado em um algoritmo mais geral, surgindo assim o GVNS.

- **GVNS** – *General Variable Neighborhood Search* – O algoritmo GVNS é obtido generalizando o algoritmo BVNS simplesmente usando um algoritmo VND como busca local e usando um algoritmo RVNS para melhorar a solução corrente usada para iniciar a busca.

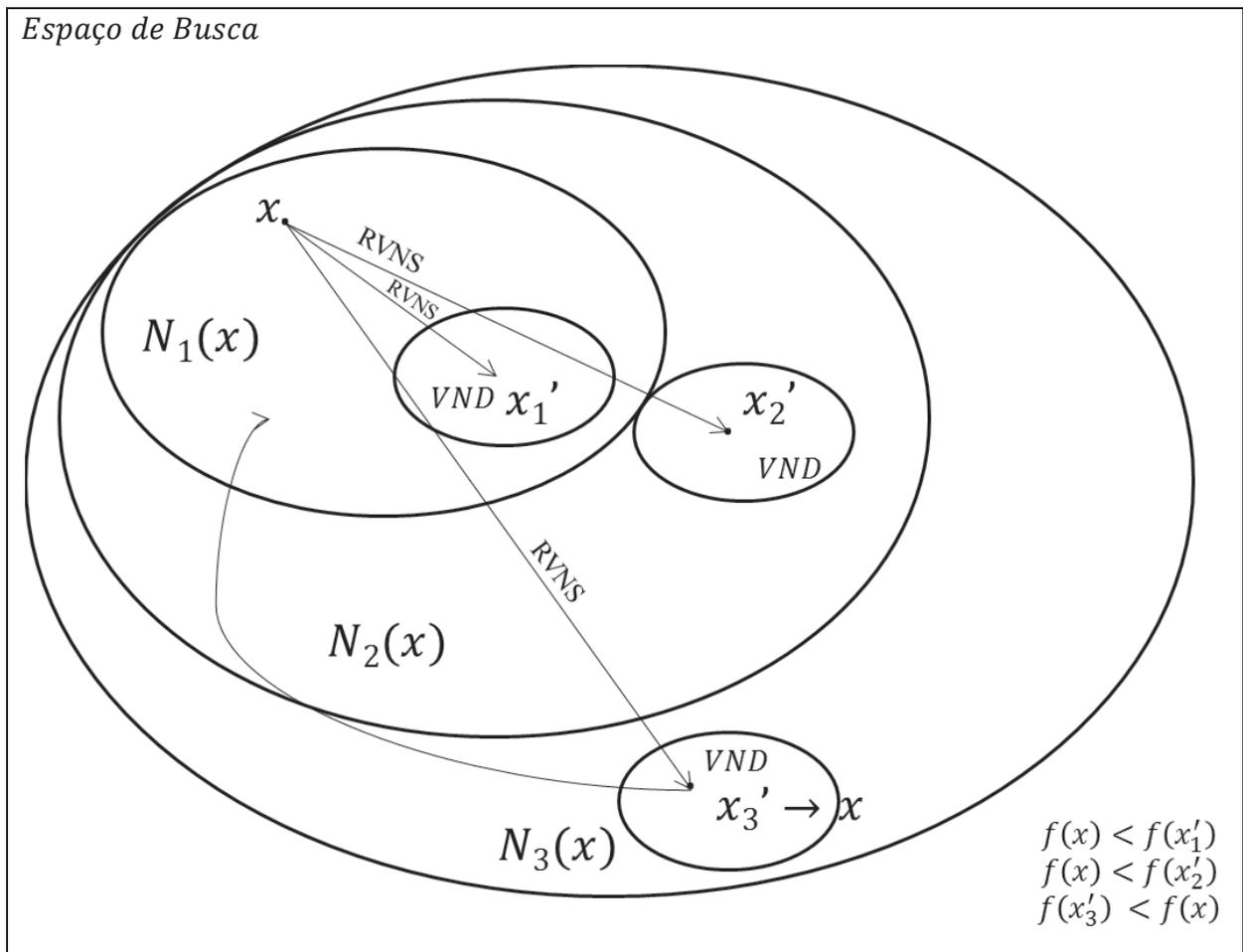
A estrutura do algoritmo GVNS é mostrada na Figura 7 e um esquema de comportamento na Figura 8.

Figura 7 – Estrutura do Algoritmo GVNS.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 4 – Comportamento do Algoritmo GVNS.



$N_s(x)$, $s = 1,2,3$ – Estruturas de vizinhança de x .

x – Solução incumbente.

x_s' – Solução gerada de forma aleatória na estrutura de vizinhança $N_s(x)$.

VND – Algoritmo VND utilizado como Busca Local com x_s' como solução inicial.

$f(x)$ – Função objetivo da solução.

Fonte: Elaboração do próprio autor.

As observações realizadas para o algoritmo BVNS também valem para o GVNS. A mudança fundamental está na fase de melhoria inicial da solução inicial usando o algoritmo RVNS e na fase de busca local que é realizada usando um algoritmo VND.

2.2.4 VNS com Decomposição: O Algoritmo VNDS

Neste trabalho foi implementado o algoritmo VNDS, que é uma extensão das versões de algoritmo VNS que foi apresentada em (Hansen e Mladenovic, 1997), onde existem um algoritmo VNS em dois níveis.

- **VNDS** – *Variable Neighborhood Decomposition Search* – O algoritmo VNDS é obtido simplesmente usando um versão VNS (definida pelo programador) como busca local e usando uma outra versão do algoritmo VNS (novamente, definida pelo programador) para melhorar a solução corrente usada para iniciar a busca.

A seguir, o pseudocódigo do algoritmo na Figura 9.

Figura 5 – Estrutura do Algoritmo VNDS.

ALGORITMO VNDS

Inicialização: Selecionar o conjunto de estruturas N_k , $k = 1, \dots, k_{max}$, que será utilizado na busca; encontrar uma solução inicial; escolher um critério de parada;

Repetir até (que o critério de parada seja atendido):

- (a) Fazer $k \leftarrow 1$;
- (b) **Repetir** os passos a seguir até que $k = k_{max}$:
 - (c) Gerar uma solução x' de forma aleatória da $k^{ésima}$ estrutura de vizinhança de x ($x' \in N_s(x)$), utilizando uma versão do VNS.
 - (d) **Busca Local:** Encontre o melhor x'' a partir de x' , utilizando uma versão do VNS;
 - (e) **Se** $f(x'') < f(x)$, **então:**
 Fazer $x \leftarrow x''$;
 Fazer $k \leftarrow 1$;
Senão:
 Fazer $k \leftarrow k + 1$;

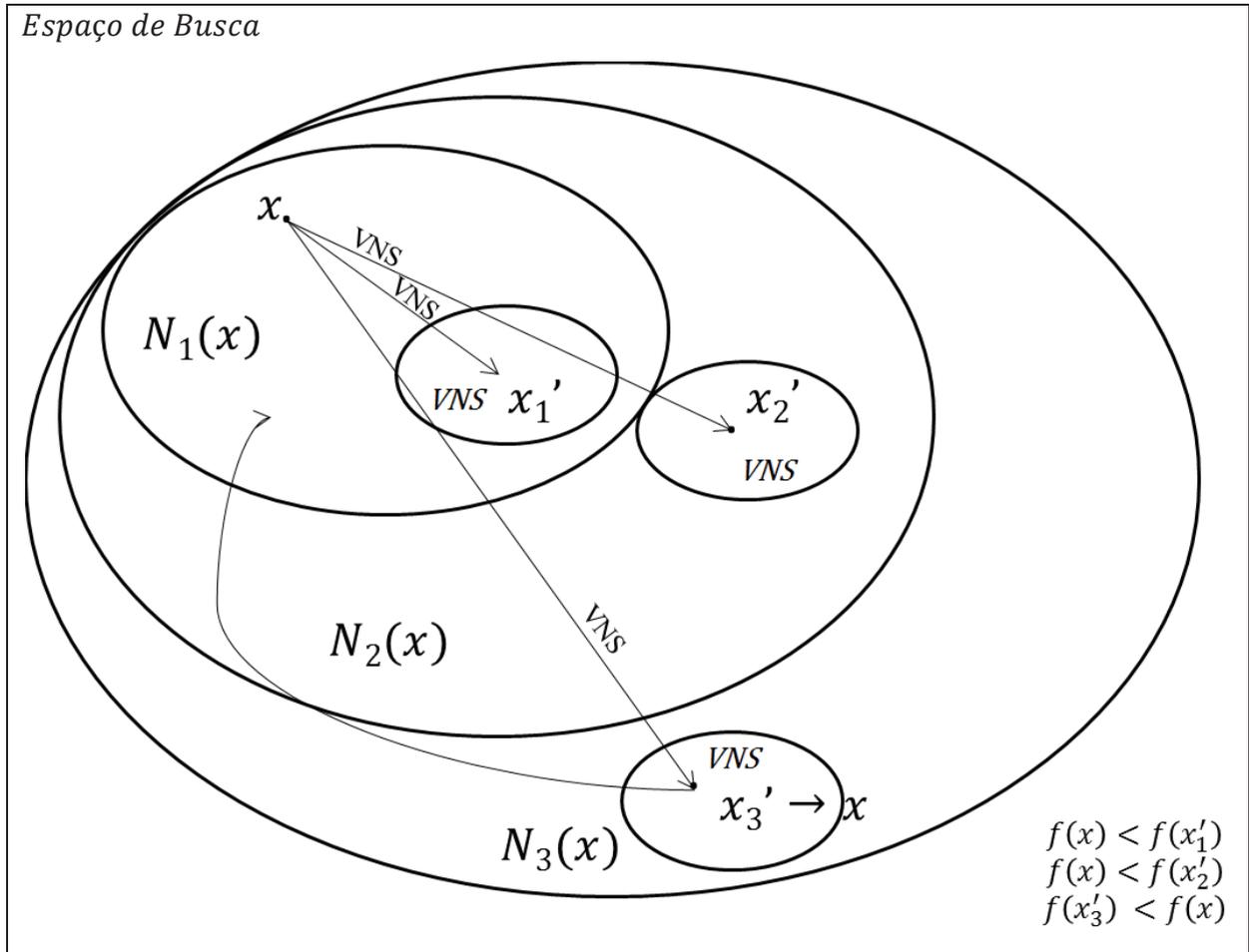
Fim Se;

Fim Repetir até

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Na Figura 10 a seguir, tem-se um esquema de comportamento do algoritmo VNDS quando a busca local utilizada é um outro VNS (que pode ser qualquer versão), ou seja, um algoritmo VNS em dois níveis.

Figura 6 – Comportamento do Algoritmo VNDS.



$N_s(x)$, $s = 1,2,3$ – Estruturas de vizinhança de x .

x – Solução incumbente.

x_s' – Solução gerada de forma aleatória na estrutura de vizinhança $N_s(x)$.

VNS – Algoritmo VNS (Qualquer Versão) utilizado como Busca Local com x_s' como solução inicial.

$f(x)$ – Função objetivo da solução.

Fonte: Elaboração do próprio autor.

3 RESOLUÇÃO DO PROBLEMA DE PROGRAMAÇÃO NÃO LINEAR PARA O PLANEJAMENTO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

Neste capítulo é apresentado a modelagem utilizada neste trabalho e uma breve apresentação do software utilizado para resolver os problemas de PNL.

3.1 O Modelo Matemático para o Problema de PSD

O problema de PSD neste trabalho é modelado como um problema de Programação Não Linear Inteira Mista (PNLIM).

O modelo a seguir, que pode ser encontrado em Oliveira (2010), minimiza o custo total de investimento de um sistema de distribuição de energia elétrica, cujas restrições são de caráter físico e operacional, e que irão fornecer o estado de operação da rede.

$$\begin{aligned} \min f = & \kappa_l \sum_{ij \in \Omega_l} \sum_{a \in \Omega_a} (c_{ij,a} n_{ij,a} l_{ij}) + \kappa_s \sum_{i \in \Omega_{b_s}} (c_{f_i} m_i) \\ & + \alpha \tau_l \phi_l c_l \sum_{ij \in \Omega_l} \sum_{a \in \Omega_a} (g_{ij,a} (n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}) (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \theta_{ij})) \quad (2) \\ & + \alpha \tau_s \phi_s \sum_{i \in \Omega_{b_s}} (c_{v_i} (P_{S_i}^2 + Q_{S_i}^2)) + \delta_p \sum_{d \in \Omega_d} \sum_{i \in \Omega_b} (cc_i) \end{aligned}$$

s. a.

$$P_i - P_{S_i} + (1 - cc_i) P_{D_i} = 0 \quad \forall i \in \Omega_b \quad (3)$$

$$Q_i - Q_{S_i} + (1 - cc_i) Q_{D_i} = 0 \quad \forall i \in \Omega_b \quad (4)$$

$$1 - \frac{\Delta V_{min}}{100} \leq V_i \leq 1 + \frac{\Delta V_{max}}{100} \quad \forall i \in \Omega_b \quad (5)$$

$$P_{S_i}^2 + Q_{S_i}^2 \leq (\bar{S}_i^0 + m_i \bar{S}_i)^2 \quad \forall i \in \Omega_{b_s} \quad (6)$$

$$P_{ij_a}^2 + Q_{ij_a}^2 \leq ((n_{ij_a}^0 + n_{ij_a}) \bar{S}_{ij_a})^2 \quad \forall ij \in \Omega_f, \forall a \in \Omega_a \quad (7)$$

$$\sum_{a \in \Omega_a} (n_{ij_a}^0 + n_{ij_a}) \leq 1 \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (8)$$

$$n_{ij_a} \in [0,1] \quad \forall ij \in \Omega_l, \forall a \in \Omega_a \quad (9)$$

$$n_{ij_a}^0 \in [0,1] \quad \forall ij \in \Omega_l, \forall a \in \Omega_a \quad (10)$$

$$m_i \in [0,1] \quad \forall i \in \Omega_b \quad (11)$$

$$0 \leq cc_i \leq 1 \quad \forall i \in \Omega_b \quad (12)$$

$$\sum_{ij \in \Omega_l} \sum_{a \in \Omega_a} (n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}) = n_b - n_{b_s} \quad (13)$$

$$\sum_{a \in \Omega_a} n_{ija}^0 = 1 \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (14)$$

A equação (2) é a função objetivo do problema que representa o custo total de investimento, onde sua primeira e segunda parcelas representam os custos de construção de novos circuitos ou recondutoramento de circuitos já existentes mais o custo total de construção de novas subestações ou repotenciação de subestações já existentes. A terceira parcela representa o custo anual total das perdas de potência ativa no sistema no período de planejamento estudado. A quarta parcela representa o custo de operação por subestações (que representa custos como operação, manutenção e administração do sistema atendido, dimensionado pela potência fornecida pela subestação) durante o período de planejamento mais o custo de carga que é utilizado para tornar a solução do problema sempre factível.

As equações de (3) a (5), (12) e (13) representam as restrições de operação do sistema, enquanto que de (6) a (11) são restrições físicas. As potências ativa e reativa líquida nas barras são dadas pelas equações (13) e (14), desenvolvidas a partir das equações (3) e (4) de balanço de potência.

$$P_i = V_i \sum_{j \in \Omega_b} V_j [G_{ij}(n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}) \cos \theta_{ij} + B_{ij}(n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}) \sin \theta_{ij}] \quad (15)$$

$$Q_i = V_i \sum_{j \in \Omega_b} V_j [G_{ij}(n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}) \sin \theta_{ij} - B_{ij}(n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}) \cos \theta_{ij}] \quad (16)$$

A equação (5) representa os limites de tensão que deverão ser respeitados em cada barra; a equação (6) representa a capacidade máxima de suprimento de cada subestação. A equação (7) representa os limites de fluxo de potência máximos permitidos em cada circuito, sendo:

$$P_{ij,a} = (n_{ij,a}^0 + n_{ij,a})[V_i^2 g_{ij,a} - V_i V_j (g_{ij,a} \cos \theta_{ij} + b_{ij,a} \sin \theta_{ij})] \quad (17)$$

$$Q_{ij,a} = (n_{ij,a}^0 + n_{ij,a})[-V_i^2 b_{ij,a} - V_i V_j (g_{ij,a} \sin \theta_{ij} - b_{ij,a} \cos \theta_{ij})] \quad (18)$$

A equação (8) garante que apenas um circuito deverá ser construído entre duas barras, ou seja, o algoritmo não poderá construir dois circuitos em paralelo no mesmo ramo. As equações (9), (10) e (11) representam a natureza binária das variáveis de decisão na construção de circuitos e subestações respectivamente. A equação (12) representa o corte de carga; a equação (13) representa a condição necessária de radialidade do sistema e a equação (14) representa a possibilidade de recondução de um circuito já existente.

3.2 Resolução do problema de PNL

Uma metaheurística de busca em vizinhança necessita de uma solução inicial e, se possível, de boa qualidade. Para isto, o algoritmo VNS implementado neste trabalho utiliza um AHC, onde o modelo matemático é relaxado para ser resolvido como um problema de PNL, considerando as variáveis inteiras como canalizadas, durante a formação da solução inicial. A cada passo, as variáveis canalizadas vão assumindo valores constantes até que seja encontrada uma solução factível.

Posteriormente, o problema de PNL também é utilizado, durante o algoritmo, para encontrar o ponto de operação do sistema de distribuição para cada proposta de solução e fornecer a função objetivo de custo total.

Para resolver o problema de PNL, neste trabalho foi utilizado o *solver* comercial KNITRO® versão 7.0.

A seguir, é apresentado um breve resumo sobre o funcionamento do *solver*.

3.2.1 Resumo sobre o KNITRO (Nonlinear Interior-point Trust Region Optimizer)

O *solver* KNITRO é uma biblioteca de softwares de otimização para encontrar soluções de modelos com ou sem restrições, otimização discreta com valores inteiros ou

binários. Foi projetado principalmente para encontrar soluções locais de problemas não lineares de grande porte. O KNITRO é eficiente para resolver todas as classes de problemas de otimização, sejam lineares, não lineares, inteiros ou misto.

3.2.2 *Resumo sobre os algoritmos implementados no KNITRO*

Os problemas resolvidos pelo KNITRO têm a seguinte forma:

$$\min_x f(x) \quad (17)$$

$$s. a. \quad c^L \leq c(x) \leq c^U \quad (18)$$

$$b^L \leq x \leq b^U \quad (19)$$

onde $x \in \mathbb{R}^n$ são as variáveis desconhecidas (que podem ser especificadas como contínuas, binárias ou inteiras), c^L e c^U são limites inferior e superior (possivelmente infinitos) das restrições, e b^L e b^U são os limites inferior e superior simples (possivelmente infinitos) das variáveis. Esta formulação permite vários tipos de restrições, incluindo as igualdades (se $c^L = c^U$), variáveis fixas (se $b^L = b^U$), restrições de desigualdades simples e canalizadas ou variáveis limitadas. Restrições de complementaridade também podem ser incluídas. O KNITRO assume que as funções $f(x)$ e $C(x)$ são contínuas, embora os problemas com derivadas não contínuas frequentemente podem ser resolvidos com sucesso.

O KNITRO implementa três estados da arte dos métodos de pontos interiores e métodos de conjunto ativo para resolver problemas de otimização contínuos e não lineares. Cada algoritmo possui propriedades de convergência forte e é codificado para uma máxima eficiência e robustez. No entanto, os algoritmos têm diferenças fundamentais que levam a comportamentos diferentes em problemas de otimização não linear. Juntos, os três métodos fornecem um conjunto de maneiras diferentes para resolver problemas difíceis.

O *solver* utiliza três algoritmos para resolver o problema de PNL:

a) Algoritmo de Pontos Interiores Direto: São métodos de pontos interiores (também conhecidos como métodos de barreira) que substituem o problema de programação não linear por uma série de subproblemas de barreira controlada por um parâmetro de barreira μ . Regiões de Garantia e uma Função de Mérito são usadas para promover a convergência. Os métodos de pontos interiores realizam um ou mais passos de minimização de cada subproblema de barreira, diminuindo o parâmetro de barreira e repetindo o processo até que o

problema original seja resolvido com a precisão desejada. O algoritmo de pontos interiores direto calcula novas iterações resolvendo a matriz primal-dual de KKT usando álgebra linear direta. O método pode mudar temporariamente para o algoritmo de pontos interiores e gradiente conjugado se ele encontra dificuldades.

b) Algoritmo de Pontos Interiores e Gradiente Conjugado: Este método é semelhante ao algoritmo de pontos interiores direto, exceto que o sistema primal dual de KKT é resolvido usando uma iteração de gradiente conjugado. Esta abordagem difere da maioria dos métodos de pontos interiores propostos na literatura. A matriz de projeção é fatorada e o gradiente conjugado é aplicado para minimizar de forma aproximada um modelo quadrático do problema de barreira. O uso de gradiente conjugado em problemas de grande escala permite ao KNITRO utilizar derivadas exatas de segunda ordem sem formar a matriz Hessiana.

c) Algoritmo de Conjunto Ativo: Os métodos de conjunto ativo resolvem uma sequência de subproblemas com base em um modelo quadrático do problema original. Em contraste com os métodos de pontos interiores, o algoritmo procura desigualdades ativas e segue um caminho mais exterior para a solução. No KNITRO implementou-se um algoritmo de programação quadrática sequencial linear, de natureza similar a um método de programação quadrática sequencial, mas utilizando subproblemas de programação linear para estimar o conjunto ativo. Este método pode ser preferível a algoritmos de pontos interiores, quando um bom ponto inicial pode ser fornecido, por exemplo, ao resolver uma sequência de problemas relacionados. O KNITRO também pode realizar um "*crossover*" com o método de pontos interiores, aplicando ao mesmo tempo o algoritmo de conjunto ativo para fornecer um conjunto ativo de alta precisão e obter informações de sensibilidade.

Para problemas de programação inteira mista, o KNITRO oferece duas variantes do algoritmo *branch-and-bound*. O primeiro é uma implementação padrão, enquanto o segundo é voltado para problemas convexos de programação não linear inteiro misto.

Nas obras de Byrd (1999, 2000, 2004, 2006) pode ser visto uma descrição mais detalhada do funcionamento dos três algoritmos implementados internamente.

4 A METAHEURÍSTICA DE BUSCA EM VIZINHANÇA VARIÁVEL (VNS) PARA O PROBLEMA DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

Neste capítulo, será mostrado o algoritmo de Busca em Vizinhança Variável implementado neste trabalho. Primeiramente, será apresentado o Algoritmo Heurístico Construtivo utilizado pela metaheurística para criação de uma solução inicial de boa qualidade para o VNS e em seguida o VNS propriamente dito.

4.1 O Algoritmo Heurístico Construtivo

O algoritmo VNS, como toda metaheurística de busca em vizinhança pode partir de um ponto inicial qualquer. Assim, foi implementado um AHC com o objetivo garantir o fornecimento de um ponto inicial factível (e, se possível, de boa qualidade) ao VNS, para garantir que as soluções vizinhas encontradas sejam também factíveis e, assim, melhorar sua eficiência computacional.

O AHC constrói passo a passo uma solução factível para o problema de PSD, em que cada iteração uma subestação ou um circuito é adicionado ao sistema. Para escolher a subestação ou o circuito que será construído no sistema foram utilizados índices de sensibilidade, cuja função é indicar quais os elementos (subestações e/ou circuitos) mais atraentes a serem introduzidos no sistema a cada iteração, considerando a potência fornecida pelas subestações e o fluxo de potência nos circuitos. Desta forma, dois índices de sensibilidade foram definidos neste trabalho: (a) Índice de Sensibilidade para Subestações (ISS) e Índice de Sensibilidade para Circuitos (ISC) (Oliveira, 2010), que são calculados de acordo com a potência aparente da subestação e com o fluxo de potência aparente nos circuitos, da seguinte forma:

$$ISS = \max_{i \in \Omega_{b_s}} \{ \sqrt{P_i^2 + Q_i^2}, \forall m_i \neq 0 \} \quad (20)$$

$$ISC = \max_{(ij) \in \Omega_l} \{ \max \{ S_{ij,a}, S_{ji,a} \}, \forall n_{ij,a} \neq 0 \} \quad (21)$$

Assim, o ISS irá indicar aquela subestação que fornece maior potência aparente e o ISC aquele circuito que apresentar maior fluxo de potência. O modelo matemático para o PSD é um problema de programação não-linear inteiro misto, de difícil solução e possui um número muito elevado de combinações que devem ser testadas. Para que o problema seja resolvido como um PNL, relaxa-se as variáveis de decisão m_i e $n_{ij,a}$ como sendo contínuas e limitadas no intervalo entre 0 e 1. As variáveis m_i^+ e $n_{ij,a}^+$ são acrescentadas ao modelo matemático, e tem como objetivo indicar qual subestação e/ou circuito foram construídos no sistema. Assim, a função objetivo para o AHC é alterada da seguinte maneira:

$$\begin{aligned} \min f = & \kappa_l \sum_{ij \in \Omega_l} \sum_{a \in \Omega_a} (c_{ij,a} (n_{ij,a} + n_{ij,a}^+) l_{ij}) + \kappa_s \sum_{i \in \Omega_{b_s}} (c_{f_i} (m_i^+ + m_i)) \\ & + \alpha \tau_l \phi_l c_l \sum_{ij \in \Omega_l} \sum_{a \in \Omega_a} (g_{ij,a} (n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}^+ + n_{ij,a}) (V_i^2 + V_j^2 \\ & - 2V_i V_j \cos \theta_{ij}) + \alpha \tau_s \phi_s \sum_{i \in \Omega_{b_s}} (c_{v_i} (P_{S_i}^2 + Q_{S_i}^2)) \end{aligned} \quad (22)$$

e, as restrições (8), (9), (10) e (12) são substituídas por:

$$\sum_{a \in \Omega_a} (n_{ij,a}^0 + n_{ij,a} + n_{ij,a}^+) \leq 1 \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (23)$$

$$0 \leq n_{ij,a} \leq 1 - n_{ij,a}^+ \quad \forall ij \in \Omega_l, \forall a \in \Omega_a \quad (24)$$

$$0 \leq m_i \leq 1 - m_i^+ \quad \forall i \in \Omega_b \quad (25)$$

$$\sum_{ij \in \Omega_l} \sum_{a \in \Omega_a} (n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}^+ + n_{ij,a}) = n_b - n_{b_s} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (26)$$

$$P_i = V_i \sum_{j \in \Omega_b} V_j [G_{ij} (n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}^+ + n_{ij,a}) \cos \theta_{ij} + B_{ij} (n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}^+ + n_{ij,a}) \sin \theta_{ij}] \quad (27)$$

$$Q_i = V_i \sum_{j \in \Omega_b} V_j [G_{ij} (n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}^+ + n_{ij,a}) \sin \theta_{ij} - B_{ij} (n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}^+ + n_{ij,a}) \cos \theta_{ij}] \quad (28)$$

$$P_{ij,a} = (n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}^+ + n_{ij,a}) [V_i^2 g_{ij,a} - V_i V_j (g_{ij,a} \cos \theta_{ij} + b_{ij,a} \sin \theta_{ij})] \quad (29)$$

$$Q_{ij,a} = (n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}^+ + n_{ij,a}) [-V_i^2 b_{ij,a} - V_i V_j (g_{ij,a} \sin \theta_{ij} - b_{ij,a} \cos \theta_{ij})] \quad (30)$$

Pode-se observar que, com estas restrições, a solução da próxima iteração irá fornecer valores de n_{ija} e m_i iguais a zero quando são acrescentados o respectivo circuito n_{ija}^+ e a subestação m_i^+ . O critério de parada do AHC é definido pelos índices de factibilidade de circuitos (IFC) e subestações (IFS) mostrados a seguir:

$$IFC = \sum_{(ij) \in \Omega_l} (n_{ija}) \quad (31)$$

$$IFS = \sum_{i \in \Omega_{b_s}} (m_i) \quad (32)$$

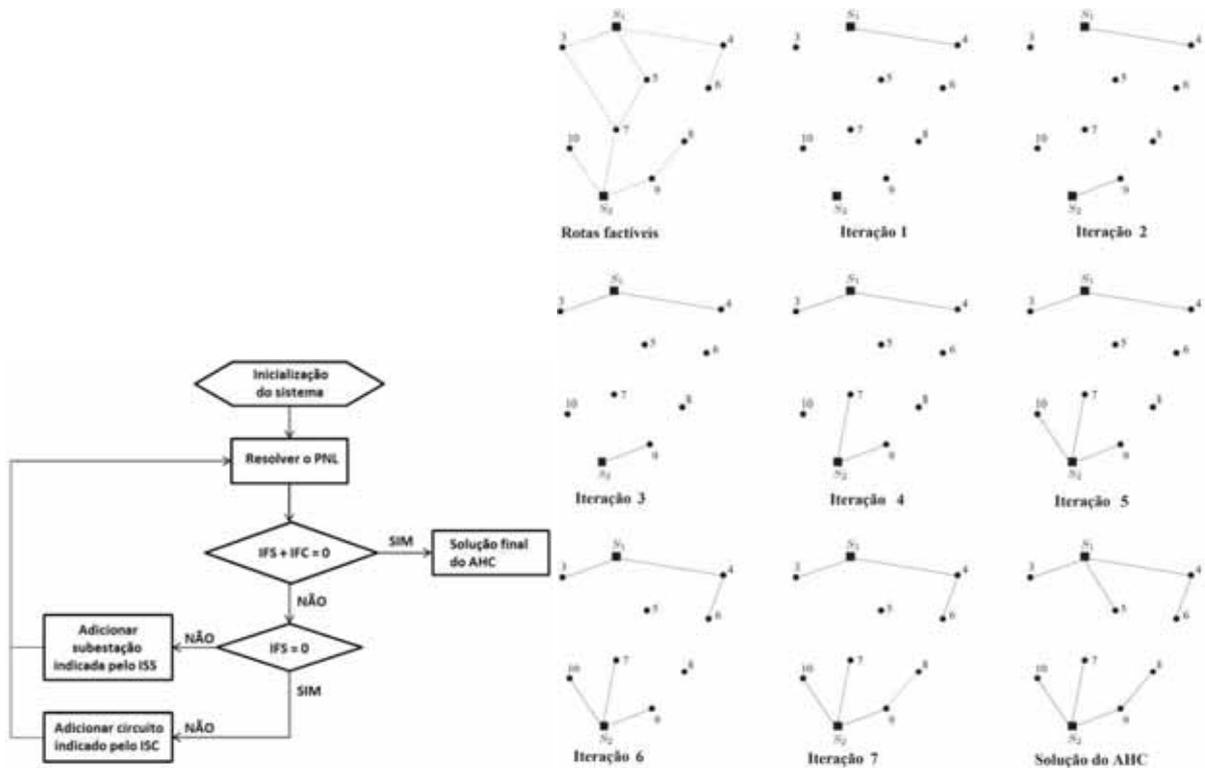
Quando estes índices são maiores que zero, significa que ainda possuem circuitos e/ou subestações que podem ser incluídos no sistema. Portanto, o AHC irá parar somente quando não houver mais possibilidade de inclusão de nenhum circuito ou subestação no sistema, ou seja, quando IFC e IFS forem iguais a zero.

Terminado o processo do AHC, tem-se uma solução que servirá de ponto inicial para a etapa da metaheurística VNS. O número de iterações realizadas pelo algoritmo heurístico construtivo corresponde ao número de subestações mais o número de circuitos adicionados no sistema. Na Figura 11, é mostrado o fluxograma do AHC e um exemplo de construção de um sistema passo-a-passo.

4.2 Estratégia utilizada pelo VNS para o problema de PSD

Neste trabalho, o algoritmo VNS foi adaptado da seguinte forma: para cada estrutura de vizinhança visitada gera-se uma configuração infactível S' de tal forma que a busca local possa explorar todas as rotas alternativas (configurações S'') que trazem de volta a factibilidade do sistema. Esta estratégia será melhor explicada nos próximos itens.

Figura 11 - Fluxograma do Algoritmo Heurístico Construtivo e exemplo de construção de um sistema passo-a-passo.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

4.2.1 Modelagem do problema utilizada no VNS

Assim como ocorre durante a formação da solução inicial pelo AHC, a função objetivo para o VNS é alterada da seguinte maneira:

$$\begin{aligned}
 \min f = & \kappa_l \sum_{ij \in \Omega_l} \sum_{a \in \Omega_a} c_{ij,a} n_{ij,a}^+ l_{ij} + \kappa_s \sum_{i \in \Omega_{b_s}} c_{f_i} m_i^+ \\
 & + \alpha \tau_l \phi_l c_l \sum_{ij \in \Omega_l} \sum_{a \in \Omega_a} g_{ij,a} (n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}^+) (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \theta_{ij}) \\
 & + \alpha \tau_s \phi_s \sum_{i \in \Omega_{b_s}} c_{v_i} (P_{S_i}^2 + Q_{S_i}^2)
 \end{aligned} \quad (33)$$

e, as restrições (8), (9), (10) e (11) são substituídas por:

$$\sum_{a \in \Omega_a} n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}^+ \leq 1 \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (34)$$

$$\sum_{ij \in \Omega_l} \sum_{a \in \Omega_a} n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}^+ = n_b - n_{b_s} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (35)$$

$$P_i = V_i \sum_{j \in \Omega_b} V_j [G_{ij}(n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}^+) \cos \theta_{ij} + B_{ij}(n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}^+) \sin \theta_{ij}] \quad (36)$$

$$Q_i = V_i \sum_{j \in \Omega_b} V_j [G_{ij}(n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}^+) \sin \theta_{ij} - B_{ij}(n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}^+) \cos \theta_{ij}] \quad (37)$$

$$P_{ij,a} = (n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}^+) [V_i^2 g_{ij,a} - V_i V_j (g_{ij,a} \cos \theta_{ij} + b_{ij,a} \sin \theta_{ij})] \quad (38)$$

$$Q_{ij,a} = (n_{ij,a}^0 + n_{ij,a}^+) [-V_i^2 b_{ij,a} - V_i V_j (g_{ij,a} \sin \theta_{ij} - b_{ij,a} \cos \theta_{ij})] \quad (39)$$

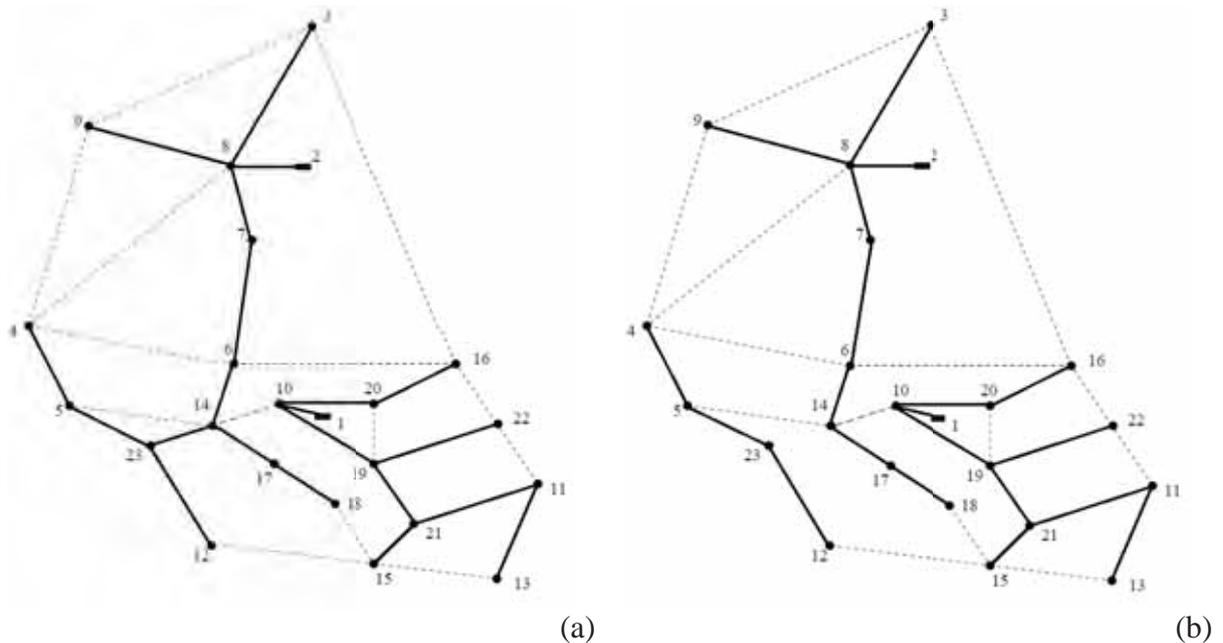
4.2.2 Estrutura de vizinhança para seleção dos circuitos

A metaheurística VNS tem em sua filosofia explorar vizinhanças cada vez maiores (maior cardinalidade) e mais distantes da solução incumbente. Porém, para este problema especificamente, a metaheurística implementada procura explorar primeiramente as vizinhanças que se mostraram mais promissoras, ou seja, aquelas que obtiveram os melhores vizinhos, uma vez que esta estratégia se mostrou muito mais eficiente durante os testes realizados. A estratégia para seleção de quais circuitos deverão ser construídos no sistema consiste em quatro tipos de estruturas de vizinhança que são mostradas a seguir.

Estrutura de vizinhança 1: Escolher aleatoriamente um circuito que será retirado do sistema, tornando-o desconexo. Fazer então uma busca local, onde diferentes circuitos alternativos são adicionados ao sistema de forma a tornar este sistema conexo.

A Figura 12(a) representa um sistema de 23 barras e duas subestações (nas barras 1 e 2) construídas durante o processo iterativo. Em 12(b), o circuito entre as barras 14 e 23 foi retirado de forma aleatória na estrutura de vizinhança 1.

Figura 12 - (a) Sistema de 23 barras completo. (b) Retirada do circuito 14-23.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

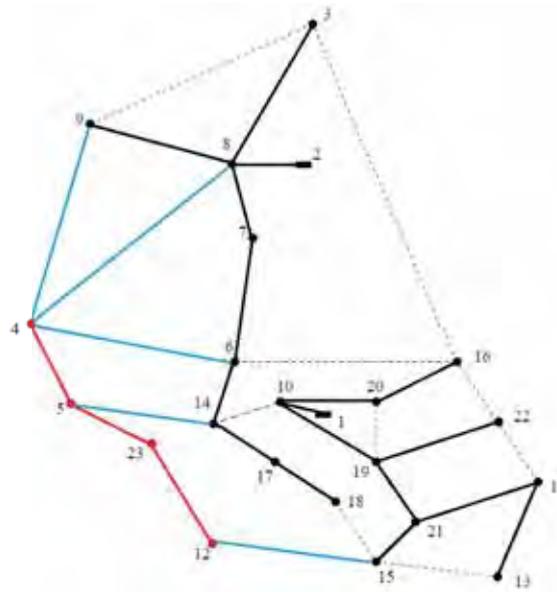
Observe que as barras 4, 5, 23 e 12 estão desconectadas do sistema. Uma sub-rotina simples e eficiente foi implementada (apresentada na seção 4.3.2) para identificar as barras desconectadas e quais são os circuitos alternativos disponíveis para que o sistema volte a se tornar conexo. A Figura 13 ilustra a forma como a sub-rotina atua: as barras 4, 5, 12 e 23 estão desconectadas e, portanto, serão detectadas pela sub-rotina e os circuitos 4-9, 4-8, 4-6, 5-14 e 12-15 são as rotas alternativas identificadas pela sub-rotina.

Com as informações adquiridas pela sub-rotina, a busca local, portanto, irá explorar cada rota alternativa que reconecte todo o sistema.

Uma característica interessante desta estrutura se deve ao fato de que é possível aqui realizar trocas de barras de carga entre subestações. Como no exemplo da Figura 12, quando é selecionado o circuito 12-15, as barras que estão desconectadas e que primeiramente eram alimentadas pela subestação da barra 2, passam a ser alimentadas pela subestação da barra 1.

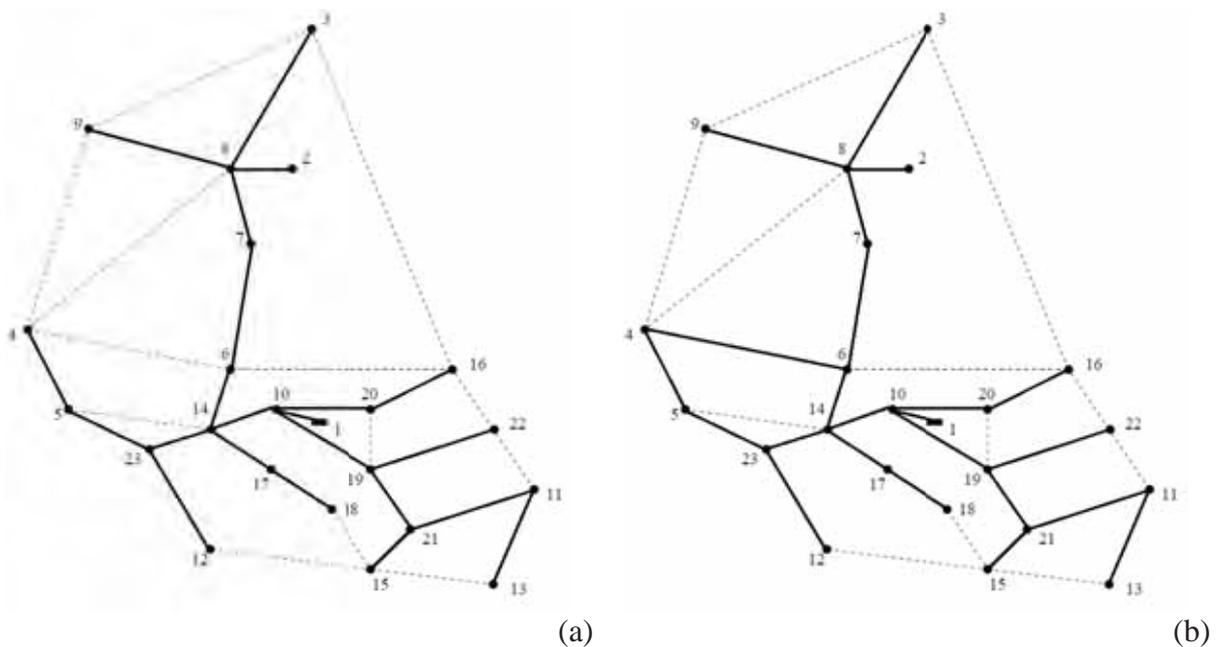
Estrutura de vizinhança 2: Escolher aleatoriamente um circuito que será adicionado ao sistema, criando-se assim um anel. Fazer então uma busca local na qual é retirado um circuito do anel para que o sistema seja novamente radial.

Figura 13 – Barras desconectadas e rotas alternativas detectadas pela sub-rotina.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 11 – (a) Sistema de 23 barras completo. (b) Adição do circuito entre 4 e 6.

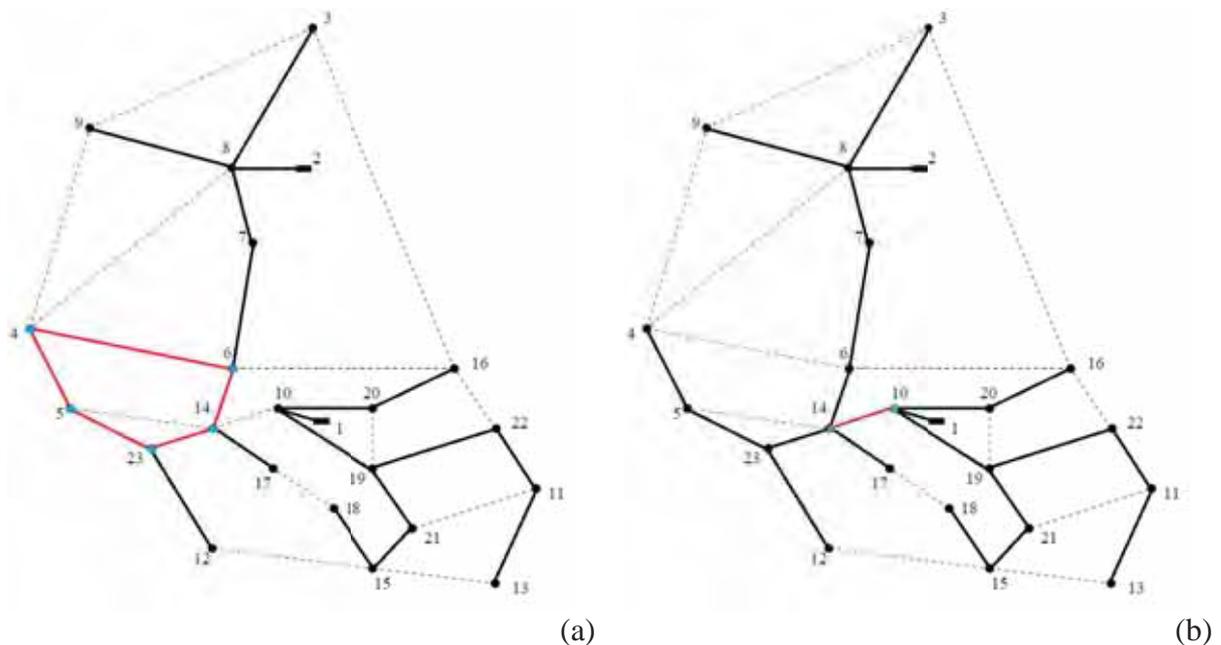


Fonte: Elaboração do próprio autor.

Para ilustrar esta estratégia, tem-se o mesmo sistema da Figura 14(a), porém será adicionado o circuito que liga as barras 4 e 6 como na Figura 14(b), criando-se assim um anel. Observe que as barras 4, 6, 5, 14 e 23 estão formando um anel, tirando a radialidade do

sistema. Novamente, uma sub-rotina simples e eficiente foi implementada (apresentada na seção 4.3.1) para identificar as barras que fazem parte deste anel e quais são os circuitos que deverão ser retirados para trazer de volta a radialidade. A Figura 15 ilustra a forma com a sub-rotina atua: as barras 4, 5, 6 e 14 e os circuitos 4-5, 4-6, 6-14, 14-23 formam um anel que será identificado pelo algoritmo. Outro fato identificado pela sub-rotina é com relação ao circuito selecionado para formar o anel, pois caso haja a interligação entre duas subestações com a adição deste novo circuito, a sub-rotina automaticamente detecta esta violação.

Figura 15 – (a) Barras e circuitos em anel detectado pela sub-rotina. (b) Situação indesejável e descartada pela sub-rotina.

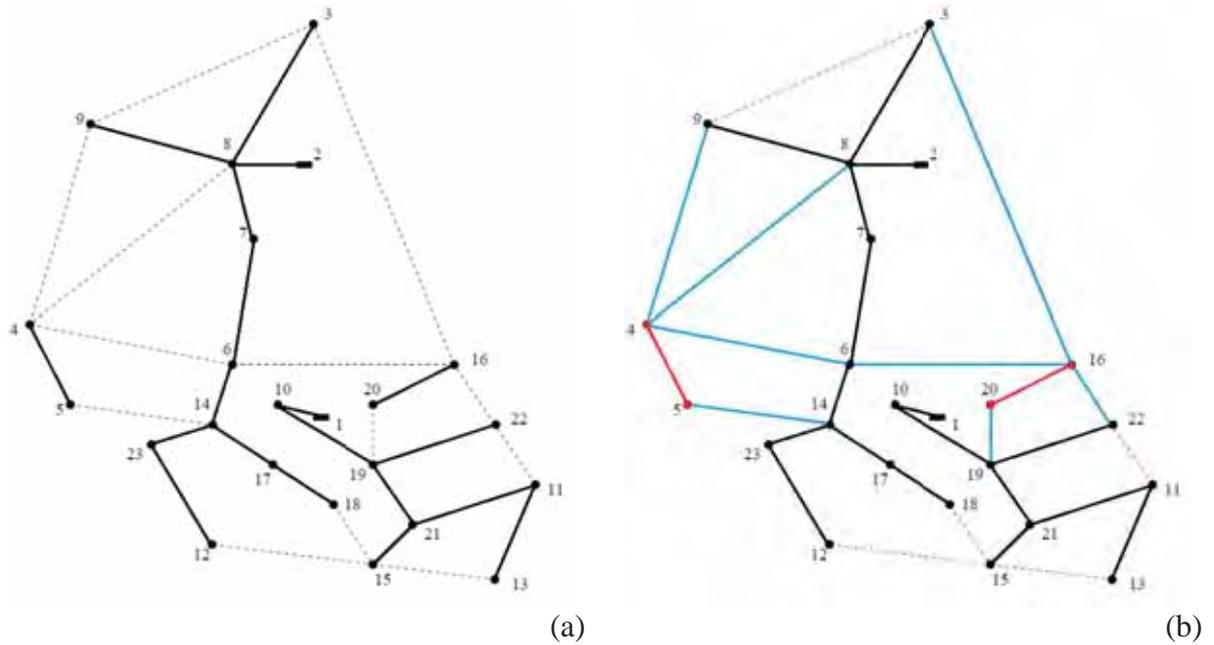


Fonte: Elaboração do próprio autor.

Estrutura de vizinhança 3: Escolher aleatoriamente dois circuitos que serão retirados do sistema simultaneamente, tornando-o desconexo. Fazer uma busca local, na qual dois circuitos, diferentes dos que foram retirados, são escolhidos aleatoriamente para conectar novamente todas as barras do sistema.

Esta estrutura de vizinhança utiliza a mesma sub-rotina da estrutura 1, como pode ser visto na Figura 16, que identifica as barras que foram desconectadas e as rotas alternativas para que sejam reconectadas. Porém, são realizadas combinações duas a duas entre as rotas disponíveis para reconexão do circuito, causando um aumento considerável no número de configurações exploradas pela busca local. Tal estratégia é uma maneira de se explorar vizinhanças mais distantes da solução incumbente, que é uma das propostas da metaheurística VNS.

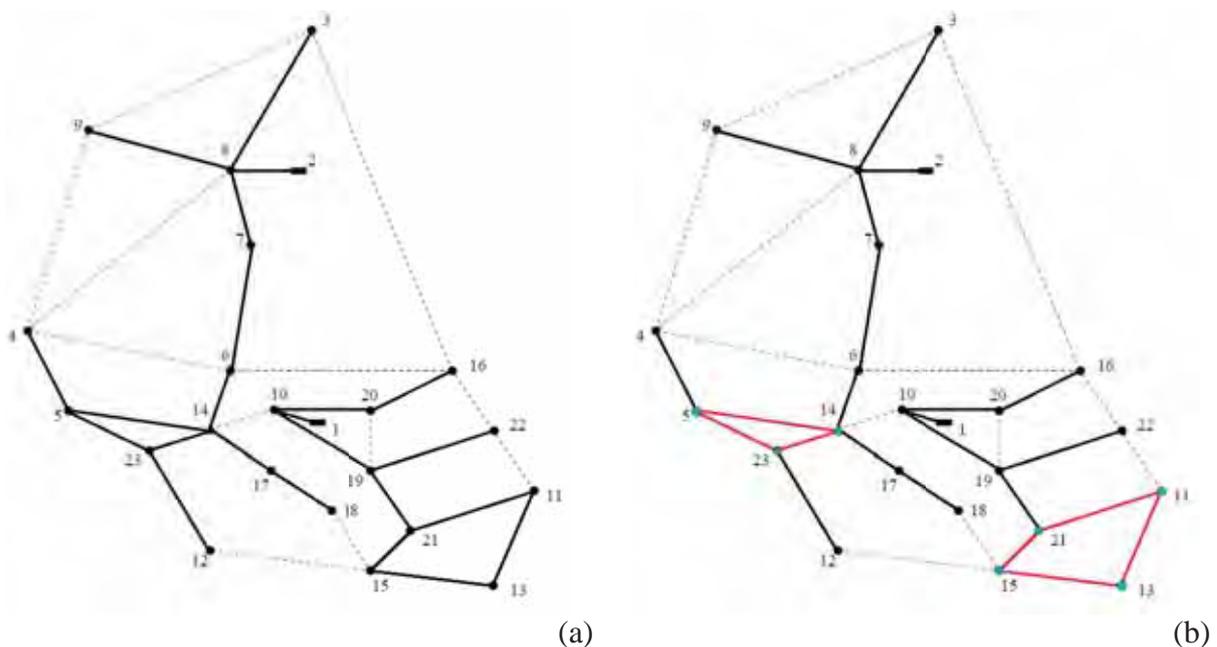
Figura 16 – (a) Retirada dos circuitos 5-23 e 10-20. (b) Identificação das barras desconectadas e rotas alternativas para reconexão.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Estrutura de vizinhança 4: Escolher aleatoriamente dois circuitos que serão adicionados ao sistema, criando-se dois anéis distintos. Fazer uma busca local retirando um circuito em cada anel de tal forma que o sistema se torne radial novamente.

Figura 17 – (a) Adição dos circuitos 5-14 e 15-13. (b) Identificação das barras que formam os anéis e os circuitos que deverão ser retirados.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Esta estrutura de vizinhança utiliza a mesma sub-rotina da estrutura 2, como pode ser visto na Figura 17, que identifica as barras que formam os anéis e os circuitos que serão retirados para voltar a radialidade do sistema, além de detectar a adição de circuitos que irão interligar duas subestações. Porém, assim como ocorre na estrutura de vizinhança 3, são realizadas combinações duas a duas entre os circuitos retirados de cada anel, causando também um aumento considerável no número de configurações exploradas pela busca local. Novamente, tal estratégia é outra maneira muito eficiente de se explorar vizinhanças mais distantes da solução incumbente.

4.2.3 Estrutura de vizinhança para escolha de construção ou repotenciação de subestações

Primeiramente, uma observação muito importante é com relação à solução inicial que obrigatoriamente escolhe sempre a construção e a repotenciação das subestações caso hajam estas possibilidades. Portanto, cabe à etapa do VNS fazer a análise de quais subestações deverão ser construídas ou repotenciadas. As estruturas de vizinhança de retirada de subestações construídas ou repotenciações realizadas mostraram-se mais interessantes do que o acréscimo destas como estruturas de vizinhança, pois os custos destes elementos são os mais significativos em uma proposta de solução, e o acréscimo de uma subestação ou uma repotenciação aumenta significativamente o custo em uma proposta de solução.

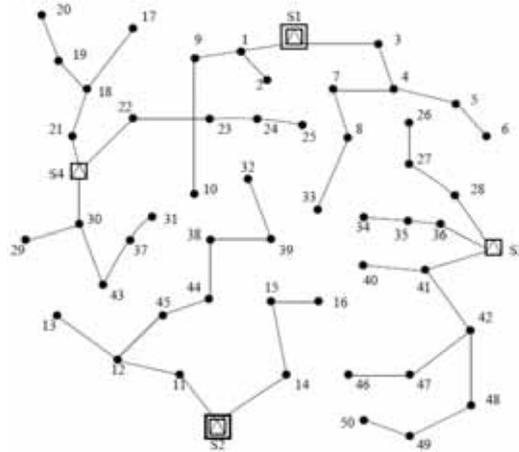
Na primeira parte, utiliza-se o cenário inicial produzido pelo AHC e através das estruturas de vizinhança anteriormente apresentadas para seleção de circuitos, procura-se melhorar a solução inicial. A partir dela, exploram-se as estruturas de vizinhança para subestações que serão apresentadas a seguir.

Estrutura de vizinhança 1: Retirar uma subestação construída pelo AHC e reconectar as barras desconectadas à outras subestações. A busca local utilizará as estruturas de vizinhança implementadas para seleção de circuitos para encontrar a melhor solução a partir deste cenário.

Para fins de ilustração, supõe-se um sistema de 54 barras e 4 subestações, e que uma solução encontrada é mostrada na Figura 18. As subestações existentes que foram repotenciadas estão envolvidas por um quadrado. As subestações S3 e S4 foram construídas

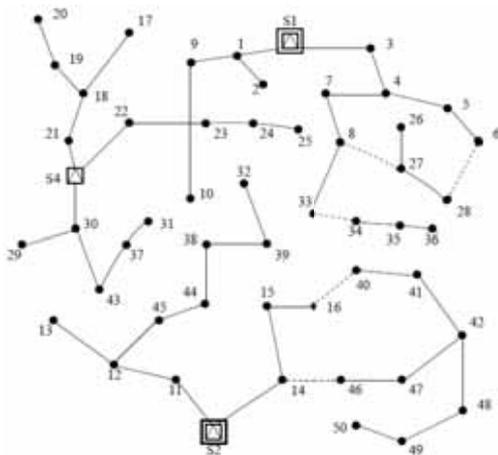
pelo AHC. Na primeira situação, retira-se a subestação S3 e os circuitos ligados a ela. A subrotina da seção 4.3.2 servirá para identificar as barras sem alimentação e o algoritmo VNS irá tentar reconectar todas elas através das rotas alternativas disponíveis, mantendo a radialidade do sistema e a não interligação entre duas subestações, como mostrado na Figura 19.

Figura 18 – Solução encontrada na estrutura de vizinhança.

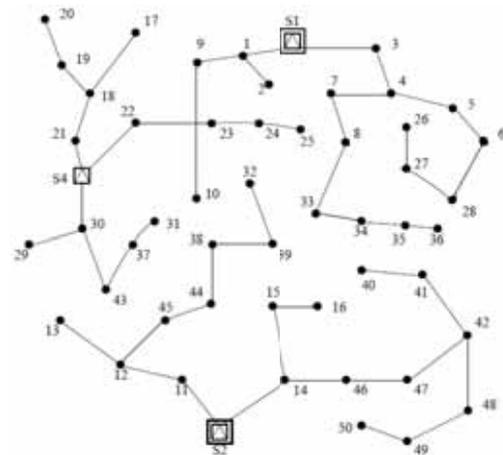


Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 19 – (a) Retirada da subestação S3 e circuitos ligados a ela e as rotas alternativas para reconexão (em pontilhado). (b) Reconexão das barras pela sub-rotina.



(a)



(b)

Fonte: Elaboração do próprio autor.

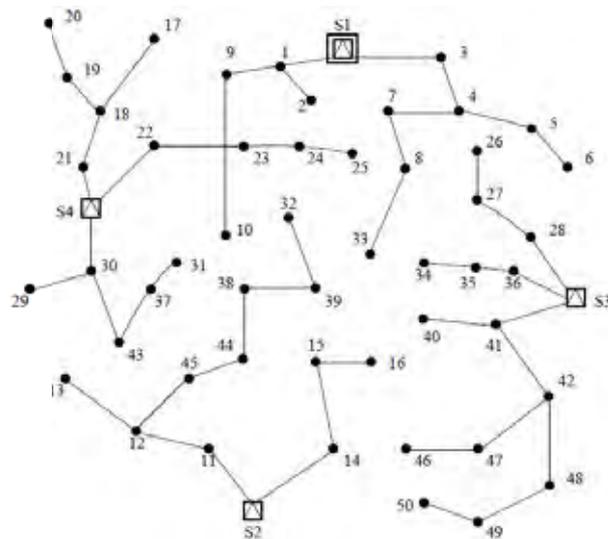
A partir do sistema da Figura 19(b), o algoritmo VNS, através das estruturas de vizinhança de seleção de circuitos, irá procurar a melhor solução para este cenário. A próxima

tentativa desta estrutura de vizinhança será retirar a subestação S4, realizando os mesmos procedimentos anteriores para o caso da subestação S3.

Estrutura de vizinhança 2: Retirar uma repotenciação realizada pelo AHC. A busca local utilizará as estruturas de vizinhança implementadas para seleção de circuitos para encontrar a melhor solução neste cenário.

Tomando novamente o exemplo da Figura 18, desta vez o algoritmo irá retirar a repotenciação da subestação S2 (Figura 20) e, através das estruturas de vizinhança utilizadas para seleção de circuitos, o algoritmo VNS procurará a melhor solução para este cenário.

Figura 20 – Retirada da repotenciação da subestação S2.



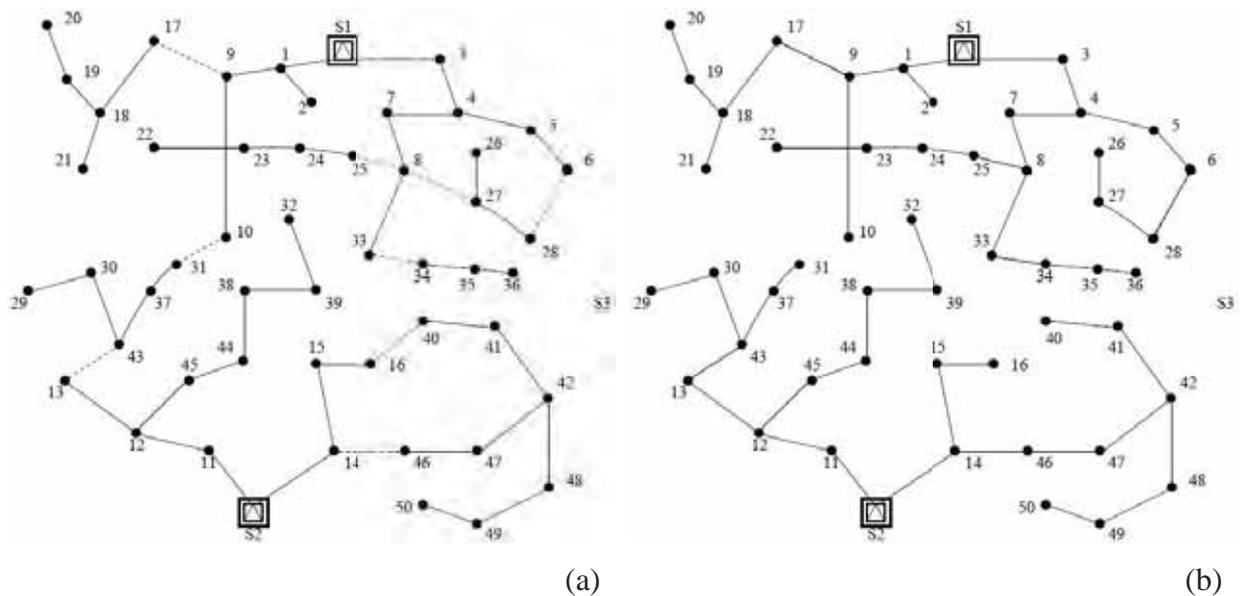
Fonte: Elaboração do próprio autor.

Estrutura de vizinhança 3: Retirar todas as subestações construídas pelo AHC e reconectar as barras desconectadas às subestações existentes. A busca local utilizará as estruturas de vizinhança implementadas para seleção de circuitos para encontrar a melhor solução neste cenário.

Esta é uma mudança mais drástica e, portanto, explora novamente configurações mais distantes da solução incumbente. Assim como na estrutura de vizinhança 1, a sub-rotina da seção 4.3.2 servirá para identificar as barras que ficaram sem alimentação, e o algoritmo VNS utilizará as rotas alternativas para tentar reconectar todo o sistema e, a partir desta configuração, procurar a melhor solução para este cenário utilizando as estruturas de seleção de circuitos.

Para o exemplo da Figura 18, as subestações construídas S3 e S4 e os circuitos ligados a elas serão retirados, como mostra a Figura 21(a), e as barras sem alimentação serão reconectadas pela sub-rotina como mostra a Figura 21(b).

Figura 21 – (a) Retirada das subestações construídas e circuitos ligados a elas e as rotas alternativas para reconexão (em pontilhado). (b) Reconexão das barras pela sub-rotina.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Assim como ocorre na estrutura de vizinhança 1, a partir do sistema da Figura 21, o algoritmo VNS, através das estruturas de vizinhança de seleção de circuitos, irá procurar a melhor solução para este cenário.

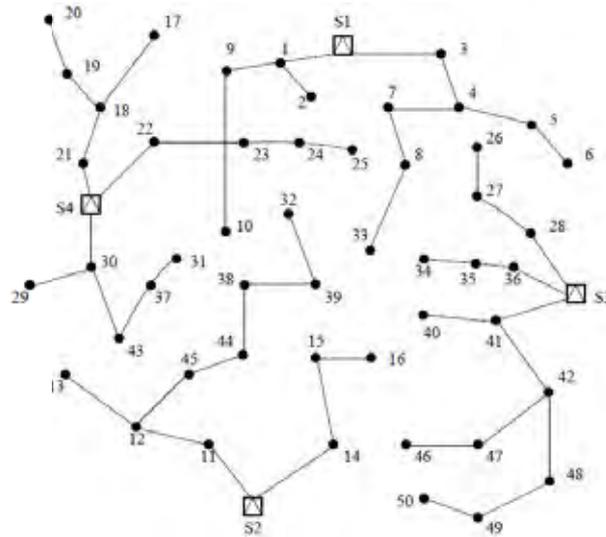
Estrutura de vizinhança 4: Retirar todas as reatuações realizadas pelo AHC. A busca local utilizará as estruturas de vizinhança implementadas para seleção de circuitos para encontrar a melhor solução neste cenário.

Para o exemplo da Figura 18, é retirada a reatuação das subestações S1 e S2 como é mostrado na Figura 22. A partir deste cenário, o algoritmo VNS, através das estruturas de vizinhança de seleção de circuitos, irá procurar a melhor solução para este caso.

4.2.4 Estrutura de vizinhança para seleção dos condutores nos circuitos

A estratégia que se mostrou mais eficiente foi de se fazer uma busca completa por toda a estrutura de vizinhança de seleção de condutores, uma vez que desta forma é garantida a análise completa de todos os circuitos que fazem parte do sistema.

Figura 22 – Retirada da repotenciação das subestações.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

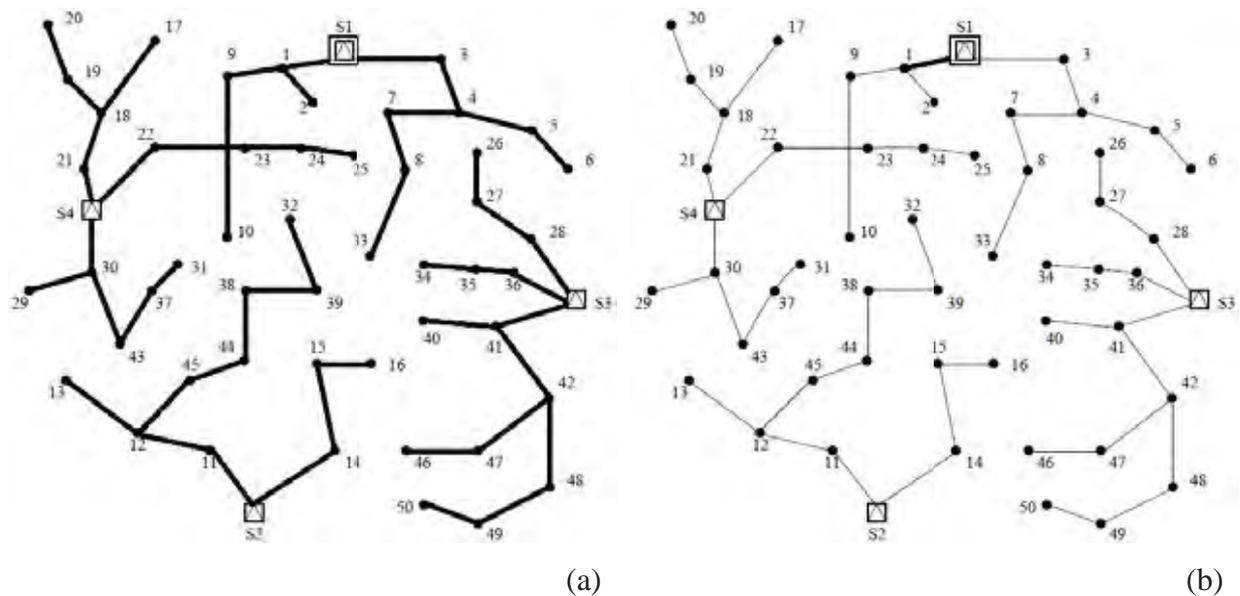
Estrutura de vizinhança para seleção de condutores: Selecionar um circuito do sistema de forma aleatória. Realizar busca local, testando todos os tipos de condutores disponíveis para aquele circuito.

Para melhorar a escolha do condutor, a busca local seleciona apenas aqueles tipos que suportam o fluxo que passa pelo circuito existente na configuração incumbente, iniciando pelos condutores de maior capacidade. Para ilustrar esta estrutura de vizinhança, é apresentada a solução da Figura 23(a).

A partir desta solução, a busca local irá selecionar aleatoriamente cada circuito do sistema e testar todos os tipos de condutores disponíveis e que suportam o fluxo que passa pelo circuito, de tal forma que se a função de custo total for menor, este tipo de condutor é selecionado para o circuito. Desta maneira, pode-se fazer uma análise de custo-benefício no horizonte de planejamento estudado, pois um circuito com menos capacidade tem menor custo, porém as perdas são maiores devido ao aumento da impedância. Assim, a função objetivo de custo total nos dará a informação se a redução nos custos de construção do

circuito compensa o acréscimo de perdas durante o período de planejamento estudado. Na Figura 23(b), é apresentada uma solução encontrada pelo algoritmo VNS na busca local desta estrutura de vizinhança.

Figura 23 - (a) Solução encontrada pelo processo iterativo. (b) Solução encontrada na busca local para seleção de condutores.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

4.2.5 Vetor de memorização de trocas

Como visto anteriormente, o algoritmo VNS realiza trocas de forma aleatória para iniciar sua busca local (seleção de circuitos e condutores). Uma inovação implementada neste algoritmo foi a criação de um vetor para armazenar tais trocas de forma que o algoritmo não realize as mesmas até que a solução incumbente seja melhorada, evitando visitar propostas de solução já examinadas, de forma similar ao qual ocorre na metaheurística de Busca Tabu.

4.2.5 Critério de Parada

Para este algoritmo, definiu-se um critério de parada na exploração de cada estrutura de vizinhança de subestações, uma vez que a estrutura de vizinhança de seleção de circuitos está dentro das estruturas de vizinhança de subestações e na estrutura de vizinhança para seleção de condutores se realiza uma busca local em todas as soluções vizinhas.

Critério de Parada: O algoritmo VNS interrompe sua busca depois que sejam feitas N_{max} transições entre as estruturas de seleção de circuitos sem encontrar uma solução factível de menor custo em relação à solução incumbente ou o vetor de memorização esteja “cheio”, ou seja, todas as trocas através da estrutura de vizinhança já foram feitas e não foi encontrada uma solução factível melhor do que a incumbente.

4.3 Algoritmo VNS para o problema de PSD

O algoritmo VNS desenvolvido neste trabalho possui o seguinte pseudocódigo:

ALGORITMO VNS PARA O PROBLEMA DE PSD

Inicialização:

- Carregar os dados do sistema;
 - Definir k_{SE}^{max} ;
 - Obter solução inicial x^0 através do AHC;
 - Fazer $x^* \leftarrow x^0$.
- Fazer $k_{SE} \leftarrow 1$;

(Primeiro Nível VNS – Escolha da construção e/ou repotenciação das subestações)

Enquanto ($k_{SE} \leq k_{SE}^{max}$):

- Gerar $x'_{k_{SE}}$ na a estrutura de vizinhança k_{SE} a partir de x^* ;
- (Segundo Nível VNS – Escolha dos circuitos e condutores)
- Fazer $N \leftarrow 1$.

Enquanto (critério de parada: $N < N_{max}$):

Fazer $k_{circ} \leftarrow 1$;

Enquanto ($k_{circ} < k_{circ}^{max}$):

Gerar aleatoriamente $x'_{k_{circ}}$ para a estrutura de vizinhança k_{circ} ;

Busca Local em k_{circ} : obter a melhor solução factível $x''_{k_{circ}}$ vizinha de $x'_{k_{circ}}$.

- **Se** ($f(x''_{k_{circ}}) < f(x^*)$) **então:**

Fazer $x^* \leftarrow x''_{k_{circ}}$;

Fazer $k_{circ} \leftarrow 1$;

Fazer $N \leftarrow 1$;

Senão:

Fazer $k_{circ} = k_{circ} + 1$;

Fazer $N = N + 1$;

Fim Se

Fim Enquanto

Fim Enquanto

- Fazer $n_{cond} \leftarrow 1$;

Enquanto ($n_{cond} \leq n_{br}$)

- Gerar aleatoriamente $x'_{k_{cond}}$ para a estrutura de vizinhança k_{cond} ;

- **Busca Local em k_{cond} :** obter a melhor solução factível $x''_{k_{cond}}$ a partir de $x'_{k_{cond}}$.

- **Se** ($f(x''_{k_{cond}}) < f(x_1^*)$) **então:**

Fazer $x^* \leftarrow x''_{k_{cond}}$.

Fim Se

- Fazer $n_{cond} \leftarrow n_{cond} + 1$.

Fim Enquanto

(Fim do Segundo Nível VNS)

Fazer $k_{SE} \leftarrow k_{SE} + 1$.

Fim Enquanto.

(Fim do Primeiro Nível VNS)

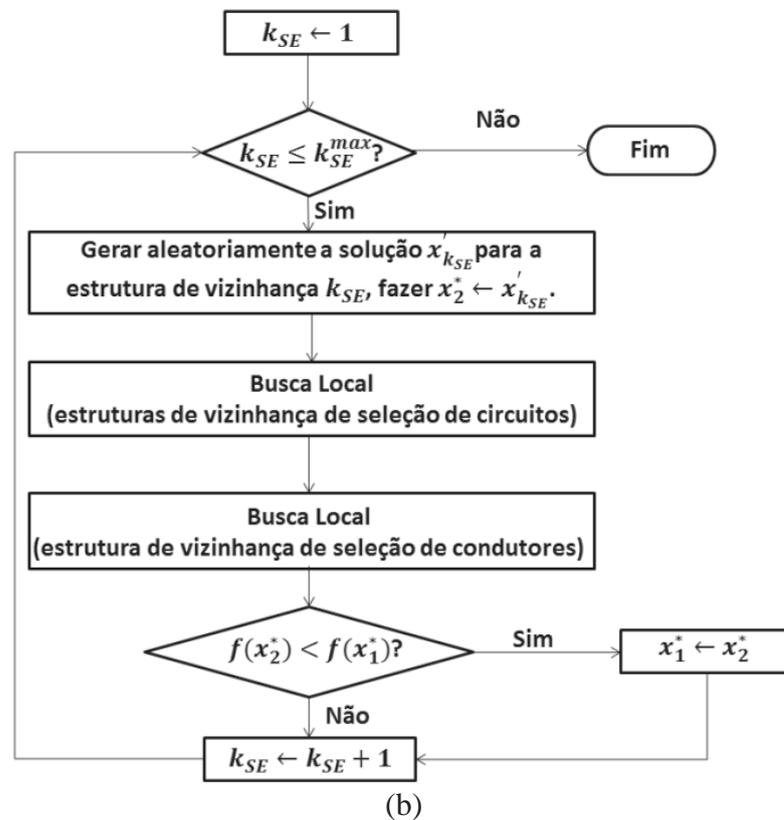
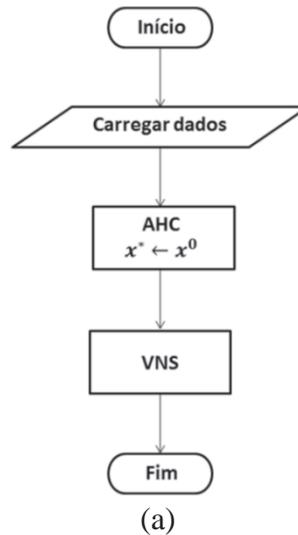
11) Impressão da Solução Final x^* e de $f(x^*)$.

12) **Fim**

Na Figura 24 (a), é mostrado o diagrama de blocos do algoritmo principal. Na Figura 24(b), esta detalhada a implementação dentro do diagrama de bloco “VNS”, que representa o primeiro nível VNS. Na Figura 25(a) mostra o que foi implementado dentro do diagrama de bloco “Busca Local (estrutura para seleção de circuitos)”, e na Figura 25(b), o que foi

implementado dentro do diagrama de bloco “Busca Local (estrutura para seleção de condutores)”. As Figuras 25(a) e (b) representam o segundo nível VNS.

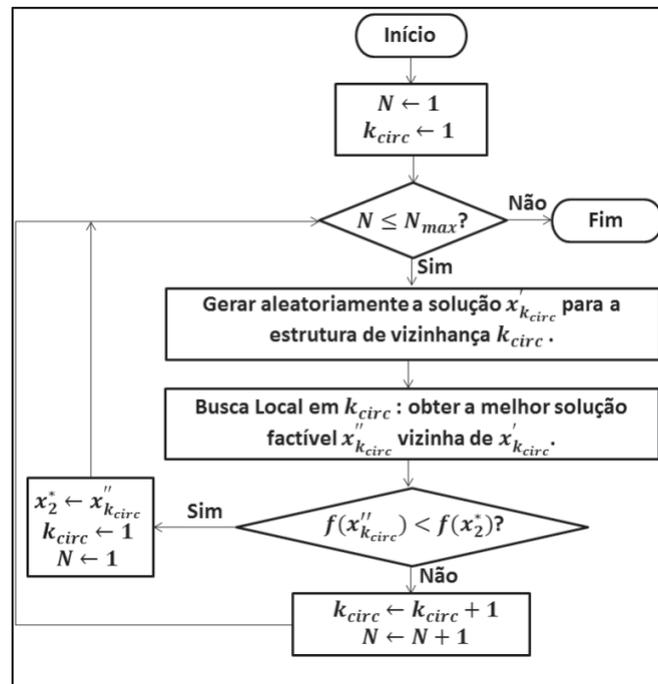
Figura 25 – (a) Diagrama de blocos do algoritmo principal. (b) Diagrama de blocos que existe dentro do bloco VNS.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

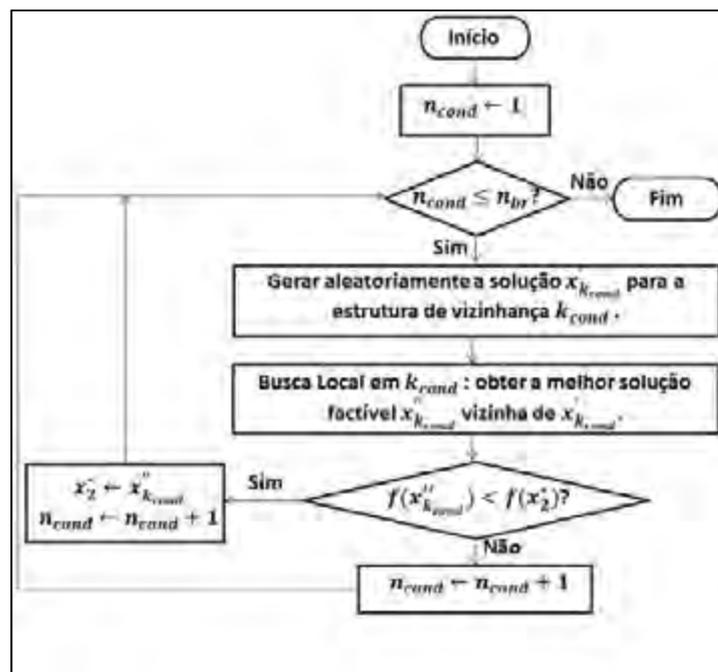
Figura 25 – (a) Diagramas que existem dentro do blocos Busca Local (estrutura para seleção de circuitos), (b) Diagramas que existem dentro do blocos Busca Local (estrutura para seleção de condutores).

Busca Local (estrutura de seleção de circuitos)



(a)

Busca Local (estrutura de seleção de condutores)



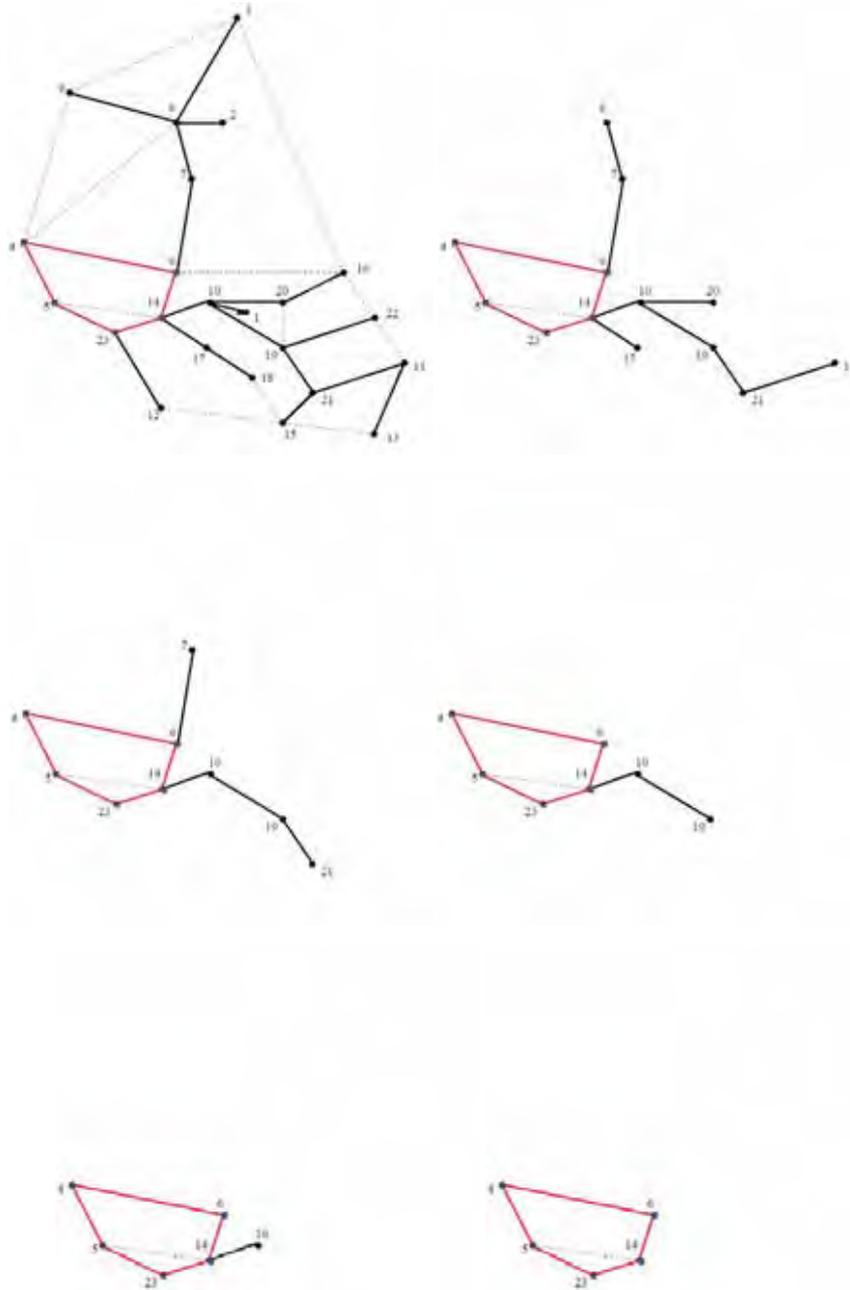
(b)

Fonte: Elaboração do próprio autor.

4.3.1 Subrotina para identificação de anéis em uma proposta de solução

As estruturas de vizinhança 2 e 4 utilizam uma subrotina para identificação dos anéis criados a partir da adição aleatória de um circuito na configuração corrente. A lógica desta rotina é muito simples, assim como sua implementação.

Figura 26 – Passos da subrotina para identificação do anel.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Para identificar os anéis, a subrotina faz uma varredura ao longo da configuração criada para eliminar, a cada varredura, todos os circuitos que possuam uma barra final. Desta forma, como em um anel todas os circuitos não possuem barras finais, a subrotina não conseguirá eliminá-los, identificando assim o anel criado. O funcionamento desta subrotina é ilustrado na Figura 26. Aproveitando a lógica da subrotina, a interligação entre duas subestações acaba sendo identificada, pois nesta situação, um anel não é criado mesmo com a adição de um circuito, fato que ocorre somente quando existe um caminho entre subestações, como é mostrado na Figura 25(b).

SUBROTINA PARA IDENTIFICAÇÃO DE ANÉIS
EM UMA PROPOSTA DE SOLUÇÃO

Repetir Até Que (nenhuma barra esteja mais na topologia **OU** todas as barras estejam com dois circuitos conectados a elas);

- Retirar todas as barras que possuem apenas um circuito conectado a ela (barra final);
- Atualizar topologia;

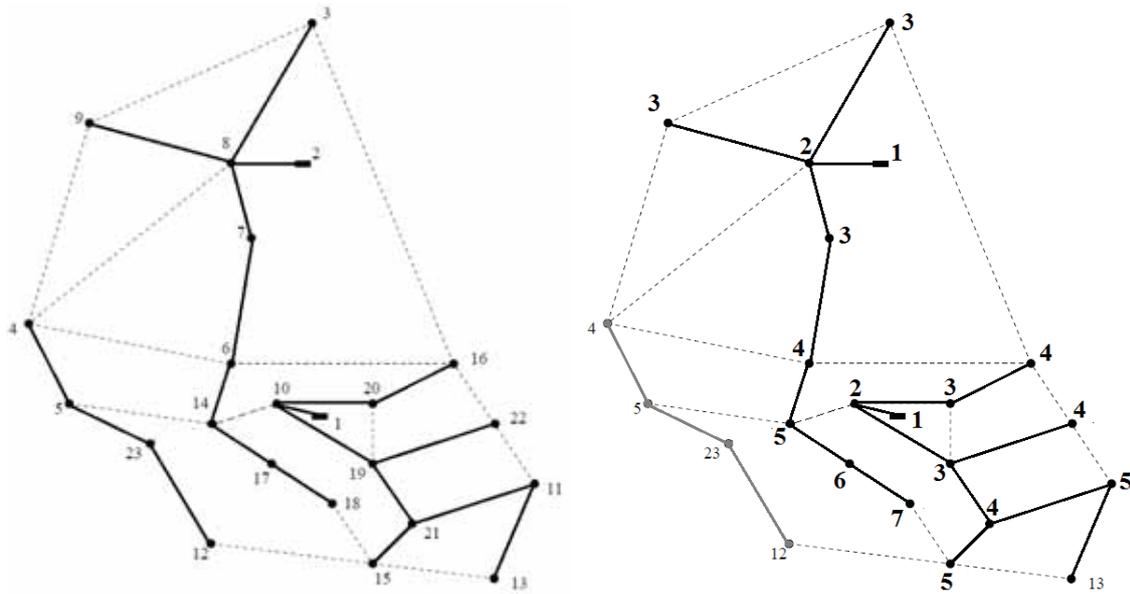
Fim Repetir Até Que;

4.3.2 Subrotina para identificação de barras ilhadas para uma proposta de solução

As estruturas de vizinhança 1 e 3 para seleção de circuitos e as 1 e 3 para seleção de subestações utilizam uma subrotina para identificação das barras que ficam ilhadas devido à retirada de circuitos na configuração corrente. Assim como a subrotina para identificação de anéis em uma topologia, a lógica e a implementação desta rotina também são muito simples.

Para identificar tais ilhas, a subrotina vai enumerando as barras a partir das subestações, da mesma forma que são criadas as camadas de um fluxo de potência de varredura. As barras que estão ilhadas acabam não sendo enumeradas e, desta forma, serão identificadas pela subrotina. O funcionamento desta subrotina é ilustrado na Figura 27.

Figura 27 – Enumeração das barras para identificação de barras ilhadas.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

SUBROTINA PARA IDENTIFICAÇÃO DE BARRAS ILHADAS
PARA UMA PROPOSTA DE SOLUÇÃO (ESTRUTURA DE VIZINHANÇA PARA
SELEÇÃO DE CIRCUITOS)

- Assumir número 1 para as barras de subestação;

Repetir Até Que (não seja possível enumerar mais nenhuma barra);

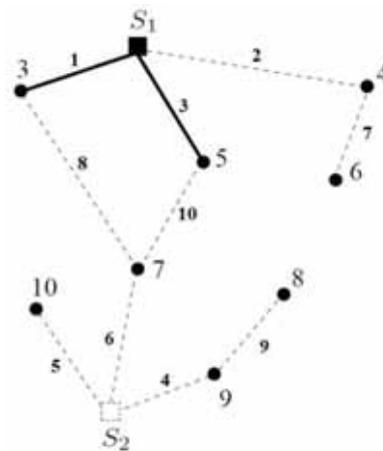
- Enumerar em ordem crescente cada barra conforme se distancia da barra de subestação;

Fim Repetir Até Que;

4.4 Codificação do problema: Representação das Propostas de Soluções

Para ilustrar e facilitar o entendimento da codificação utilizada neste trabalho, será utilizado um sistema ilustrativo que contém dez barras, dez ramos (dois já existentes) e duas subestações (uma existente), mostrado na Figura 28. Este sistema pode ser encontrado em (Oliveira, 2010).

Figura 28 – Sistema inicial.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Os pontos de consumo (barras de carga) são representados por círculos e as barras de subestações por quadrados, sendo que o quadrado em tracejado representa a subestação que poderá ser construída. As linhas contínuas representam circuitos já construídos e as linhas tracejadas representam rotas possíveis de construção.

Para representar a numeração dos circuitos e quais barras estão ligadas a eles, utilizou-se um conjunto de circuitos, formado por três elementos :

l - representa a numeração do circuito;

k - representa a barra de inicial do circuito;

m - representa a barra final do circuito.

A representação de quais circuitos existentes (de custo zero) e quais foram construídos durante o processo iterativo é feita por dois vetores:

n_{ij}^0 - representa os circuitos já construídos no sistema (de custo zero);

$n_{i,j}^+$

- representa os circuitos que foram construídos no sistema pelo processo iterativo.

Cada vetor tem caráter binário, onde o valor “1” representa a existência de um circuito (n_{ij}^0) ou construção (n_{ij}^+) e o valor “0” representa que não existe (n_{ij}^0) ou não foi construído (n_{ij}^+) um circuito em determinada rota (l, k, m). Para representar qual tipo de condutor foi utilizado na construção de um circuito, faz-se uso de um vetor (t_{ij}) que indica qual o tipo de condutor foi utilizado no circuito. Neste exemplo, supõe-se que podem ser utilizados dois tipos de condutores. Portanto, o exemplo da Figura 28 tem o seguinte vetor n_{ij}^0 na Figura 29:

Figura 29 – Vetor binário n_{ij}^0 .

$n_{ij}^0 =$	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0
$n_{ij}^+ =$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$t_{ij} =$	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0
$l =$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$k =$	S_1	S_1	S_1	S_2	S_2	S_2	4	3	9	5
$m =$	3	4	5	9	10	7	6	7	8	7

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Para representar as subestações construídas pelo processo iterativo, também se faz uso de um conjunto i que representa a numeração das barras do sistema e um vetor m_i^+ para representar a subestação construída ou repotenciada. Portanto, o exemplo da Figura 28 tem o seguinte vetor m_i^+ na Figura 30:

Figura 30 – Vetor binário m_i^+ .

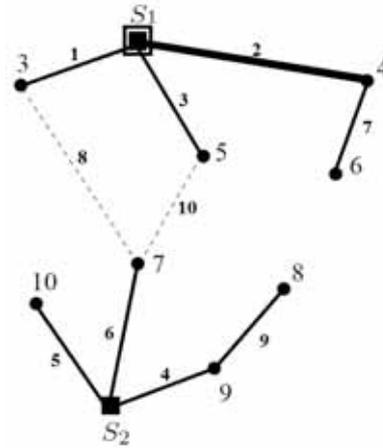
$m_i^+ =$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$i =$	$S1$	$S2$	3	4	5	6	7	8	9	10

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Suponha-se que o processo iterativo construa esta proposta de solução para o sistema da Figura 31. A partir da proposta apresentada na Figura 31, houve necessidade de construção de uma subestação nova S_2 e a repotenciação da subestação S_1 . No circuito $l = 2$ foi escolhido

o condutor do tipo 2, enquanto que os demais foram construídos com o tipo 1. Portanto, para proposta de solução representada na Figura 31, a codificação é mostrada na Figura 32.

Figura 31 – Proposta de solução fornecida pelo processo iterativo.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 32 – Codificação da proposta de solução.

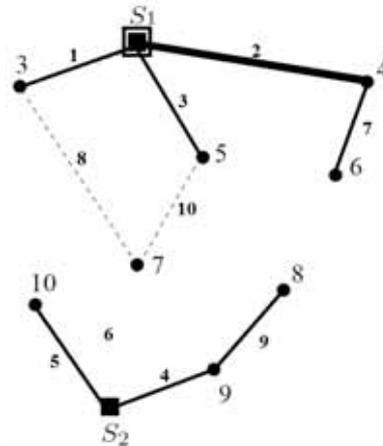
$n_{ij}^0 =$	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0
$n_{ij}^+ =$	0	1	0	1	1	1	1	0	1	0
$t_{ij} =$	1	2	1	0	0	0	0	0	0	0
$l =$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$k =$	S_1	S_1	S_1	S_2	S_2	S_2	4	3	9	5
$m =$	3	4	5	9	10	7	6	7	8	7
$m_i^+ =$	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
$i =$	$S1$	$S2$	3	4	5	6	7	8	9	10

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Cada proposta de solução será avaliada através da função objetivo de custo total do sistema, que é composta pelos custos de expansão do sistema (configuração encontrada pela metaheurística) e os custos operacionais (ponto de operação fornecido pela resolução do PNL).

Para efeito de exemplificação, considere a Figura 31 como a solução inicial produzida pelo AHC. Na estrutura de vizinhança 2 para seleção de circuitos, é retirado o circuito 6 de forma aleatória, tornando o sistema desconexo, como é mostrado na Figura 33.

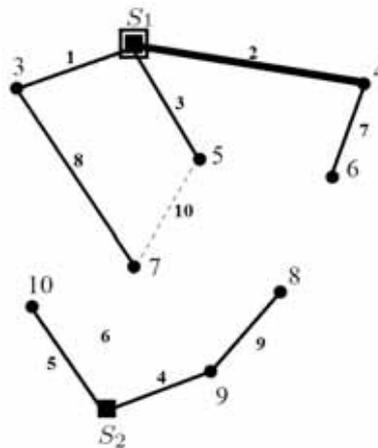
Figura 33 – Retirada do circuito 6 na estrutura de vizinhança 2.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Para que sistema se torne conexo novamente, os circuitos 8 e 10 serão utilizados para reconectar a barra 7 ao sistema, criando-se assim duas soluções vizinhas, como mostrado nas Figuras 34 e 35.

Figura 34 – Solução vizinha criada na estrutura de vizinhança 2 com adição do circuito 8.

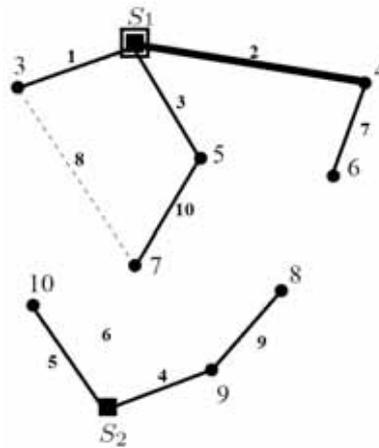


$$\begin{aligned}
 n_{ij}^0 &= \\
 n_{ij}^+ &= \\
 t_{ij} &= \\
 l &= \\
 k &= \\
 m &=
 \end{aligned}
 \begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|c|c|c|}
 \hline
 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 \hline
 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\
 \hline
 1 & 2 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 \hline
 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 7 & 8 & 9 & 10 \\
 \hline
 S_1 & S_1 & S_1 & S_2 & S_2 & S_2 & 4 & 3 & 9 & 5 \\
 \hline
 3 & 4 & 5 & 9 & 10 & 7 & 6 & 7 & 8 & 7 \\
 \hline
 \end{array}$$

$$\begin{aligned}
 m_i^+ &= \\
 i &=
 \end{aligned}
 \begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|c|c|c|}
 \hline
 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 \hline
 S_1 & S_2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 7 & 8 & 9 & 10 \\
 \hline
 \end{array}$$

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 35 – Solução vizinha criada na estrutura de vizinhança 2 com adição do circuito 10.



$$\begin{aligned}
 n_{ij}^0 &= \begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|c|c|c|} \hline 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline \end{array} \\
 n_{ij}^+ &= \begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|c|c|c|} \hline 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ \hline \end{array} \\
 t_{ij} &= \begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|c|c|c|} \hline 1 & 2 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline \end{array} \\
 l &= \begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|c|c|c|} \hline 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 7 & 8 & 9 & 10 \\ \hline \end{array} \\
 k &= \begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|c|c|c|} \hline S_1 & S_1 & S_1 & S_2 & S_2 & S_2 & 4 & 3 & 9 & 5 \\ \hline \end{array} \\
 m &= \begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|c|c|c|} \hline 3 & 4 & 5 & 9 & 10 & 7 & 6 & 7 & 8 & 7 \\ \hline \end{array}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 m_i^+ &= \begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline \end{array} \\
 i &= \begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|c|c|c|} \hline S_1 & S_2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 7 & 8 & 9 & 10 \\ \hline \end{array}
 \end{aligned}$$

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Neste capítulo, foi apresentado passo a passo, a partir dos dados iniciais do problema, a codificação de uma proposta de solução do problema de PSD utilizando a metodologia proposta.

5 RESULTADOS

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos para o problema de PSD utilizando a metaheurística VNS. São apresentados testes para diferentes sistemas que podem ser encontrados na literatura e seus dados são apresentados no Apêndice A. Os sistemas testados foram os sistemas de 23, 54, 136, 202 e 417 barras.

Os tempos de processamento foram obtidos utilizando um computador pessoal Intel Core 2 Duo®, 2.2 Ghz, 4 GB RAM. O algoritmo VNS proposto foi implementado na linguagem de modelagem matemática AMPL (*A Modeling Language for Mathematical Programming*), o *solver* utilizado para resolver os problemas de programação não-linear foi o KNITRO 7.0. O parâmetro N_{max} de critério de parada foi de vinte transições entre as estruturas de vizinhança para a seleção de circuitos após a melhora da solução incumbente x^* .

5.1 Sistema de Distribuição de 23 barras

O sistema de distribuição de 23 barras pode ser encontrado na literatura (Gómez et al., 2004), (Nahman e Peric, 2008) e (Oliveira, 2010). A tensão nominal do sistema é de 34,5kV, sendo alimentado por uma subestação de 10MVA, que supre uma área de produção de óleo com 21 barras de carga. O desvio máximo de tensão permitido é de 3%, o fator de potência médio é igual a 0,9, o custo de perdas de energia é de 0,05 US\$/kWh, e o custo de operação da subestação é de 0,01 US\$/kVAh², o fator de perdas é 0,35, a taxa de juros é de 0,1, o corte de carga permitido é de 1kVA e o horizonte de planejamento é de 20 anos. A Figura 36 mostra as rotas factíveis para a construção de circuitos. Os tipos de condutores utilizados são de alumínio 1/0 e 4/0, cujos parâmetros podem ser encontrados em (Grigsby, 2001).

Primeiro Teste: Tem como objetivo fazer uma comparação entre os resultados obtidos pelo algoritmo VNS com outras técnicas como as metaheurísticas de colônia de formigas em (Gómez et al., 2004) e *simulated annealing* em (Nahman e Peric, 2008), heurística e otimização clássica como o algoritmo heurístico construtivo e o algoritmo de *branch-and-bound* desenvolvidos em (Oliveira, 2010).

Para encontrar o ponto inicial, o AHC resolveu 22 problemas de PNL. O tempo computacional total do algoritmo foi de 2.800,97 segundos e o VNS analisou 5.853 propostas de solução. Os resultados encontrados utilizando o VNS e em outros trabalhos existentes nas

literaturas são apresentados na Tabela 1. Observa-se que a configuração obtida na fase do AHC está próxima da solução obtida pelo VNS. A Figura 37 apresenta as configurações obtidas pelo AHC e pelo VNS, onde ambas as topologias são radiais, já que o AHC sempre fornece uma solução factível de boa qualidade ao algoritmo VNS.

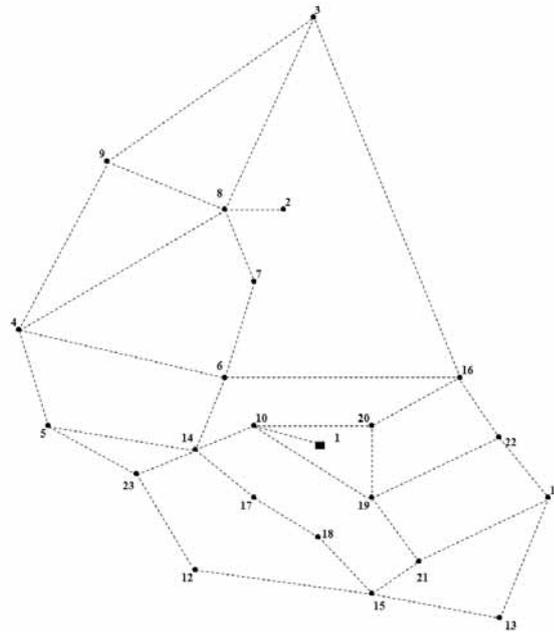
Tabela 1: Resultados obtido no Primeiro Teste (US\$) – Sistema 23 barras

Soluções	Custo de Circuitos	Custo Anual de Perdas	Custo Total
Gómez et al. (2004)	151.892	21.021	172.913
Nahman e Peric (2008)	151.892	21.021	172.899
Lavorato (2010)	151.892	20.227	172.119
1ª. Fase - AHC	158.762	19.946	177.952
2ª. Fase - VNS	151.892	20.227	172.119

Pode ser observado também que o custo de investimento dos circuitos adicionados pelo algoritmo VNS deste trabalho é igual ao obtido na literatura, sendo construído o mesmo sistema. Porém, o custo de perdas é menor em comparação a (Gómez et al., 2004) e (Nahman e Peric, 2008) e igual ao encontrado em (Oliveira, 2010). Isto ocorre porque tanto os dados do sistema quanto o modelo matemático são iguais a (Oliveira, 2010).

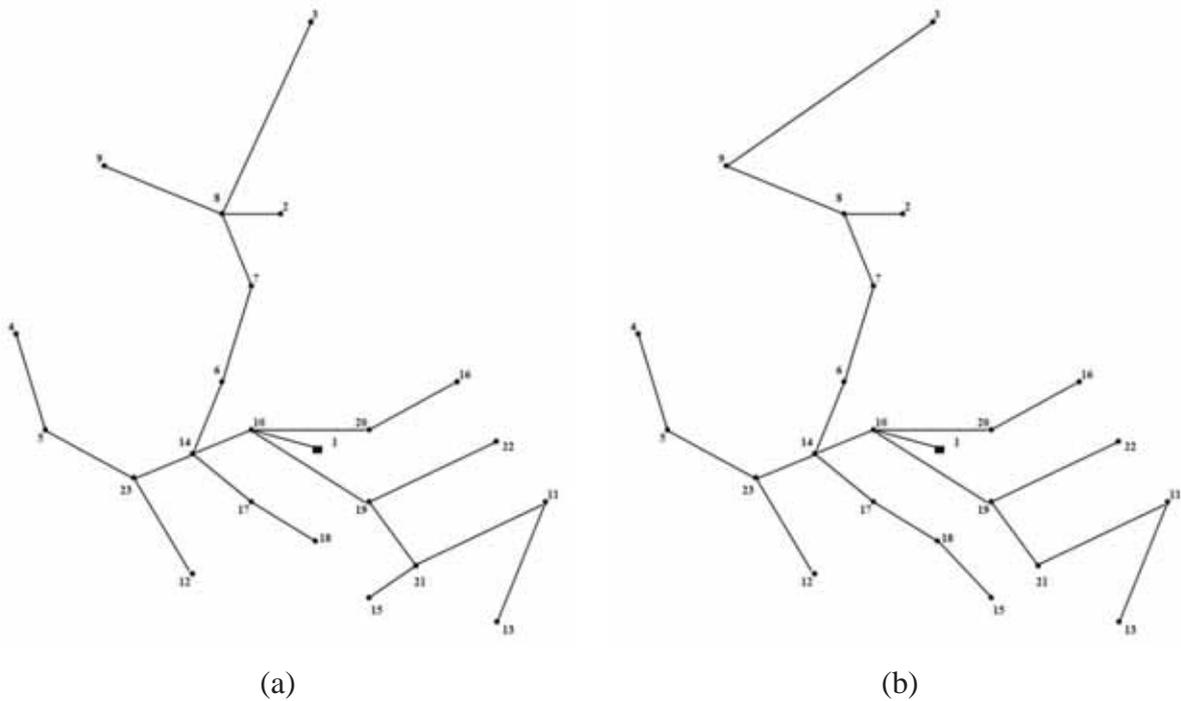
Segundo Teste: Tem como objetivo fazer o planejamento de circuitos e subestações para o mesmo sistema de 23 barras e comparar o resultado com o encontrado em (Oliveira, 2010). Para isto, alterou-se a capacidade máxima da subestação da barra 1 para 4 MVA e na barra 2 existe a possibilidade de construção de uma subestação com capacidade máxima de 4 MVA, com custo de construção de US\$1.000.000,00 e custo de operação de subestação em US\$0,01/kVAh².

Figura 36 – Sistema de 23 barras – Rotas factíveis e propostas.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 37 – Configurações obtidas pelo AHC (a) e pelo VNS (b).

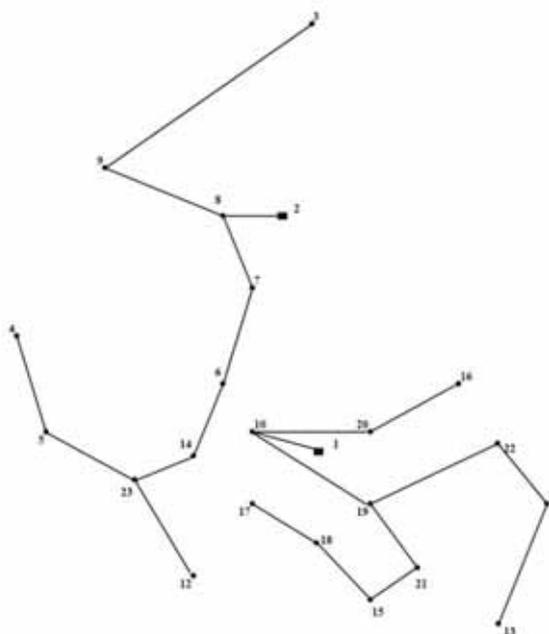


Fonte: Elaboração do próprio autor.

Para encontrar o ponto inicial, o AHC resolveu 21 problemas de PNL. O tempo computacional total do algoritmo foi de 2.796,35 segundos e o VNS analisou 5.482 propostas

de solução. O sistema construído é mostrado na Figura 38. O resultado obtido pelo algoritmo VNS foi o mesmo encontrado na literatura (Oliveira, 2010), mostrado na Tabela 2.

Figura 38 – Resultado obtido no Segundo Teste.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 2: Resultados obtidos no Segundo Teste (US\$) – Sistema 23 barras

Soluções	Custo de Circuitos	Custo Anual de Perdas	Custo de subestações	Custo Anual de operação	Custo Total
Lavorato (2010)	149.712	14.259	1.000.000	6.492.761	7.656.733
AHC	164.635	11.065	1.000.000	6.540.646	7.716.346
VNS	149.712	14.259	1.000.000	6.492.761	7.656.733

5.2 Sistema de Distribuição de 54 barras

Este sistema de distribuição pode ser encontrado na literatura (Oliveira, 2010) e (Miranda et al., 1994), possui tensão nominal do sistema é 13,5 kV, com um fornecimento total de 1,078 MVA para 50 barras de carga. O teste a seguir tem o objetivo de planejar a rede de distribuição considerando duas subestações existentes com possibilidade de repotenciação e construção de duas novas subestações. O sistema já possui 17 circuitos construídos e 44 possibilidades de rotas para construção de novos circuitos. O desvio máximo de tensão é de 5%, o fator de potência médio é igual a 0,9, o fator e o custo de perdas de energia são 0,35 e

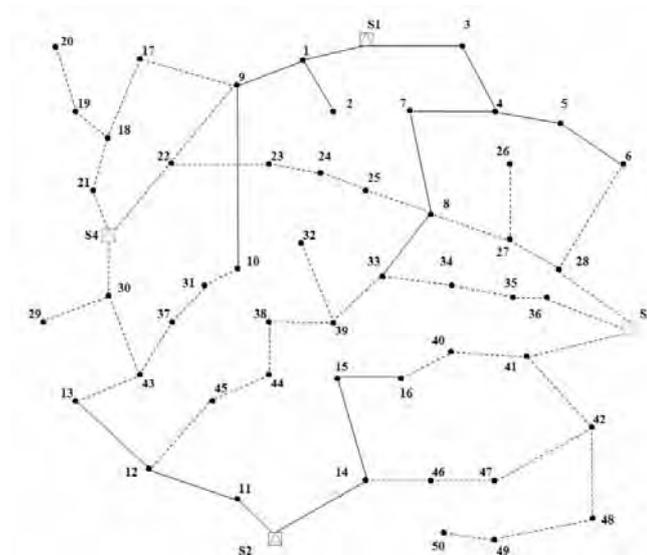
0,05 US\$/kVAh respectivamente, a taxa de juros é de 10%, o custo de operação das subestações é de 0,001 US\$/kVAh² e o período de planejamento é de 20 anos. Na tabela 3 são apresentados os resultados obtidos neste trabalho e os resultados encontrados na literatura, observando-se que os resultados encontrados pelo VNS são iguais ao apresentado na literatura. O AHC resolveu 33 problemas de PNL, encontrando uma solução bastante próxima daquela encontrada pelo VNS. O tempo computacional total do algoritmo foi de 8.017,55 segundos e o VNS realizou 8.039 propostas de solução.

Tabela 3: Resultados obtidos para o sistema de 54 barras (US\$)

Soluções	Custo de Circuitos	Custo Anual de Perdas	Custo de subestações	Custo Anual de operação	Custo Total
Lavorato (2010)	39.580	2.672	540.000	2.933.183	3.515.435
AHC	39.452	3.121	540.000	2.937.780	3.520.353
VNS	39.580	2.672	540.000	2.933.183	3.515.435

A Figura 39 apresenta a topologia do sistema de 54 barras cujas linhas pontilhadas representam as rotas factíveis onde os circuitos podem ser construídos e as linhas contínuas os circuitos já existentes.

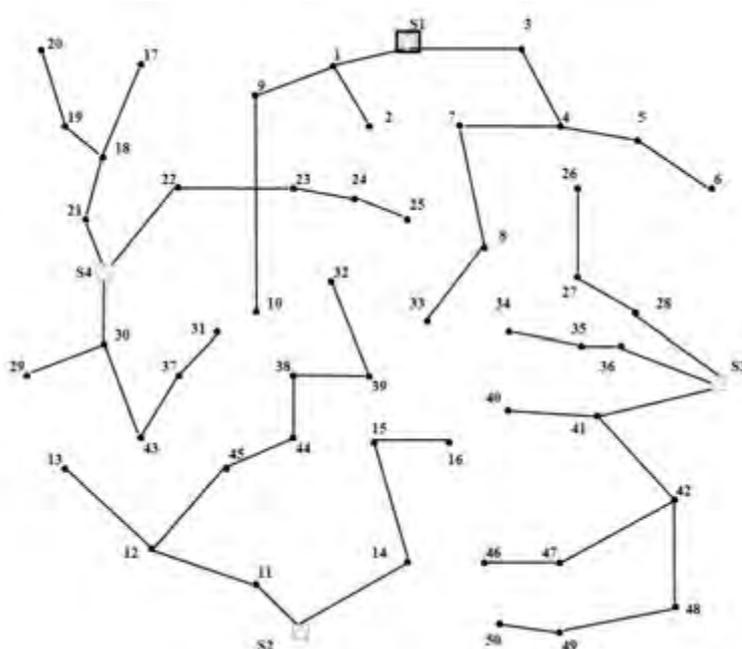
Figura 39 – Sistema de 54 barras – Circuitos existentes e rotas factíveis propostas.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

No resultado da Figura 40, Observa-se que a topologia encontrada possui quatro sistemas distintos e independentes respeitando assim a condição de não interligação das subestações. Neste sistema foi necessário construir as subestações S3 e S4 e a repotenciar a subestação S1 para atender a demanda do sistema, solução também encontrada em (Oliveira, 2010), cujo modelo matemático utilizado foi o mesmo adotado neste trabalho, proporcionando os mesmos resultados.

Figura 40 – Sistema de 54 barras – Resultado encontrado.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

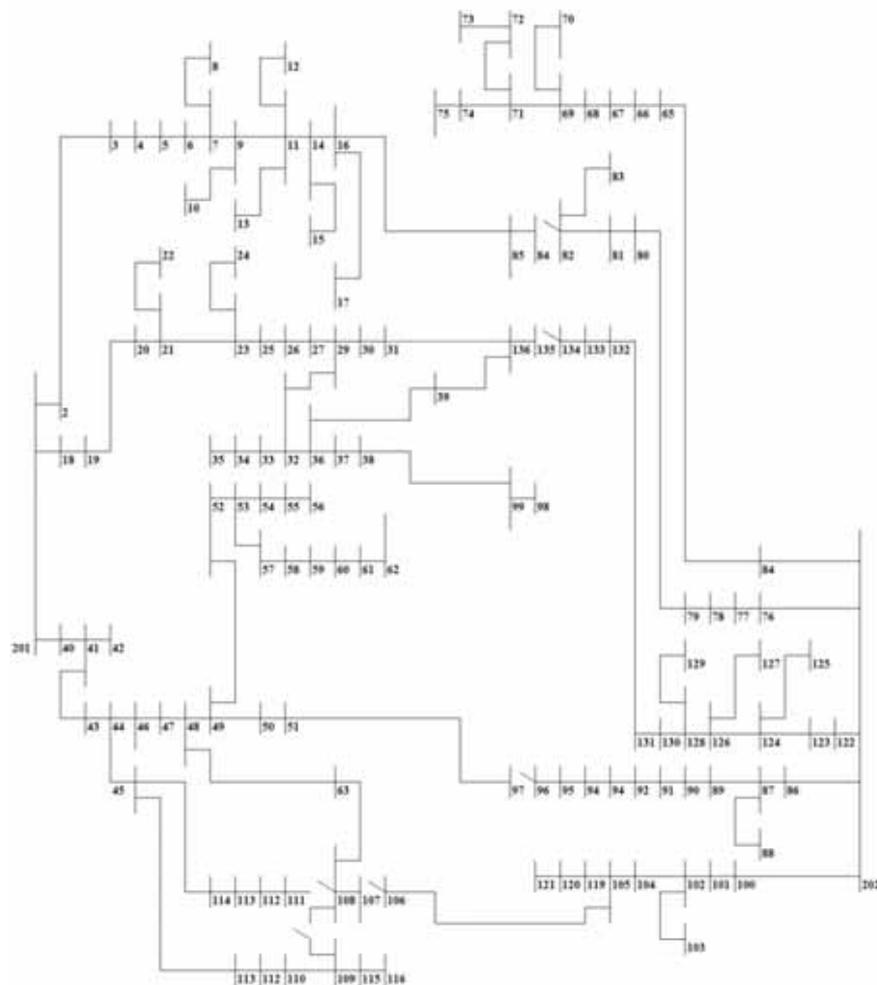
5.3 Sistema de Distribuição de 136 barras

Este teste consiste em uma construção de novos circuitos para transferência de cargas, cujos dados são encontrados em (Pereira, 2009) e (Oliveira, 2010). O sistema possui duas subestações, com capacidade de 15MVA (barra 201) e 10MVA (barra 202), sendo que esta última operando com capacidade máxima. O planejamento consiste em transferir cargas para a subestação da barra 201 através de abertura de chaves dos circuitos da barra 202 e construção de novas rotas para transferência destas cargas. A tensão nominal é de 13,4kV, limite de subtensão é de 7% e 5% de sobretensão, fator de potência médio de 0,92, custo e fator de perdas são 0,1 US\$/kWh e 0,35 respectivamente, taxa de juros de 10%, custo de operação das subestações de 0,1US\$/kVAh², limite de corte de carga em 1kVA e um horizonte de planejamento de 20 anos. A Figura 41 mostra a configuração inicial do sistema e

as rotas e subestações factíveis para a expansão do mesmo. A Figura 42 apresenta o resultado encontrado pelo VNS. Observa-se na Tabela 4 que os resultados encontrados pelo VNS são iguais ao apresentado na literatura (Oliveira, 2010), cujo modelo matemático é o mesmo utilizado para este trabalho.

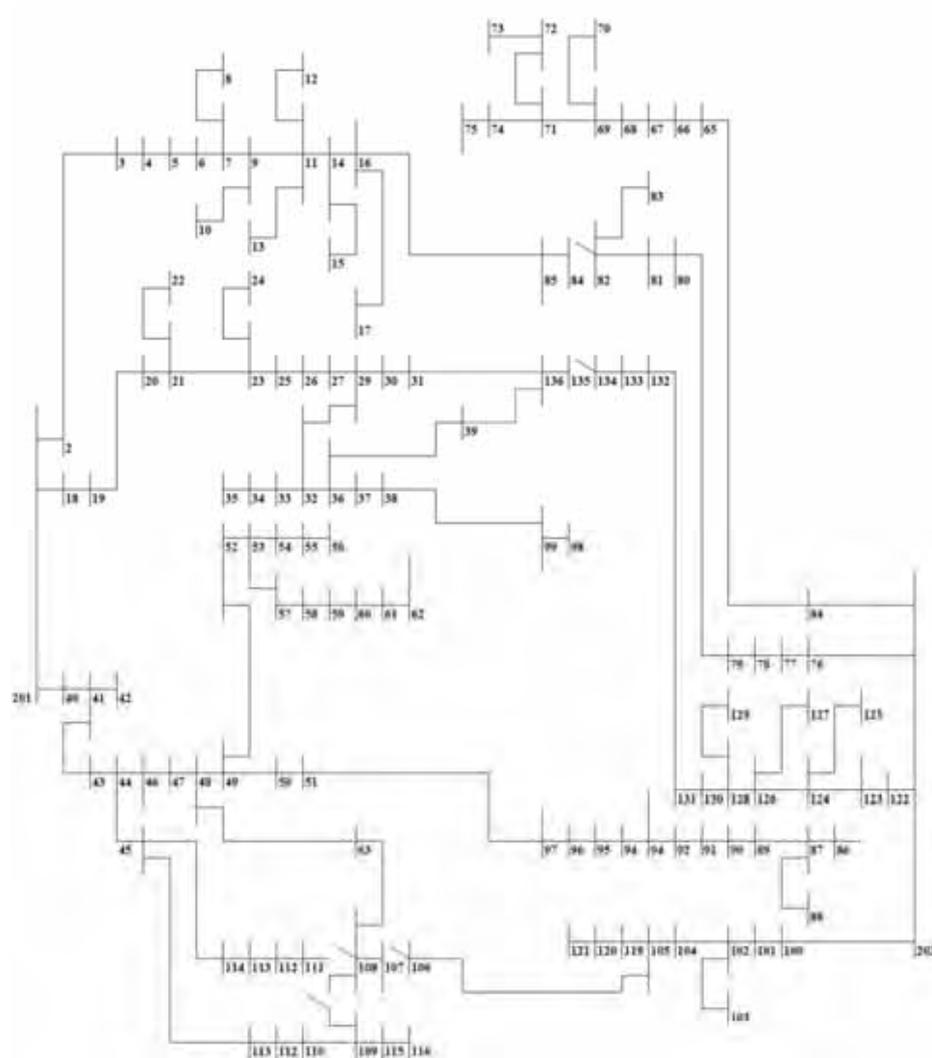
Para encontrar a solução inicial, o AHC resolveu 73 problemas de PNL. O tempo computacional total do algoritmo foi de 21.424,3 segundos e o VNS realizou 8.183 iterações. Na solução final, pode ser observado que o VNS sugeriu a construção dos novos circuitos: 16-85, 39-136, 38-99, 45-114, 45-118 e 63-118; e abertura das chaves dos circuitos 82-84, 98-99, 106-107, 108-109, 108-111 e 134-135, procurando assim a configuração que proporcionasse redução de perdas ativas e menor custo de construção de novos circuitos. Pelos resultados encontrados, pode-se observar que o AHC encontrou uma solução próxima daquela encontrada pelo VNS.

Figura 41 – Sistema de 136 barras – Circuitos existentes e propostas de rotas factíveis.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 42 – Sistema de 136 barras – Resultado obtido.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 4: Resultados obtidos para o sistema de 136 barras (US\$)

Soluções	Custo de Circuitos	Custo Anual de Perdas	Custo Anual de operação	Custo Total
(Oliveira, 2010)	4.000	11.167	5.491.719	5.506.885
AHC	4.760	11.633	5.520.895	5.537.288
VNS	4.000	11.167	5.491.719	5.506.885

5.4 Sistema de Distribuição de 202 barras

Este sistema de distribuição pode ser encontrado na literatura (Bernal, 1998), porém para este trabalho foi modificado para considerar a construção de uma nova subestação na barra 202. Possui tensão nominal de 10 kV, uma subestação com capacidade máxima de 12,5 MVA com possibilidade de repotenciação, ou a construção de uma subestação de 6,3 MVA com custo de U\$662.400,00.

O limite de subtensão é de 7% e o de sobretensão é de 5%, o fator de potencia médio é igual a 0,9, o fator e o custo de perdas de energia são 0,25 e 0,1 US\$/kVAh respectivamente, a taxa de juros é de 10% e o período de planejamento é de 20 anos. Foram utilizados cabos 3x1x400 Al, 3x150 Al, 3x1x240 Al, 3x1x400 Al duplo circuito e LA 180 duplo circuito.

Neste caso, para mostrar a eficiência do algoritmo VNS, na solução inicial obtida pelo AHC, foi utilizado apenas um tipo de condutor, sendo escolhido aquele que possuía maior capacidade de corrente, encontrando-se uma solução muito distante da solução final encontrada pelo VNS.

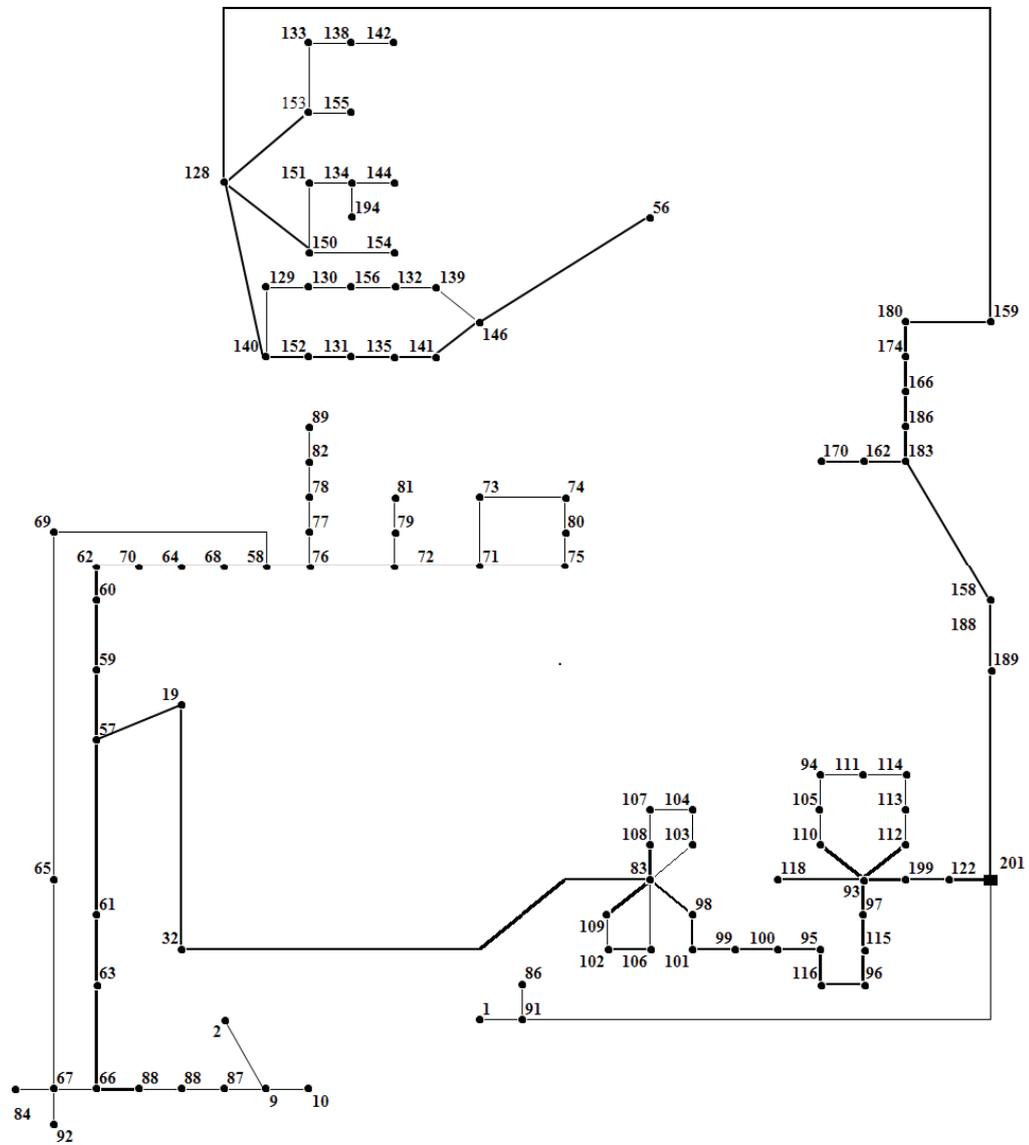
Na Figura 43 são mostrados os 107 circuitos já construídos na rede inicial. Na Figura 44 são apresentadas as rotas factíveis para construção de circuitos e a subestação que pode ser construída na barra 202. Na Tabela 5 são apresentados os resultados obtidos pelo algoritmo VNS. Na Figura 45 tem-se a configuração encontrada pelo algoritmo VNS. O AHC resolveu 200 problemas de PNL para encontrar a solução inicial. O tempo computacional total do algoritmo foi de 69.580,08 segundos e o VNS avaliou 17.394 propostas de solução.

A solução final escolhida pelo VNS, mostrada na Figura 45, propõe a construção de uma nova subestação na barra 202, o que pode-se concluir que para este sistema, esta solução proporciona o menor custo em comparação com a repotenciação da subestação na barra 201, que necessitaria de condutores de maior bitola (mais caros) e circuitos mais longos, conduzindo maiores correntes e, conseqüentemente, produziria maiores perdas ativas. Observa-se também que a solução do VNS possui dois sistemas radiais e independentes.

Tabela 5: Resultados obtidos para o sistema de 202 barras (US\$)

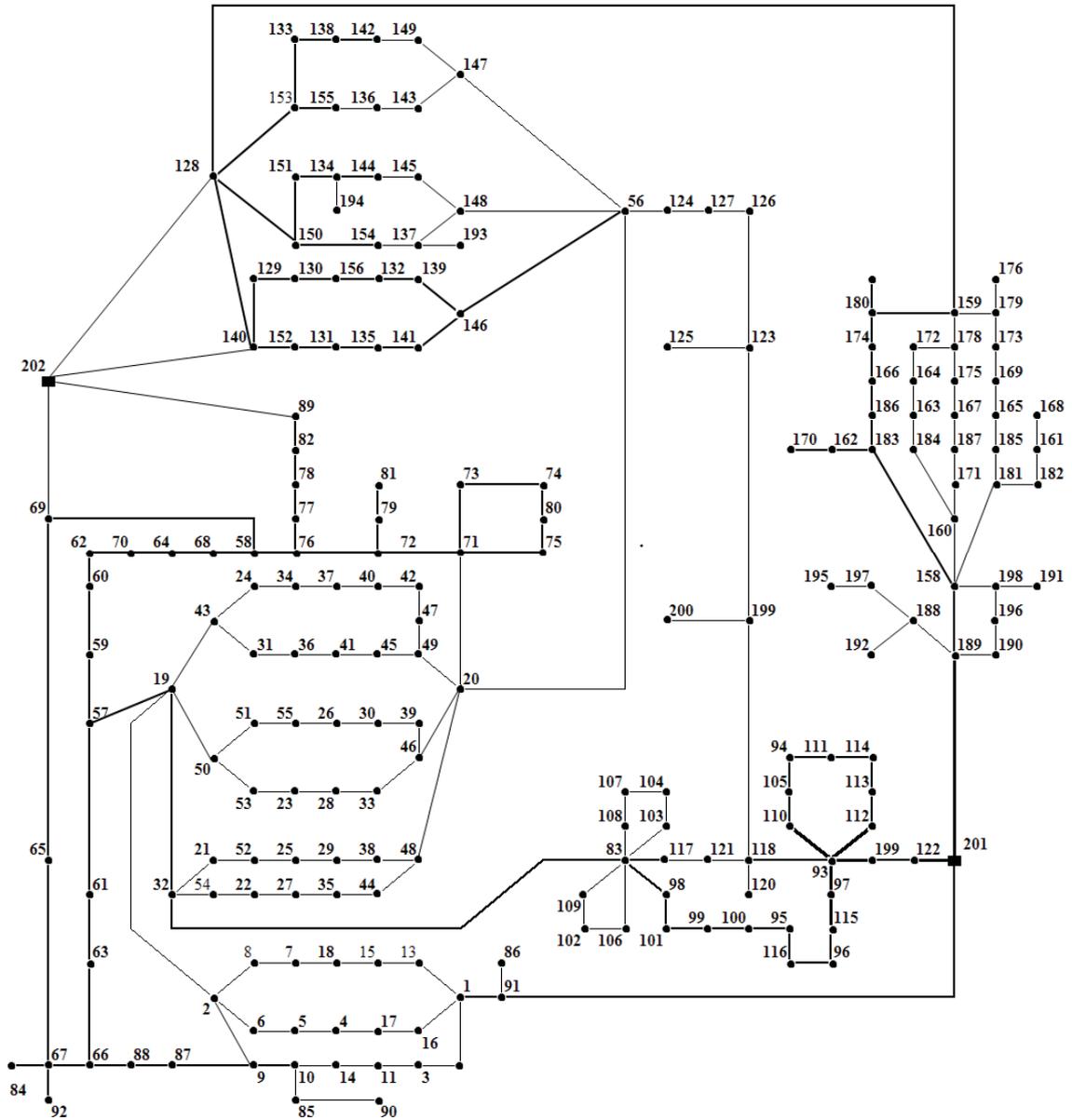
Sistema	Custo de Circuitos	Custo Anual de Perdas	Custo Anual de subestação	Custo Total
AHC	4.566.382	2.798	662.400	4.635.420
VNS	1.951.352	3.291	662.400	2.617.043

Figura 43 – Sistema de 202 barras – Circuitos existentes.



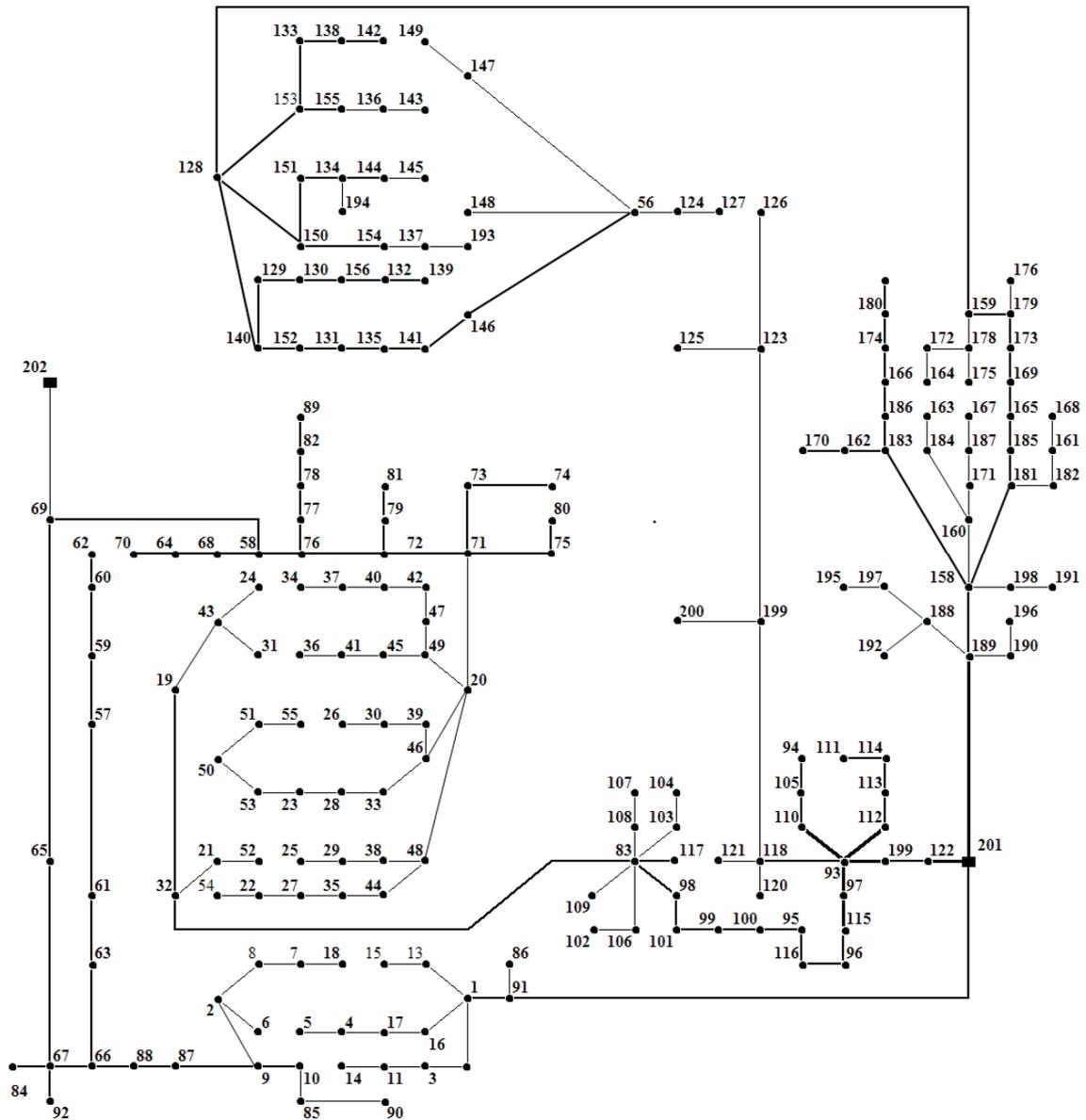
Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 44 – Sistema de 202 barras – Rotas factíveis.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 45 – Resultado final.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

5.5 Sistema de Distribuição de 417 barras

Este sistema de distribuição pode ser encontrado na literatura (Bernal, 1998). Possui tensão nominal de 10 kV, duas subestações com capacidade máxima de cada uma de 40 MVA com possibilidade de construção de uma terceira subestação de 31,5 MVA com custo de construção de US\$2.701.350,00. Na Figura 46 é mostrado o sistema inicial e na Figura 47 são mostrados as 385 possibilidades de rotas para construção de novos circuitos e a possibilidade de construção de uma subestação na barra 416.

O limite de subtensão é de 7% e o de sobretensão é de 5%, o fator de potencia médio é igual a 0,9, o fator e o custo de perdas de energia são 0,25 e 0,1 US\$/kVAh respectivamente, a taxa de juros é de 10% e o período de planejamento é de 20 anos. Foram utilizados cabos 3x1x400 Al, 3x150 Al e 3x1x400 Al duplo circuito. Na Tabela 5.6 são apresentados os resultados obtidos pelo algoritmo VNS.

Assim como foi feito no teste para o sistema de 202 barras, na solução inicial obtida pelo AHC, foi utilizado novamente apenas um tipo de condutor, sendo escolhido aquele que possuía maior capacidade de corrente, encontrando-se uma solução muito distante da solução final encontrada pelo VNS.

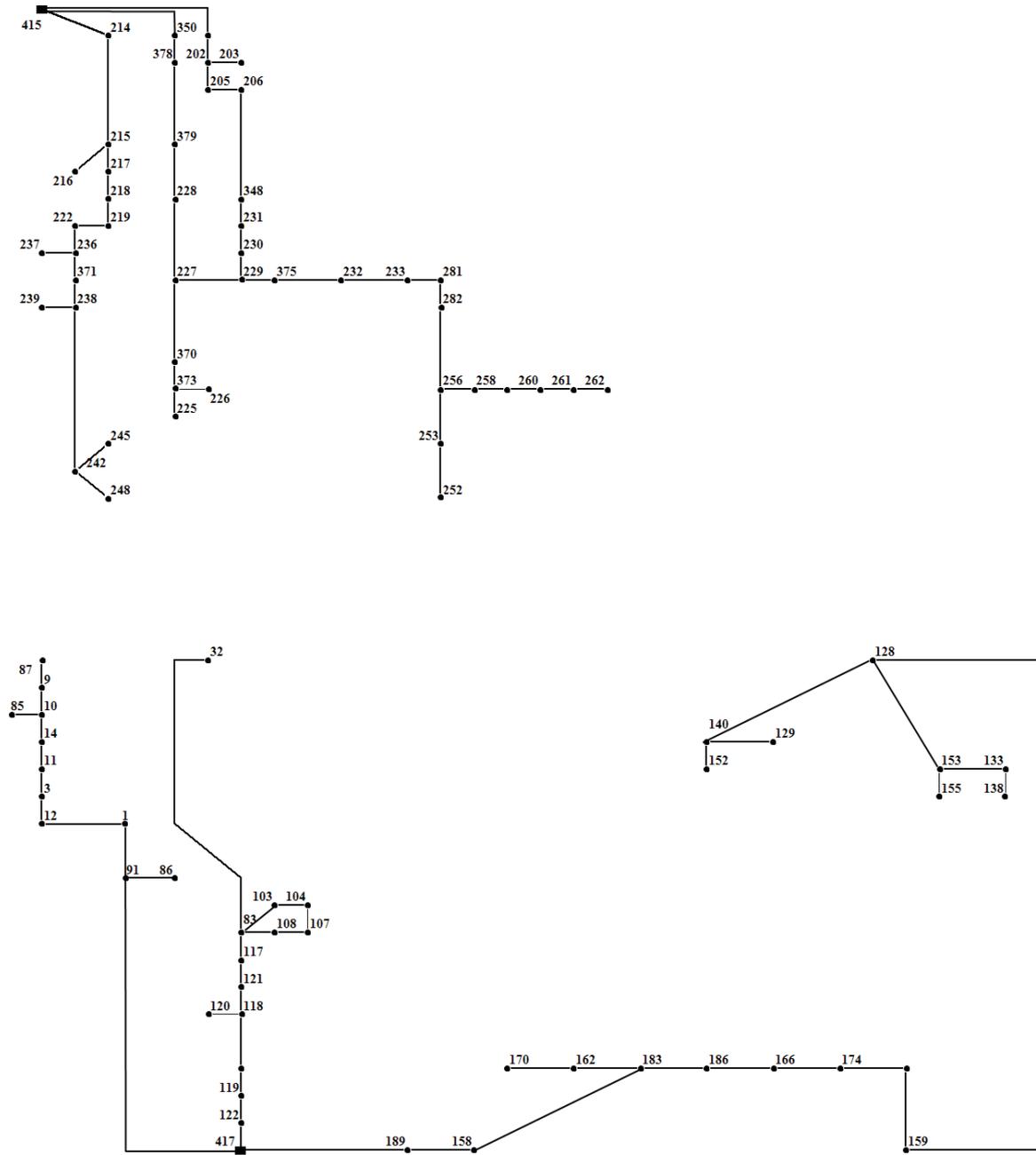
O AHC resolveu 414 problemas de PNL. O tempo computacional total do algoritmo foi de 83.748,12 segundos e o VNS avaliou 18.567 propostas de solução.

Na solução final obtida pelo VNS, mostrada na Figura 48, pode-se observar que foram construídos três sistemas radiais e independentes e a necessidade de construção da subestação da barra 416 para atender a demanda. O VNS também selecionou condutores de bitola maior na construção do circuito que vai da barra da subestação 416 até a barra 369 para atender ao fluxo de potência demandado ao longo deste caminho.

Tabela 1: Resultados obtidos para o sistema de 417 barras (US\$)

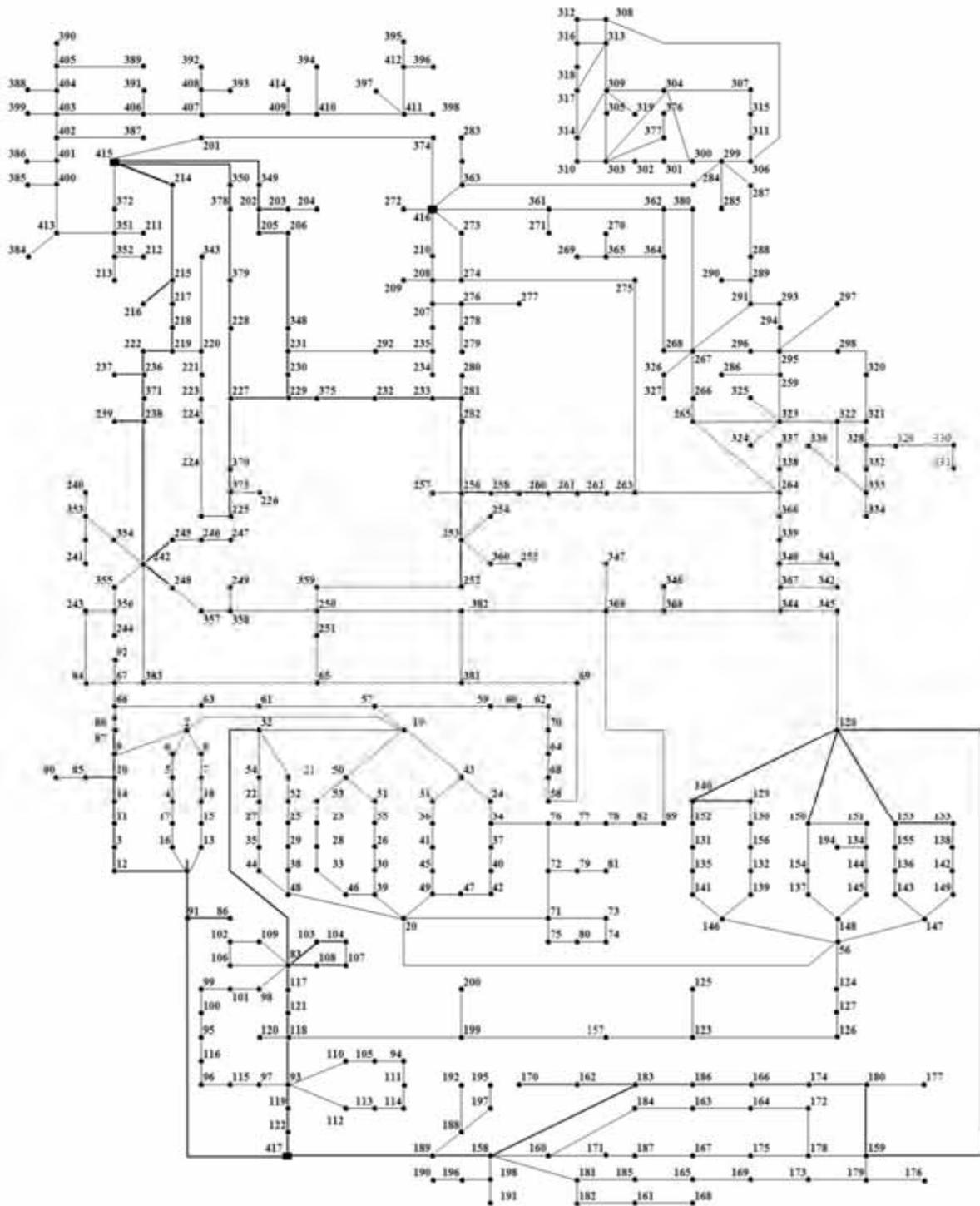
Sistema	Custo de Circuitos	Custo Anual de Perdas	Custo de construção de subestação	Custo Total
AHC	14.729.260	5.180	2.701.350	17.431.128
VNS	6.287.880	5.738	2.701.350	8.994.968

Figura 46 – Sistema de 417 barras – Circuitos já construídos.



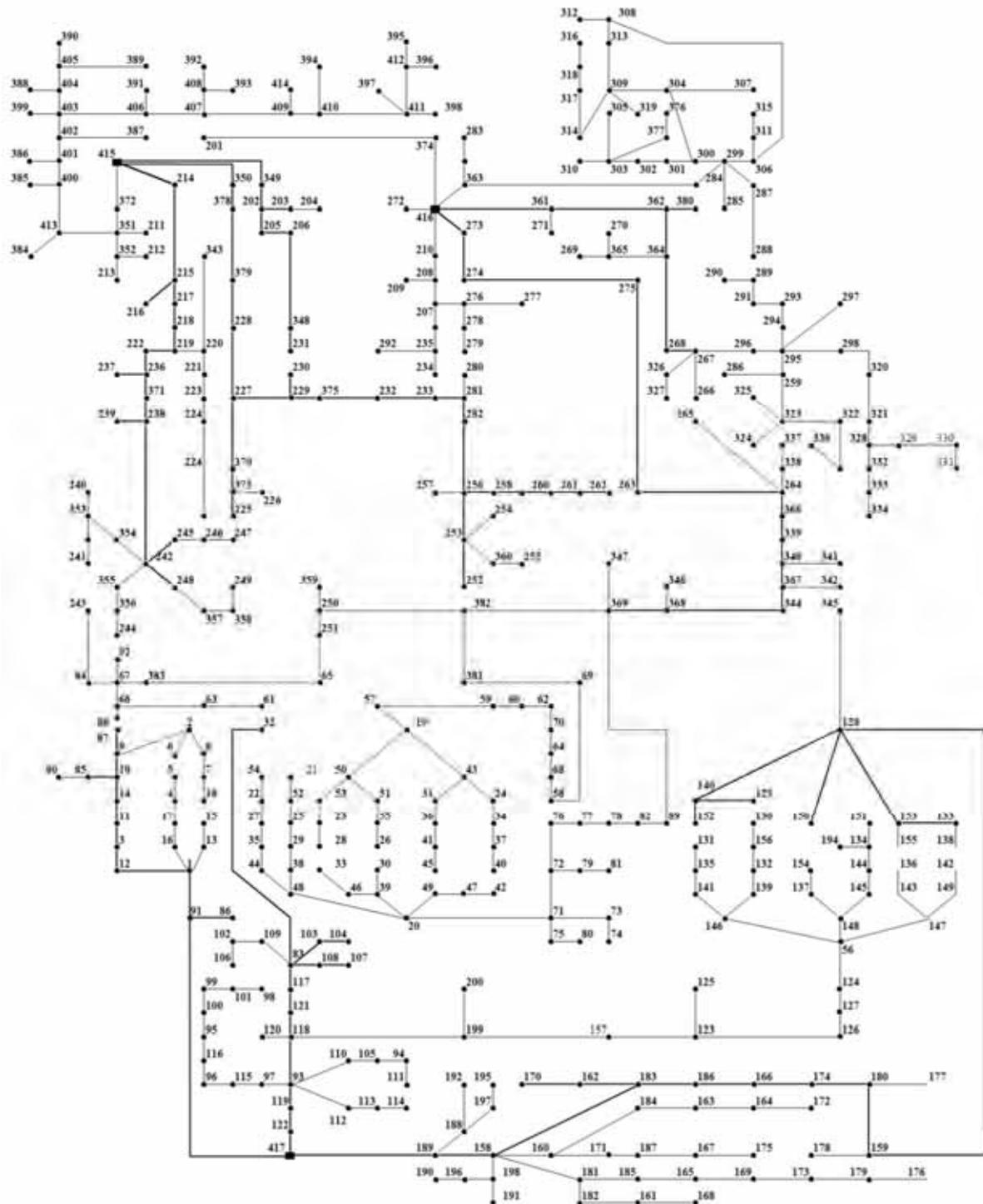
Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 47 – Sistema de 417 barras e rotas factíveis propostas e subestação candidata.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 48 – Resultado final obtido.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

6 CONCLUSÕES

Foi apresentada neste trabalho uma metodologia para a solução do problema de planejamento da expansão de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando a metaheurística de Busca em Vizinhança Variável, tendo um Algoritmo Heurístico Construtivo para fornecer uma solução inicial a esta metaheurística. O objetivo foi o planejamento da construção ou repotenciação das subestações e construção ou recondutoramento de circuitos considerando diferentes tipos de condutores.

O algoritmo heurístico construtivo apresentou vantagens como robustez e capacidade de encontrar soluções factíveis de boa qualidade, melhorando o desempenho da metaheurística.

A metaheurística VNS mostrou-se muito fácil de ser implementada e pode ser adaptada de forma adequada e intuitiva para o problema de PSD. A versão do VNS implementada neste trabalho (Variable Neighborhood Decomposition Search - VNDS) permitiu explorar de forma eficiente o espaço de busca do problema de PSD modelado neste trabalho, já que foi possível examinar de forma adequada um número considerável de diferentes configurações nas diferentes estruturas de vizinhança, podendo ser feita uma análise custo-benefício de diferentes cenários para construção ou repotenciação de subestações e de recondutoramento do sistema.

Os resultados encontrados utilizando a metodologia proposta neste trabalho apresentam topologias radiais e independentes, respeitando a condição de não interconexão de um sistema entre duas ou mais subestações. Resultados encontrados para os sistemas de 23, 54 e 136 barras foram comparados com os existentes na literatura, o que mostrou a eficiência da metodologia proposta neste trabalho.

Foram realizados testes para sistemas de 202 e 417 barras, que mostram o bom desempenho e grande potencial do algoritmo VNS para encontrar soluções para sistemas de grande porte.

No intuito de implementar de maneira simples o modelo matemático utilizado neste trabalho, foi utilizado o programa de modelagem matemática AMPL (*A Modeling Language for Mathematical Programming*). A vantagem desta linguagem é sua eficiência na parte de implementação, com muitas funções que permitem ao usuário escrever modelos matemáticos

e sub-rotinas de maneira muito rápida e eficiente, além da possibilidade de utilizar *solvers* comerciais. A desvantagem é a utilização de um tempo computacional relativamente elevado para execução das sub-rotinas, fato que foi evidenciado na execução de sistemas de grande porte com banco de dados de tamanho elevado, onde sub-rotinas muito simples e de poucas linhas de programação necessitaram de tempo computacionais altos. Porém, esta característica é menos importante para o problema de planejamento (que não necessitam de respostas rápidas, mas sim de respostas de excelente qualidade) e para o escopo deste trabalho, que está focado para o desenvolvimento de uma metaheurística VNS para o problema de PSD e sua viabilidade para sistemas de grande porte.

6.1 Trabalhos Futuros

Um aperfeiçoamento do algoritmo VNS apresentado neste trabalho podem ser consideradas as seguintes sugestões:

- Utilizar um modelo matemático que considera elementos como Banco de Capacitores (BC) e Reguladores de Tensão (RT) e adaptar a metaheurística VNS implementada, criando estruturas de vizinhança para seleção de BC's e RT's.
- Considerar fatores de confiabilidade.
- Utilizar linguagens de programação como FORTRAN, C++ e MatLab para proporcionar maior desempenho de processamento.

REFERÊNCIAS

- ADAMS, R. N.; LAUGHTON, M. A. Optimal planning of power networks using mixed-integer programming. *Proceedings of Institution of Electrical Engineers*, London, v. 121, n. 2, p. 139-147, 1974.
- AOKI, K. et al. New approximate optimization method for distribution system planning. *IEEE Transactions on Power Systems*, Piscataway, v. 5, n. 1, p. 126-132, Feb. 1990.
- AUGUGLIARO, A.; DUSONCHET, L.; SANSEVERINO, E. R. An evolutionary parallel tabu search approach for distribution systems reinforcement planning. *Advanced Engineering Informatics*, Oxford, v. 16, n. 3, p. 205-215, Aug. 2002.
- BERNAL-AGUSTÍN, L. *Aplicación de algoritmos genéticos al diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica*. 1998. 355 f. Tesis (Doctoral) – Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad de Zaragoza, Zaragoza, España, 1998.
- BHOWMIK S.; GOSWAMI S. K.; BHATTACHERJEE, P. K. Distribution system planning through combined heuristic and quadratic programming approach. *Electric Machines and Power Systems*, Philadelphia, v. 28, n. 1, p. 87-103, Jan. 2000.
- BYRD, R. H.; HRIBAR, M. E.; NOCEDAL, J. An interior point method for large scale nonlinear programming. *SIAM Journal on Optimization*, Philadelphia, v. 9, n. 4, p. 877-900, 1999.
- BYRD, R. H.; GILBERT, J. C.; NOCEDAL, J. A trust region method based on interior point techniques for nonlinear programming. *Mathematical Programming: Series A*, Heidelberg, v. 89, n. 1, p. 149-185, 2000.
- BYRD, R. H. et al. An algorithm for nonlinear optimization using linear programming and equality constrained subproblems. *Mathematical Programming: Series B*, Heidelberg, v. 100, n. 1, p. 27-48, 2004.
- BYRD, R. H.; NOCEDAL, J.; E WALTZ, R. A. Knitro: an integrated package for nonlinear optimization. In: DI PILLO, G.; ROMA, M. (Eds.). *Large-scale nonlinear optimization: Workshop on Large Scale Nonlinear Optimization*. New York: Springer, 2006. p. 35-59.
- COSSI, A. M. *Planejamento de redes de distribuição de energia elétrica de média e baixa tensão*. 2008. 232 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2008.
- CRAWFORD, D. L.; HOLT, S. B. A mathematical optimization technique for locating and sizing distribution substations, and deriving their optimal service areas. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Piscataway, PAS-94, n. 2, p. 230-235, 1974.

FRANCO, J. F.; ROMERO, R.; LAVORATO, M. Planejamento multiestágio de sistemas de distribuição usando busca tabu e uma estratégia de decomposição. In: IEEE/PES 2010 TRANSMISSION DISTRIBUTION CONFERENCE AND EXPOSITION LATIN AMERICA, 2010, São Paulo. *Annals...* São Paulo: Ed. da USP, 2010. v. 1, p. 1-8.

GÓMEZ, J. F. et al. Ant colony system algorithm for the planning of primary distribution circuits. *IEEE Transactions on Power Systems*, Piscataway, v. 19, n. 2, p. 996-1004, 2004.

GÖNEN, T. *Electric power distribution systems engineering*. New York: McGraw-Hill, 1986.

GOSWAMI, S. K. Distribution system planning using branch exchange technique. *IEEE Transactions on Power Systems*, Piscataway, v. 12, n. 2, p. 718-723, 1997.

GRIGSBY, L. L. *Electric power engineering handbook*. Boca Raton: CRC Press, 2001.

KAGAN, N.; OLIVEIRA, C. C. B.; ROBBA, E. J. *Introdução aos sistemas de distribuição de energia elétrica*. São Paulo: Edgard Blucher, 2005. 328 p.

KNIGHT, U. G. W. The logical design of electrical networks using linear programming methods. *Proceedings of the IEE - Part A: Power Engineering*, Herts, v. 107, n. 33, p. 306-314, June 1960.

JONNAVITHULA, S.; E BILLINTON, R. Minimum cost analysis of feeder routing in distribution system planning. *IEEE Transactions on Power Delivery*, Piscataway, v. 11, n. 4, p. 1935-1940, Aug. 2004.

MASUD, E. An interactive procedure for sizing and timing distribution substations using optimization techniques. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Piscataway, PAS-93, n. 5, p. 1281-1286, 1974.

MARTINS, V. F. *Planejamento da expansão de sistemas de distribuição considerando incertezas e geração distribuída*. 2009. 191 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-Graduação e Pesquisa de Engenharia – COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2009.

MARTINS, W. A. *Busca em vizinhança variável aplicado na solução do problema de planejamento da expansão do sistema de transmissão de energia elétrica*. 2009. 85 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2009.

MENDOZA, F. *Diseño multiobjetivo y multietapa de sistemas de distribución de energía eléctrica aplicando algoritmos evolutivos*. 2010. 224 f. Tesis (Doctoral) – Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad de Zaragoza, Zaragoza, 2010.

MENDOZA, F.; BERNAL AGUSTÍN, J. L.; DOMÍNGUEZ-NAVARRO, J. A. NSGA and SPEA applied to multi objective design of power distribution systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, Piscataway, v. 21, n. 4, p. 1938-1945, Nov. 2006.

- MIGUEZ, E. et al. An improved branch-exchange algorithm for large-scale distribution network planning. *IEEE Transactions on Power Systems*, Piscataway, v. 17, n. 4, p. 931-936, Nov. 2002.
- MLADENOVIC, N.; HANSEN, P. Variable neighborhood search. *Computers and Operations Research*, Oxford, v. 24, 1097-1100, 1997.
- NAHMAN, J. M.; PERIC, D. M. Optimal planning of radial distribution networks by simulated annealing technique. *IEEE Transactions on Power Systems*, Piscataway, v. 23, n. 2, p. 790-795, May 2008.
- NAJAFI, S. et al. A framework for optimal planning in large distribution networks. *IEEE Transactions on Power Systems*, Piscataway, v. 24, n. 2, p. 1019-1028, May 2009.
- NARA, K. et al. Algorithm for expansion planning in distribution systems taking faults into consideration. *IEEE Transactions on Power Systems*, Piscataway, v. 9, n. 1, p. 324-330, Feb. 1994.
- PROENÇA, L. B. *Algoritmos genéticos no planejamento da expansão de distribuição de energia elétrica*. 1993. 170 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia elétrica) - Faculdade de Engenharia, Universidade do Porto, Porto, Portugal, 1993.
- QUEIROZ, L. M. O. *Estimação e análise das perdas técnicas na distribuição de energia elétrica*. 2010. 155 f. Tese (Doutorado) – Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2010.
- PAIVA, P. C. et al. Integral planning of primary-secondary distribution systems using mixed integer linear programming. *IEEE Transactions on Power Systems*, Piscataway, v. 20, n. 2, p. 1134-1143, May 2005.
- PEREIRA, C. A. N. *Alocação ótima de reguladores de tensão em redes de distribuição de energia elétrica*. 2009. 106 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2009.
- PONNAVAIKKO, M.; RAO P. Distribution system planning through a quadratic mixed integer programming approach. *IEEE Transactions on Power Delivery*, Piscataway, v. 2, n. 4, p. 1157-1163, Oct. 1987.
- RAMIREZ-ROSADO, I. J; DOMINGUEZ-NAVARRO, J. A. New multi objective tabu search algorithm for fuzzy optimal planning of power distribution systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, Piscataway, v. 21, n. 1, p. 224-233, Feb. 2006.
- RIDER FLORES, M. J. *Planejamento da expansão de sistemas de transmissão usando modelos cc-ca e técnicas de programação não-linear*. 2006. 215 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2006.

ZVIETCOVICH, W. G. *Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando a metaheurística busca em vizinhança variável*. 2006. 93 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2006.

APÊNDICE

Dados dos Sistemas de Distribuição Testados

APÊNDICE A - Sistema de 23 barras

Dados de Barra

Barra	S_D (kVA)	S^0 (kVA)	Barra	S_D (kVA)	S^0 (kVA)
1	0	10.000	13	320	-
2	0	-	14	320	-
3	640	-	15	320	-
4	320	-	16	320	-
5	320	-	17	320	-
6	320	-	18	320	-
7	320	-	19	320	-
8	320	-	20	320	-
9	320	-	21	320	-
10	320	-	22	320	-
11	320	-	23	320	-
12	320	-			

Dados de Condutores

Tipo	Capacidade A	Resistência Ω /km	Reatância Ω /km	Custo US\$/km
1	230	0,6045	0,429	10.000
4	340	0,3017	0,402	40.000

Dados de Circuito

Barra De	Barra Para	Comp. km	Barra De	Barra Para	Comp. km	Barra De	Barra Para	Comp. km
1	10	0,20209	6	14	0,81772	13	15	0,62291
2	8	0,07560	6	16	1,17520	14	17	0,44821
3	8	2,70790	7	8	0,68661	14	23	0,48604
3	9	1,82020	8	9	2,05670	15	18	0,57114
3	16	4,22370	10	14	0,42971	15	21	0,60687
4	5	0,94020	10	19	0,59489	16	20	0,50185
4	6	1,50170	10	20	0,69728	16	22	0,94829
4	8	2,30530	11	13	0,50527	17	18	0,44113
4	9	3,44790	11	21	0,63941	19	20	0,73027
5	14	1,01620	11	22	0,69245	19	21	0,55500
5	23	0,64091	12	15	0,98085	19	22	0,58266
6	7	0,81807	12	23	0,67855			

Fonte: Oliveira (2010).

APÊNDICE B - Sistema de 54 barras

Dados de Barra

Barra	S_D kVA	S^0 kVA	S kVA	Custo US\$	Barra	S_D kVA	S^0 kVA	S kVA	Custo US\$
101	0,0000	167	167	100.000	24	50,090	-	-	-
102	0,0000	167	133	80.000	25	89,900	-	-	-
103	0,0000	-	222	200.000	26	119,867	-	-	-
104	0,0000	-	222	240.000	27	150,270	-	-	-
1	420,405	-	-	-	28	69,778	-	-	-
2	150,270	-	-	-	29	139,989	-	-	-
3	69,778	-	-	-	30	260,292	-	-	-
4	110,023	-	-	-	31	69,778	-	-	-
5	260,292	-	-	-	32	169,956	-	-	-
6	69,778	-	-	-	33	290,259	-	-	-
7	100,180	-	-	-	34	119,867	-	-	-
8	190,079	-	-	-	35	89,900	-	-	-
9	119,867	-	-	-	36	29,967	-	-	-
10	290,259	-	-	-	37	210,202	-	-	-
11	29,967	-	-	-	38	110,023	-	-	-
12	180,236	-	-	-	39	100,180	-	-	-
13	110,023	-	-	-	40	139,989	-	-	-
14	100,180	-	-	-	41	89,900	-	-	-
15	139,989	-	-	-	42	119,867	-	-	-
16	190,079	-	-	-	43	130,146	-	-	-
17	69,778	-	-	-	44	139,989	-	-	-
18	119,867	-	-	-	45	80,056	-	-	-
19	139,989	-	-	-	46	180,236	-	-	-
20	80,056	-	-	-	47	100,180	-	-	-
21	180,236	-	-	-	48	80,056	-	-	-
22	110,023	-	-	-	49	50,090	-	-	-
23	100,180	-	-	-	50	80,056	-	-	-

Dados de Condutores

Tipo	Capacidade A	Resistência Ω/km	Reatância Ω/km	Custo US\$/km
1	90	6,660673	4,593557	4.000
2	110	5,322794	4,494030	7.000

Dados de Circuito

Barra De	Barra Para	Comp. km	Barra De	Barra Para	Comp. km	Barra De	Barra Para	Comp. km
1	101	0,281	21	18	0,312	38	44	0,312
3	101	0,218	21	104	0,250	39	38	0,343
4	3	0,312	22	104	0,375	32	39	0,406
7	4	0,250	22	9	0,468	33	39	0,281
5	4	0,312	23	22	0,343	34	33	0,187
8	7	0,312	24	23	0,281	35	34	0,218
6	5	0,250	25	24	0,218	36	35	0,218
9	1	0,343	8	25	0,281	36	103	0,250
2	1	0,312	27	8	0,375	28	103	0,312
10	9	0,718	26	27	0,343	41	103	0,312
14	102	0,375	28	27	0,312	40	41	0,375
15	14	0,375	28	6	0,500	16	40	0,250
16	15	0,281	30	104	0,281	42	41	0,375
11	102	0,281	29	30	0,312	48	42	0,250
12	11	0,312	43	30	0,406	49	48	0,375
13	12	0,437	37	43	0,250	50	49	0,218
8	33	0,468	31	37	0,187	47	42	0,312
20	19	0,312	10	31	0,312	46	47	0,312
19	18	0,250	43	13	0,375	14	46	0,343
18	17	0,406	45	12	0,250	38	44	0,312
17	9	0,430	44	45	0,218	39	38	0,343

Fonte: Oliveira (2010).

APÊNDICE C - Sistema de 136 barras

Dados de Barra

Barra	S_D kVA	S⁰ kVA	Barra	S_D kVA	S⁰ kVA
201	0,0000	15.000	44	128,0344	-
202	0,0000	10.000	45	67,6823	-
2	0,0000	-	46	187,1305	-
3	51,4225	-	47	498,0610	-
4	45,7950	-	48	285,6108	-
5	93,6563	-	49	256,0687	-
6	335,0451	-	50	0,0000	-
7	160,2193	-	51	118,6276	-
8	256,8657	-	52	0,0000	-
9	67,0486	-	53	79,0810	-
10	134,0893	-	54	280,7353	-
11	150,8473	-	55	75,1274	-
12	125,7156	-	56	23,7248	-
13	268,1984	-	57	0,0000	-
14	313,5349	-	58	22,2953	-
15	326,8763	-	59	163,5181	-
16	231,8113	-	60	239,6999	-
17	213,7290	-	61	100,3421	-
18	0,0000	-	62	0,0000	-
19	0,0000	-	63	246,2178	-
20	0,0000	-	64	0,0000	-
21	33,5348	-	65	316,4328	-
22	257,0954	-	66	89,3439	-
23	67,0717	-	67	89,3439	-
24	257,0954	-	68	111,6811	-
25	134,1404	-	69	189,8586	-
26	0,0000	-	70	89,3439	-
27	63,4259	-	71	234,5329	-
28	405,9162	-	72	25,0697	-
29	0,0000	-	73	5,4619	-
30	138,7486	-	74	78,1756	-
31	63,4259	-	75	436,9400	-
32	0,0000	-	76	0,0000	-
33	95,1409	-	77	108,8098	-
34	0,0000	-	78	154,7972	-
35	441,6142	-	79	104,3150	-
36	0,0000	-	80	326,3331	-
37	201,6401	-	81	153,4064	-
38	269,5598	-	82	303,9558	-
39	83,8349	-	83	94,8333	-
40	0,0000	-	84	264,8550	-
41	1,2540	-	85	269,0936	-
42	6,8146	-	86	264,8550	-
43	0,0000	-	87	269,0936	-

Dados de Barra (Continuação)

Barra	S _D kVA	S ⁰ kVA	Barra	S _D kVA	S ⁰ kVA
86	0,0000	10.000	112	66,0977	-
87	97,6204	-	113	49,5476	-
88	1235,2657	-	114	0,0000	-
89	497,8233	-	115	170,6002	-
90	418,3810	-	116	0,0000	-
91	0,0000	-	117	271,6974	-
92	86,4656	-	118	0,0000	-
93	94,8333	-	119	74,5133	-
94	0,0000	-	120	34,8348	-
95	80,3755	-	121	66,3457	-
96	252,0390	-	122	0,0000	-
97	154,0364	-	123	105,3248	-
98	0,0000	-	124	55,4974	-
99	83,0345	-	125	137,0916	-
100	0,0000	-	126	87,2119	-
101	55,7429	-	127	161,9340	-
102	65,0315	-	128	23,7860	-
103	9,8460	-	129	83,2485	-
104	2,0920	-	130	253,7099	-
105	18,1765	-	131	39,6421	-
106	1636,2734	-	132	277,4892	-
107	339,9826	-	133	352,5436	-
108	86,7080	-	134	371,5778	-
109	55,7429	-	135	277,4892	-
110	0,0000	-	136	0,0000	-
111	219,8776	-			

Dados de Condutores

Tipo	Resistência Ω/km	Reatância Ω /km	Custo US\$/km
1	0,80680	0,70376	0
2	0,80680	0,70376	4.000

Datos de Circuito

Barra De	Barra Para	Comp. km	Tipo	n^0	Barra De	Barra Para	Comp. km	Tipo	n^0
201	2	0,8354	1	1	47	48	0,1557	1	1
2	3	0,0047	1	1	48	49	0,2879	1	1
3	4	0,5617	1	1	49	50	0,4010	1	1
4	5	0,2501	1	1	50	51	0,4009	1	1
5	6	0,3917	1	1	49	52	0,1133	1	1
6	7	0,4106	1	1	52	53	0,0661	1	1
7	8	0,2879	1	1	53	54	0,1510	1	1
7	9	0,0802	1	1	54	55	0,0755	1	1
9	10	0,5890	1	1	55	56	0,0519	1	1
9	11	0,1537	1	1	53	57	0,2737	1	1
11	12	0,4497	1	1	57	58	0,2891	1	1
11	13	0,9699	1	1	58	59	0,4712	1	1
11	14	0,1671	1	1	59	60	0,5675	1	1
14	15	0,5675	1	1	60	61	0,3748	1	1
14	16	0,0802	1	1	61	62	0,2356	1	1
16	17	0,3320	1	1	48	63	0,3492	1	1
201	18	0,8354	1	1	202	64	0,0189	1	0
18	19	0,0047	1	1	64	65	0,6796	1	0
19	20	0,5616	1	1	65	66	0,9628	1	0
20	21	0,2737	1	1	66	67	0,8306	1	0
21	22	0,8031	1	1	67	68	0,8259	1	0
21	23	0,4578	1	1	68	69	0,4295	1	0
23	24	0,3427	1	1	69	70	0,6318	1	0
23	25	0,0614	1	1	69	71	0,1463	1	0
25	26	0,1133	1	1	71	72	0,7924	1	0
26	27	0,0472	1	1	72	73	1,1565	1	0
27	28	0,1631	1	1	71	74	0,1699	1	0
28	29	0,0334	1	1	74	75	1,3992	1	0
29	30	0,2142	1	1	202	76	0,0283	1	0
30	31	0,4497	1	1	76	77	1,8359	1	0
29	32	0,0802	1	1	77	78	0,5663	1	0
32	33	0,1071	1	1	78	79	0,5239	1	0
33	34	0,4712	1	1	79	80	0,1180	1	0
34	35	0,1285	1	1	80	81	0,8755	1	0
32	36	0,1069	1	1	81	82	0,4812	1	0
36	37	0,4176	1	1	82	83	0,6425	1	0
37	38	0,2998	1	1	82	84	0,1537	1	0
36	39	0,0802	1	1	84	85	0,6425	1	0
201	40	0,8354	1	1	202	86	0,0283	1	0
40	41	0,2973	1	1	86	87	1,0525	1	0
41	42	3,1323	1	1	87	88	0,1721	1	0
41	43	0,0047	1	1	87	89	1,1044	1	0
43	44	0,1746	1	1	89	90	0,0795	1	0
44	45	0,9209	1	1	90	91	0,1935	1	0
44	46	0,1605	1	1	92	93	0,2124	1	0
46	47	0,3304	1	1	93	94	0,3351	1	0

Dados de Circuito (Continuação)

Barra De	Barra Para	Comp. km	Tipo	n^0	Barra De	Barra Para	Comp. km	Tipo	n^0
94	95	0,4143	1	0	122	123	1,6330	1	0
95	96	0,3074	1	0	123	124	0,1133	1	0
96	97	0,3742	1	0	124	125	0,5565	1	0
94	98	0,2596	1	0	124	126	0,0519	1	0
98	99	0,3398	1	0	126	127	0,5997	1	0
202	100	0,0236	1	0	126	128	0,2454	1	0
100	101	0,4248	1	0	128	129	0,2973	1	0
101	102	0,2973	1	0	128	130	0,3492	1	0
102	103	2,4168	1	0	130	131	0,1086	1	0
102	104	1,1469	1	0	131	132	0,2313	1	0
104	105	1,7510	1	0	132	133	0,4059	1	0
105	106	1,1516	1	0	133	134	0,5346	1	0
106	107	0,3328	1	0	134	135	0,5614	1	0
107	108	0,3500	1	0	135	136	0,4143	1	0
108	109	0,6211	1	0	12	75	0,1800	2	0
109	110	0,6104	1	0	16	75	0,1400	2	0
108	111	0,0746	1	0	16	85	0,1800	2	0
111	112	0,5354	1	0	17	85	0,1900	2	0
112	113	0,9744	1	0	31	136	0,1500	2	0
113	114	0,6425	1	0	39	136	0,1100	2	0
109	115	0,8781	1	0	38	99	0,1100	2	0
115	116	1,2207	1	0	56	99	0,1400	2	0
110	117	1,2130	1	0	62	99	0,1500	2	0
117	118	0,5354	1	0	62	97	0,2000	2	0
105	119	0,8118	1	0	51	97	0,3000	2	0
119	120	0,3681	1	0	45	114	0,2000	2	0
120	121	0,3115	1	0	45	118	0,3000	2	0
202	122	0,0283	1	0	63	108	0,1000	2	0

Fonte: Oliveira (2010).

APÊNDICE D - Sistema de 202 barras

Dados de Barra

Barra	S_D kVA	S^0 kVA	S kVA	Custo US\$	Barra	S_D kVA	S^0 kVA	S kVA	Custo US\$
201	0,00	12.500	6.300	662.400	43	0,01	-	-	-
202	0,00	-	6.300	662.400	44	135,00	-	-	-
1	0,01	-	-	-	45	135,00	-	-	-
2	135,00	-	-	-	46	135,00	-	-	-
3	0,01	-	-	-	47	96,46	-	-	-
4	0,01	-	-	-	48	86,40	-	-	-
5	126,83	-	-	-	49	0,01	-	-	-
6	56,75	-	-	-	50	135,00	-	-	-
7	92,21	-	-	-	51	135,00	-	-	-
8	0,01	-	-	-	52	135,00	-	-	-
9	135,00	-	-	-	53	0,27	-	-	-
10	135,00	-	-	-	54	46,87	-	-	-
11	86,40	-	-	-	55	135,00	-	-	-
12	54,83	-	-	-	56	13,50	-	-	-
13	74,86	-	-	-	57	86,40	-	-	-
14	78,76	-	-	-	58	55,46	-	-	-
15	0,01	-	-	-	59	0,01	-	-	-
16	0,01	-	-	-	60	67,12	-	-	-
17	86,40	-	-	-	61	79,32	-	-	-
18	32,62	-	-	-	62	135,00	-	-	-
19	13,50	-	-	-	63	86,40	-	-	-
20	0,56	-	-	-	64	105,91	-	-	-
21	216,00	-	-	-	65	134,43	-	-	-
22	86,40	-	-	-	66	86,40	-	-	-
23	86,40	-	-	-	67	113,73	-	-	-
24	86,40	-	-	-	68	57,56	-	-	-
25	135,00	-	-	-	69	63,34	-	-	-
26	115,60	-	-	-	70	189,89	-	-	-
27	0,43	-	-	-	71	133,73	-	-	-
28	86,40	-	-	-	72	42,79	-	-	-
29	270,00	-	-	-	73	132,43	-	-	-
30	86,40	-	-	-	74	54,00	-	-	-
31	86,40	-	-	-	75	0,01	-	-	-
32	50,40	-	-	-	76	54,83	-	-	-
33	133,73	-	-	-	77	48,65	-	-	-
34	216,00	-	-	-	78	90,50	-	-	-
35	135,00	-	-	-	79	146,65	-	-	-
36	86,40	-	-	-	80	216,00	-	-	-
37	0,01	-	-	-	81	23,22	-	-	-
38	0,01	-	-	-	82	135,00	-	-	-
39	107,18	-	-	-	83	3,35	-	-	-
40	135,00	-	-	-	84	58,05	-	-	-
41	77,62	-	-	-	85	113,54	-	-	-
42	63,63	-	-	-	86	23,22	-	-	-

Dados de Barra (Continuação)

Barra	S_D kVA	S^0 kVA	S kVA	Custo US\$	Barra	S_D kVA	S^0 kVA	S kVA	Custo US\$
87	0,0000	-	-	-	132	135,00	-	-	-
88	97,6204	-	-	-	133	86,40	-	-	-
89	1235,2657	-	-	-	134	86,40	-	-	-
90	497,8233	-	-	-	135	0,00	-	-	-
91	418,3810	-	-	-	136	93,95	-	-	-
92	0,0000	-	-	-	137	9,16	-	-	-
93	86,4656	-	-	-	138	135,00	-	-	-
94	94,8333	-	-	-	139	38,89	-	-	-
95	0,0000	-	-	-	140	60,73	-	-	-
96	80,3755	-	-	-	141	170,10	-	-	-
97	252,0390	-	-	-	142	351,00	-	-	-
98	154,0364	-	-	-	143	117,45	-	-	-
99	0,0000	-	-	-	144	22,07	-	-	-
100	83,0345	-	-	-	145	105,47	-	-	-
101	0,0000	-	-	-	146	42,09	-	-	-
102	55,7429	-	-	-	147	91,67	-	-	-
103	65,0315	-	-	-	148	56,30	-	-	-
104	9,8460	-	-	-	149	86,40	-	-	-
105	2,0920	-	-	-	150	135,00	-	-	-
106	18,1765	-	-	-	151	112,81	-	-	-
107	1636,2734	-	-	-	152	67,06	-	-	-
108	339,9826	-	-	-	153	86,40	-	-	-
109	86,7080	-	-	-	154	216,00	-	-	-
110	55,7429	-	-	-	155	61,84	-	-	-
111	0,0000	-	-	-	156	135,00	-	-	-
112	219,8776	-	-	-	157	0,01	-	-	-
113	135,00	-	-	-	158	2,92	-	-	-
113	29,94	-	-	-	159	1,13	-	-	-
114	71,01	-	-	-	160	58,22	-	-	-
115	0,01	-	-	-	161	216,00	-	-	-
116	0,01	-	-	-	162	11,43	-	-	-
117	0,01	-	-	-	163	142,02	-	-	-
118	0,01	-	-	-	164	18,06	-	-	-
119	88,45	-	-	-	165	41,39	-	-	-
120	273,79	-	-	-	166	171,17	-	-	-
121	0,01	-	-	-	167	0,01	-	-	-
122	54,83	-	-	-	168	23,22	-	-	-
123	54,83	-	-	-	169	86,96	-	-	-
124	54,83	-	-	-	170	23,22	-	-	-
125	54,83	-	-	-	171	30,23	-	-	-
126	54,83	-	-	-	172	113,61	-	-	-
127	86,40	-	-	-	173	135,00	-	-	-
128	135,00	-	-	-	174	80,14	-	-	-
129	69,06	-	-	-	175	54,83	-	-	-
130	117,23	-	-	-	176	135,00	-	-	-
131	135,00	-	-	-	177	216,00	-	-	-

Dados de Barra (Continuação)

Barra	S_D kVA	S^0 kVA	S kVA	Custo US\$	Barra	S_D kVA	S^0 kVA	S^0 kVA	Custo US\$
178	0,01	-	-	-	190	0,01	-	-	-
179	86,40	-	-	-	191	146,29	-	-	-
180	21,13	-	-	-	192	23,22	-	-	-
181	91,13	-	-	-	193	23,22	-	-	-
182	58,64	-	-	-	194	23,22	-	-	-
183	135,00	-	-	-	195	23,22	-	-	-
184	71,00	-	-	-	196	0,01	-	-	-
185	95,96	-	-	-	197	23,22	-	-	-
186	91,10	-	-	-	198	0,00	-	-	-
187	0,01	-	-	-	199	0,00	-	-	-
188	186,30	-	-	-	200	58,05	-	-	-
189	0,01	-	-	-					

Dados de Condutores

Tipo	Capacidade kVA	Resistência Ω /km	Reatância Ω /km	Custo US\$/km
1	8.920,06	0.102	0.0950	10.751
2	4.416,73	0.257	0.0870	9.083
6	7.188,01	0.161	0.1060	9.624
13	17.840,12	0.051	0.0475	21.501
14	7.361,22	0.196	0.3600	36.000

Dados de Circuito

Barra De	Barra Para	Comp. km	Barra De	Barra Para	Comp. km	Barra De	Barra Para	Comp. km
65	67	0,180	116	96	0,110	45	41	0,070
69	65	0,175	97	93	0,110	45	49	0,100
58	69	0,147	115	97	0,170	20	48	0,370
67	84	0,080	56	146	0,430	38	29	0,320
67	92	0,230	152	140	0,250	48	38	0,240
59	57	0,030	146	141	0,290	52	21	0,110
64	70	0,195	141	135	0,220	29	25	0,150
68	64	0,085	131	152	0,240	25	52	0,275
58	68	0,058	135	131	0,410	21	32	0,120
62	60	0,300	56	148	0,190	20	56	0,590
70	62	0,062	56	124	0,250	20	71	0,530
60	59	0,120	151	134	0,210	71	73	0,060
57	61	0,354	19	50	0,240	163	164	0,090
63	66	0,123	50	51	0,190	164	172	0,380
66	67	0,236	51	55	0,320	172	178	0,310
61	63	0,165	55	26	0,260	178	159	0,190
57	19	1,620	26	30	0,280	158	181	0,280
201	91	1,064	30	39	0,290	181	185	0,250
91	1	0,933	39	46	0,250	185	165	0,160
91	86	0,044	50	53	0,150	165	169	0,160
1	16	0,240	53	23	0,200	169	173	0,100
5	6	0,110	23	28	0,260	173	179	0,270
6	2	0,142	28	33	0,315	158	183	0,620
17	4	0,335	33	46	0,475	134	144	0,390
4	5	0,135	46	20	0,230	198	191	0,040
16	17	0,320	19	43	0,040	198	196	0,190
1	13	0,045	43	24	0,350	158	198	0,740
7	8	0,260	24	34	0,350	196	190	0,030
8	2	0,040	34	37	0,220	158	189	1,000
15	18	0,430	37	40	0,285	158	160	0,230
18	7	0,060	40	42	0,320	160	171	0,240
13	15	0,270	42	47	0,220	171	187	0,250
1	12	0,110	47	49	0,200	187	167	0,250
3	11	0,230	19	32	0,180	175	178	0,180
11	14	0,360	83	32	0,115	167	175	0,310
14	10	0,455	27	35	0,250	160	184	0,360
12	3	0,155	35	44	0,360	184	163	0,250
10	85	0,120	48	44	0,120	161	182	0,230
85	90	0,260	54	22	0,210	182	181	0,090
9	10	0,160	22	27	0,190	159	180	0,250
2	9	0,295	32	54	0,120	180	177	0,160
9	87	0,375	20	49	0,100	170	162	0,220
87	88	0,220	31	43	0,700	162	183	0,260
88	66	0,295	36	31	0,290	159	128	0,780
2	19	1,670	41	36	0,185	128	140	0,110

Dados de Circuito (Continuação)

Barra De	Barra Para	Comp. km	Barra De	Barra Para	Comp. km	Barra De	Barra Para	Comp. km
130	156	0,100	128	150	0,090	103	104	0,170
129	130	0,150	144	145	0,090	83	103	0,200
140	129	0,160	145	148	0,150	104	107	0,180
156	132	0,310	75	71	0,150	108	107	0,170
134	194	0,025	74	80	0,230	83	108	0,130
150	151	0,150	80	75	0,145	109	83	0,120
201	189	0,600	73	74	0,290	102	109	0,210
189	188	0,200	71	72	0,270	106	102	0,150
188	197	0,300	72	79	0,200	83	106	0,180
197	195	0,100	72	76	0,210	96	115	0,120
188	192	0,064	76	77	0,140	83	98	0,360
148	137	0,350	78	82	0,660	100	95	0,290
137	154	0,290	81	79	0,200	99	100	0,160
137	193	0,035	77	78	0,060	101	99	0,150
154	150	0,190	82	89	0,331	98	101	0,140
125	123	0,080	76	58	1,060	95	116	0,215
126	123	0,080	122	201	0,070	132	139	0,290
127	126	0,740	119	93	1,076	139	146	0,420
124	127	0,060	119	122	1,250	128	153	0,120
199	118	0,210	113	114	0,130	136	143	0,260
199	200	0,020	114	111	0,110	143	147	0,260
157	199	0,060	93	112	0,090	153	155	0,110
123	157	0,280	112	113	0,210	155	136	0,230
183	186	0,120	105	94	0,230	142	149	0,270
186	166	0,290	94	111	0,090	149	147	0,060
166	174	0,310	93	110	0,180	133	138	0,410
174	180	0,290	110	105	0,180	138	142	0,170
159	179	0,120	118	120	0,035	202	69	0,167
179	176	0,150	93	118	0,290	202	128	0,405
168	161	0,210	117	83	0,110	202	89	0,170
153	133	0,270	118	121	0,140			
147	56	0,400	121	117	0,550			

Fonte: Oliveira (2010).

APÊNDICE E - Sistema de 417 barras

Dados de Barra

Barra	S_D kVA	S^0 kVA	S kVA	Custo US\$	Barra	S_D kVA	S^0 kVA	S kVA	Custo US\$
415	0	40.000	-	2.701.350	42	64	-	-	-
416	0	-	31.500	2.701.350	43	0	-	-	-
417	0	40.000	-	2.701.350	44	135	-	-	-
1	0	-	-	-	45	135	-	-	-
2	135	-	-	-	46	135	-	-	-
3	0	-	-	-	47	96	-	-	-
4	0	-	-	-	48	86	-	-	-
5	127	-	-	-	49	0	-	-	-
6	57	-	-	-	50	135	-	-	-
7	92	-	-	-	51	135	-	-	-
8	0	-	-	-	52	135	-	-	-
9	135	-	-	-	53	0	-	-	-
10	135	-	-	-	54	47	-	-	-
11	86	-	-	-	55	135	-	-	-
12	0	-	-	-	56	14	-	-	-
13	75	-	-	-	57	86	-	-	-
14	79	-	-	-	58	55	-	-	-
15	0	-	-	-	59	0	-	-	-
16	0	-	-	-	60	67	-	-	-
17	86	-	-	-	61	79	-	-	-
18	33	-	-	-	62	135	-	-	-
19	14	-	-	-	63	86	-	-	-
20	1	-	-	-	64	106	-	-	-
21	216	-	-	-	65	134	-	-	-
22	86	-	-	-	66	86	-	-	-
23	86	-	-	-	67	114	-	-	-
24	86	-	-	-	68	58	-	-	-
25	135	-	-	-	69	63	-	-	-
26	116	-	-	-	70	190	-	-	-
27	0	-	-	-	71	134	-	-	-
28	86	-	-	-	72	43	-	-	-
29	270	-	-	-	73	132	-	-	-
30	86	-	-	-	74	54	-	-	-
31	86	-	-	-	75	0	-	-	-
32	0	-	-	-	76	55	-	-	-
33	134	-	-	-	77	49	-	-	-
34	216	-	-	-	78	91	-	-	-
35	135	-	-	-	79	147	-	-	-
36	86	-	-	-	80	216	-	-	-
37	0	-	-	-	81	0	-	-	-
38	0	-	-	-	82	135	-	-	-
39	107	-	-	-	83	64	-	-	-
40	135	-	-	-	84	0	-	-	-
41	78	-	-	-	85	135	-	-	-

Dados de Barra (Continuação)

Barra	S_D kVA	S^0 kVA	S kVA	Custo US\$	Barra	S_D kVA	S^0 kVA	S kVA	Custo US\$
86	3	-	-	-	132	135	-	-	-
87	58	-	-	-	133	86	-	-	-
88	114	-	-	-	134	86	-	-	-
89	23	-	-	-	135	0	-	-	-
90	23	-	-	-	136	94	-	-	-
91	23	-	-	-	137	9	-	-	-
92	6	-	-	-	138	135	-	-	-
93	0	-	-	-	139	39	-	-	-
94	0	-	-	-	140	61	-	-	-
95	23	-	-	-	141	170	-	-	-
96	20	-	-	-	142	351	-	-	-
97	135	-	-	-	143	117	-	-	-
98	129	-	-	-	144	22	-	-	-
99	8	-	-	-	145	105	-	-	-
100	71	-	-	-	146	42	-	-	-
101	54	-	-	-	147	92	-	-	-
102	18	-	-	-	148	56	-	-	-
103	86	-	-	-	149	86	-	-	-
104	132	-	-	-	150	135	-	-	-
105	79	-	-	-	151	113	-	-	-
106	86	-	-	-	152	67	-	-	-
107	216	-	-	-	153	86	-	-	-
108	135	-	-	-	154	216	-	-	-
109	61	-	-	-	155	62	-	-	-
110	42	-	-	-	156	135	-	-	-
111	24	-	-	-	157	0	-	-	-
112	0	-	-	-	158	3	-	-	-
113	86	-	-	-	159	1	-	-	-
114	135	-	-	-	160	58	-	-	-
115	42	-	-	-	161	216	-	-	-
116	135	-	-	-	162	11	-	-	-
117	30	-	-	-	163	142	-	-	-
118	71	-	-	-	164	18	-	-	-
119	0	-	-	-	165	41	-	-	-
120	0	-	-	-	166	171	-	-	-
121	0	-	-	-	167	0	-	-	-
122	0	-	-	-	168	0	-	-	-
123	88	-	-	-	169	87	-	-	-
124	274	-	-	-	170	0	-	-	-
125	0	-	-	-	171	30	-	-	-
126	0	-	-	-	172	114	-	-	-
127	0	-	-	-	173	135	-	-	-
128	0	-	-	-	174	80	-	-	-
129	0	-	-	-	175	0	-	-	-
130	0	-	-	-	176	135	-	-	-
131	86	-	-	-	177	216	-	-	-

Dados de Barra (Continuação)

Barra	S_D kVA	S^0 kVA	S kVA	Custo US\$	Barra	S_D kVA	S^0 kVA	S kVA	Custo US\$
178	0	-	-	-	224	140	-	-	-
179	86	-	-	-	225	224	-	-	-
180	91	-	-	-	226	20	-	-	-
181	59	-	-	-	227	224	-	-	-
182	135	-	-	-	228	118	-	-	-
183	71	-	-	-	229	194	-	-	-
184	96	-	-	-	230	193	-	-	-
185	91	-	-	-	231	126	-	-	-
186	0	-	-	-	232	224	-	-	-
187	186	-	-	-	233	0	-	-	-
188	0	-	-	-	234	224	-	-	-
189	0	-	-	-	235	448	-	-	-
190	146	-	-	-	236	224	-	-	-
191	23	-	-	-	237	140	-	-	-
192	23	-	-	-	238	0	-	-	-
193	23	-	-	-	239	32	-	-	-
194	23	-	-	-	240	10	-	-	-
195	0	-	-	-	241	5	-	-	-
196	0	-	-	-	242	0	-	-	-
197	0	-	-	-	243	20	-	-	-
198	0	-	-	-	244	50	-	-	-
199	0	-	-	-	245	36	-	-	-
200	58	-	-	-	246	68	-	-	-
201	224	-	-	-	247	90	-	-	-
202	224	-	-	-	248	140	-	-	-
203	81	-	-	-	249	25	-	-	-
204	90	-	-	-	250	15	-	-	-
205	128	-	-	-	251	20	-	-	-
206	131	-	-	-	252	140	-	-	-
207	353	-	-	-	253	6	-	-	-
208	179	-	-	-	254	29	-	-	-
209	140	-	-	-	255	20	-	-	-
210	66	-	-	-	256	140	-	-	-
211	27	-	-	-	257	90	-	-	-
212	27	-	-	-	258	0	-	-	-
213	5	-	-	-	259	140	-	-	-
214	140	-	-	-	260	46	-	-	-
215	62	-	-	-	261	0	-	-	-
216	69	-	-	-	262	31	-	-	-
217	0	-	-	-	263	33	-	-	-
218	35	-	-	-	264	90	-	-	-
219	176	-	-	-	265	224	-	-	-
220	140	-	-	-	266	353	-	-	-
221	224	-	-	-	267	196	-	-	-
222	45	-	-	-	268	140	-	-	-
223	90	-	-	-	269	7	-	-	-

Dados de Barra (Continuação)

Barra	S_D kVA	S^0 kVA	S kVA	Custo US\$	Barra	S_D kVA	S^0 kVA	S kVA	Custo US\$
270	34	-	-	-	316	37	-	-	-
271	67	-	-	-	317	47	-	-	-
272	62	-	-	-	318	58	-	-	-
273	140	-	-	-	319	48	-	-	-
274	131	-	-	-	320	140	-	-	-
275	140	-	-	-	321	119	-	-	-
276	224	-	-	-	322	224	-	-	-
277	11	-	-	-	323	140	-	-	-
278	140	-	-	-	324	27	-	-	-
279	224	-	-	-	325	112	-	-	-
280	353	-	-	-	326	90	-	-	-
281	91	-	-	-	327	172	-	-	-
282	140	-	-	-	328	25	-	-	-
283	24	-	-	-	329	34	-	-	-
284	14	-	-	-	330	140	-	-	-
285	79	-	-	-	331	14	-	-	-
286	112	-	-	-	332	62	-	-	-
287	125	-	-	-	333	133	-	-	-
288	140	-	-	-	334	140	-	-	-
289	0	-	-	-	335	448	-	-	-
290	38	-	-	-	336	90	-	-	-
291	92	-	-	-	337	197	-	-	-
292	66	-	-	-	338	168	-	-	-
293	140	-	-	-	339	10	-	-	-
294	161	-	-	-	340	32	-	-	-
295	224	-	-	-	341	15	-	-	-
296	56	-	-	-	342	25	-	-	-
297	46	-	-	-	343	50	-	-	-
298	224	-	-	-	344	0	-	-	-
299	85	-	-	-	345	40	-	-	-
300	179	-	-	-	346	5	-	-	-
301	530	-	-	-	347	10	-	-	-
302	75	-	-	-	348	89	-	-	-
303	15	-	-	-	349	0	-	-	-
304	4	-	-	-	350	0	-	-	-
305	0	-	-	-	351	0	-	-	-
306	73	-	-	-	352	0	-	-	-
307	0	-	-	-	353	0	-	-	-
308	67	-	-	-	354	0	-	-	-
309	105	-	-	-	355	0	-	-	-
310	0	-	-	-	356	0	-	-	-
311	21	-	-	-	357	0	-	-	-
312	74	-	-	-	358	0	-	-	-
313	20	-	-	-	359	0	-	-	-
314	37	-	-	-	360	0	-	-	-
315	23	-	-	-	361	0	-	-	-

Dados de Barra (Continuação)

Barra	S_D kVA	S^0 kVA	S kVA	Custo US\$	Barra	S_D kVA	S^0 kVA	S kVA	Custo US\$
362	0	-	-	-	389	128	-	-	-
363	0	-	-	-	390	15	-	-	-
364	0	-	-	-	391	5	-	-	-
365	0	-	-	-	392	21	-	-	-
366	0	-	-	-	393	38	-	-	-
367	0	-	-	-	394	11	-	-	-
368	0	-	-	-	395	44	-	-	-
369	0	-	-	-	396	31	-	-	-
370	0	-	-	-	397	16	-	-	-
371	0	-	-	-	398	19	-	-	-
372	0	-	-	-	399	46	-	-	-
373	0	-	-	-	400	0	-	-	-
374	0	-	-	-	401	0	-	-	-
375	0	-	-	-	402	0	-	-	-
376	95	-	-	-	403	0	-	-	-
377	95	-	-	-	404	0	-	-	-
378	0	-	-	-	405	0	-	-	-
379	0	-	-	-	406	0	-	-	-
380	0	-	-	-	407	0	-	-	-
381	0	-	-	-	408	0	-	-	-
382	0	-	-	-	409	0	-	-	-
383	0	-	-	-	410	0	-	-	-
384	75	-	-	-	411	0	-	-	-
385	17	-	-	-	412	0	-	-	-
386	62	-	-	-	413	0	-	-	-
387	13	-	-	-	414	21	-	-	-
388	56	-	-	-					

Dados de Condutores

Tipo	Capacidade kVA	Resistência Ω /km	Reatância Ω /km	Custo US\$/km
1	8.920,06	0.102	0.0950	10.751
2	4.416,73	0.257	0.0870	9.083
13	17.840,12	0.051	0.0475	21.501

Dados de Circuito

Barra De	Barra Para	Comp. km	Barra De	Barra Para	Comp. km	Barra De	Barra Para	Comp. km
383	28	0,260	278	279	0,094	25	52	0,275
88	79	0,200	110	105	0,180	303	377	0,161
224	62	0,062	4	5	0,135	100	95	0,290
20	33	0,315	35	44	0,360	21	32	0,120
65	78	0,060	279	280	0,170	308	306	0,270
2	59	0,120	16	17	0,320	99	100	0,160
223	46	0,475	48	44	0,120	87	88	0,220
71	89	0,331	280	234	0,135	20	56	0,590
69	61	0,354	1	13	0,045	313	316	0,223
19	20	0,230	54	22	0,210	101	99	0,150
221	58	1,060	280	281	0,147	98	101	0,140
75	66	0,123	7	8	0,260	313	317	0,198
381	43	0,040	22	27	0,190	137	193	0,035
50	67	0,236	234	233	0,228	95	116	0,215
220	24	0,350	8	2	0,040	300	304	0,120
74	264	0,198	32	54	0,120	154	150	0,190
58	63	0,165	234	235	0,115	116	96	0,110
51	34	0,350	15	18	0,430	309	314	0,168
416	346	0,360	20	49	0,100	125	123	0,080
80	19	1,620	207	235	0,210	97	93	0,110
67	37	0,220	18	7	0,060	159	179	0,120
55	369	0,570	31	43	0,700	309	304	0,226
416	114	0,130	13	15	0,270	115	97	0,170
73	40	0,285	36	31	0,290	179	176	0,150
67	347	0,325	41	36	0,185	128	345	0,716
26	111	0,110	45	41	0,070	56	146	0,430
273	42	0,320	45	49	0,100	168	161	0,210
71	250	0,030	109	83	0,120	89	369	0,432
59	112	0,090	20	48	0,370	161	182	0,230
30	47	0,220	231	292	0,205	381	382	0,411
274	369	0,050	102	109	0,210	146	141	0,290
72	113	0,210	38	29	0,320	182	181	0,090
64	16	0,240	292	235	0,190	65	251	0,528
39	49	0,200	106	102	0,150	141	135	0,220
274	276	0,184	48	38	0,240	383	242	0,622
72	94	0,230	220	343	0,080	203	204	0,170
68	6	0,110	83	106	0,180	131	152	0,240
50	32	0,180	85	90	0,260	180	177	0,160
275	277	0,090	52	21	0,110	84	243	0,383
76	111	0,090	303	305	0,190	135	131	0,410
58	2	0,142	96	115	0,120	351	413	0,193
53	278	0,132	29	25	0,150	56	148	0,190
262	110	0,180	377	376	0,305	413	384	0,197
78	4	0,335	83	98	0,360	56	124	0,250
62	35	0,250	2	9	0,295	413	400	0,199

Dados de Circuito (Continuação)

Barra De	Barra Para	Comp. km	Barra De	Barra Para	Comp. km	Barra De	Barra Para	Comp. km
416	374	0,030	404	405	0,196	188	197	0,300
126	123	0,080	160	171	0,240	411	397	0,196
400	385	0,162	149	147	0,060	242	355	0,025
207	208	0,105	405	389	0,124	169	173	0,100
127	126	0,740	171	187	0,250	197	195	0,100
130	156	0,100	405	390	0,200	411	412	0,239
400	401	0,194	187	167	0,250	355	356	0,140
208	209	0,320	138	142	0,170	173	179	0,270
124	127	0,060	403	406	0,228	188	192	0,064
129	130	0,150	175	178	0,180	412	396	0,193
401	386	0,155	406	391	0,215	356	243	0,035
208	210	0,153	167	175	0,310	148	137	0,350
199	118	0,210	147	56	0,400	412	395	0,190
401	402	0,163	406	407	0,134	356	244	0,015
210	416	0,154	160	184	0,360	137	154	0,290
199	200	0,020	128	150	0,090	289	288	0,172
156	132	0,310	407	408	0,183	245	246	0,144
402	387	0,228	184	163	0,250	264	265	0,295
374	201	0,410	144	145	0,090	288	287	0,128
157	199	0,060	408	392	0,202	305	309	0,346
132	139	0,290	163	164	0,090	246	247	0,199
402	403	0,187	145	148	0,150	265	266	0,272
201	415	1,320	408	393	0,189	287	299	0,511
123	157	0,280	164	172	0,380	309	319	0,035
139	146	0,420	151	134	0,210	266	267	0,428
367	344	0,315	407	409	0,151	299	285	0,300
372	351	0,285	172	178	0,310	309	313	0,198
198	191	0,040	134	144	0,390	248	357	0,118
344	345	0,160	409	414	0,180	267	268	0,233
351	211	0,311	178	159	0,190	415	372	0,076
198	196	0,190	134	194	0,025	313	308	0,191
136	143	0,260	409	410	0,176	357	358	0,015
344	368	0,145	242	354	0,015	268	364	0,300
351	352	0,585	158	181	0,280	299	284	0,222
158	198	0,740	150	151	0,150	308	312	0,215
143	147	0,260	410	394	0,163	358	249	0,055
399	403	0,130	354	353	0,350	364	365	0,070
352	212	0,550	181	185	0,250	299	300	0,255
196	190	0,030	410	411	0,185	312	316	0,187
403	404	0,110	353	241	0,050	358	250	0,385
352	213	0,137	185	165	0,160	365	269	0,275
155	136	0,230	189	188	0,200	300	301	0,152
404	388	0,161	411	398	0,155	316	318	0,338
158	160	0,230	353	240	0,200	250	251	0,515
142	149	0,270	165	169	0,160	365	270	0,045

Dados de Circuito (Continuação)

Barra De	Barra Para	Comp. km	Barra De	Barra Para	Comp. km	Barra De	Barra Para	Comp. km
301	302	0,124	338	264	0,186	348	206	0,110
318	317	0,182	320	298	0,192	104	107	0,180
250	359	0,270	295	294	0,203	1	12	0,110
364	362	0,205	264	366	0,024	379	228	0,141
302	303	0,534	298	295	0,104	108	107	0,170
317	314	0,190	295	297	0,103	3	11	0,230
359	252	0,136	366	339	0,003	228	227	0,216
362	361	0,080	321	328	0,086	83	108	0,130
303	304	0,570	294	293	0,062	11	14	0,360
314	310	0,228	339	340	0,075	231	230	0,265
362	380	0,720	328	329	0,073	14	10	0,455
304	307	0,138	293	291	0,251	12	3	0,155
310	303	0,288	340	341	0,310	10	85	0,120
253	360	0,161	329	330	0,114	9	10	0,160
361	271	0,045	373	226	0,010	9	87	0,375
307	315	0,607	267	291	0,270	186	166	0,290
295	259	0,131	333	334	0,153	166	174	0,310
360	255	0,110	330	331	0,075	174	180	0,290
361	416	0,125	291	289	0,046	415	350	0,620
315	311	0,288	340	367	0,490	415	349	0,620
259	286	0,098	328	332	0,160	349	202	0,064
253	254	0,075	225	224	0,075	152	140	0,250
416	363	0,780	289	290	0,015	350	378	0,064
311	306	0,198	332	333	0,114	202	203	0,175
259	323	0,295	367	342	0,025	159	180	0,250
363	283	0,285	261	262	0,216	202	205	0,354
306	299	0,214	260	261	0,130	170	162	0,220
323	325	0,015	258	260	0,175	378	379	0,354
256	257	0,290	256	258	0,188	162	183	0,260
363	284	0,160	371	238	0,091	205	206	0,205
333	335	0,195	122	417	0,070	159	128	0,780
323	265	0,284	119	93	1,076	128	140	0,110
380	267	0,847	119	122	1,250	140	129	0,160
335	322	0,150	417	91	1,064	128	153	0,120
323	324	0,132	91	1	0,933	153	155	0,110
267	326	0,105	91	86	0,044	158	189	1,000
335	336	0,177	83	32	0,115	415	214	0,951
323	322	0,240	118	120	0,035	214	215	0,290
326	327	0,150	93	118	0,290	215	216	0,340
336	337	0,080	117	83	0,110	133	138	0,410
322	321	0,185	118	121	0,140	215	217	0,180
267	296	0,138	121	117	0,550	217	218	0,008
337	338	0,115	103	104	0,170	153	133	0,270
321	320	0,260	231	348	0,260	218	219	0,220
296	295	0,138	83	103	0,200	219	222	0,243

Dados de Circuito (Continuação)

Barra De	Barra Para	Comp. km	Barra De	Barra Para	Comp. km	Barra De	Barra Para	Comp. km
222	236	0,280	242	245	0,125	232	375	0,040
236	237	0,213	242	248	0,167	229	230	0,156
236	371	0,184	252	253	0,157	229	227	0,090
238	239	0,020	253	256	0,270	227	370	0,160
238	242	0,286	256	282	0,184	370	373	0,135
417	189	0,600	282	281	0,227	373	225	0,008
158	183	0,620	281	233	0,190	375	229	0,095
183	186	0,120	233	232	0,095	232	375	0,040

Fonte: Oliveira (2010).