

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
ENGENHARIA ELÉTRICA

FÁBIO SEITI HADANO

**PLANEJAMENTO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA
ELÉTRICA POR MEIO DE UMA METAHEURÍSTICA GRASP**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

CORNÉLIO PROCÓPIO
2017

FÁBIO SEITI HADANO

**PLANEJAMENTO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA
ELÉTRICA POR MEIO DE UMA METAHEURÍSTICA GRASP**

Trabalho de Conclusão de Curso de graduação, apresentado à disciplina Trabalho de Conclusão de Curso II, do curso de Engenharia Elétrica da Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR, como requisito para a obtenção do título de Bacharel.

Orientador: Prof. Dr. André Luís Shiguemoto

Coorientadora: Profa. Dra. Gabriela Helena Bauab Shiguemoto

CORNÉLIO PROCÓPIO
2017



Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Campus Cornélio Procópio
Departamento Acadêmico de Elétrica
Curso de Engenharia Elétrica



FOLHA DE APROVAÇÃO

Fábio Seiti Hadano

PLANEJAMENTO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA POR MEIO DE UMA METAHEURÍSTICA GRASP

Trabalho de conclusão de curso apresentado às 10:00hs do dia 10/08/2017 como requisito parcial para a obtenção do título de Engenheiro Eletricista no programa de Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Tecnológica Federal do Paraná. O candidato foi arguido pela Banca Avaliadora composta pelos professores abaixo assinados. Após deliberação, a Banca Avaliadora considerou o trabalho aprovado.

Prof(a). Dr(a). André Luis Shiguemoto - Presidente (Orientador)

Prof(a). Dr(a). Gabriela Helena Bauab Shiguemoto - (Coorientador)

Prof(a). Dr(a). Edson Aparecido Rozas Theodoro - (Membro)

Prof(a). Dr(a). Fábio Renan Durand - (Membro)

RESUMO

HADANO, Fábio Seiti. **Planejamento de sistemas de distribuição de energia elétrica por meio de uma metaheurística GRASP**. 2017. 50 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Engenharia Elétrica. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Cornélio Procópio, 2017.

Neste trabalho apresenta-se um estudo de planejamento de sistemas de distribuição de energia elétrica. Ele é baseado na construção de novas rotas e no uso de diversos tipos de condutores. Esta tomada de decisão é feita através da metaheurística *Greedy Randomized Adaptive Search Procedures* (GRASP). A implementação do GRASP é feita na plataforma *MatLab*[®]. Sua eficácia é avaliada mediante testes comparativos com outras metodologias através de um sistema de 23 barras presente na literatura, e durante estes testes, foram realizadas alterações tanto no valor da variável α , afim de mensurar seu impacto na qualidade das soluções propostas, como também em sua busca local, onde foram utilizados os critérios de *first-improving* e *best-improving*.

Palavras-chave: Metaheurística. Sistemas elétricos de potência. Planejamento de sistemas de distribuição. Otimização. GRASP.

ABSTRACT

HADANO, Fábio Seiti. **Distribution system planning using GRASP**. 2017. 50 p. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Engenharia Elétrica. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Cornélio Procópio, 2017.

This assignment shows a study of distribution systems planning. It is based in the construction of new routes using different types of materials. The decision-making process is done by the metaheuristic *Greedy Randomized Adaptive Search Procedure* (GRASP). The algorithm is programmed by using MatLab[®]. Its efficiency is measured by comparing with other methods that are in the literature using the same 23 bars system. In this experiment, the value of α was changed as well as the local search method, using first-improving or best-improving methods, in order to evaluate its real impacts in the quality of the results.

Keywords: Metaheuristic. Power system. Distribution system planning. Optimization. GRASP.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Esquemático geral de um SEP.....	16
Figura 2 – Esquemático do processo <i>backward sweep</i>	19
Figura 3 – Esquemático do processo <i>forward sweep</i>	20
Figura 4 – Diagrama de processos simplificado das fases do GRASP.....	26
Figura 5 – Diagrama de processos simplificado do GRASP para o PSD.....	28
Figura 6 – (a) conjunto de 4 ramos (b) conjunto com apenas um ramo.....	30
Figura 7 – Topologia que pode conter ciclos.....	32
Figura 8 – Possíveis rotas a serem criadas para o sistema de 23 barras.....	33
Figura 9 – Rotas candidatas após filtragem.....	35
Figura 10 – Configuração inicial obtida durante a fase construtiva do GRASP...	36
Figura 11 – Configuração obtida durante a fase de melhoria do GRASP.....	37
Figura 12 – Exemplo de rota construída com $\alpha = 1$	38
Figura 13 – Todas as rotas disponíveis com $\alpha = 0,75$	39
Figura 14 – Todas as rotas disponíveis com $\alpha = 0,5$	40
Figura 15 – Todas as rotas disponíveis com $\alpha = 0,25$	41

LISTA DE GRÁFICOS

GRÁFICO 1 – OFERTA INTERNA DE ENERGIA ELÉTRICA POR FONTE..... 20

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - RECEITA E CONSUMO – MERCADO CATIVO.....	12
TABELA 2 – ÍNDICES OBTIDOS PARA O SISTEMA DE 23 BARRAS.....	34
TABELA 3 – CANDIDATOS COM <i>Indice > Ref</i>	35
TABELA 4 – CANDIDATOS REMANESCENTES DA FASE CONSTRUTIVA....	36
TABELA 5 – RESULTADOS OBTIDOS PARA $\alpha = 1$	38
TABELA 6 – RESULTADOS OBTIDOS PARA $\alpha = 0,75$	39
TABELA 7 – RESULTADOS OBTIDOS PARA $\alpha = 0,5$	40
TABELA 8 – COMPARATIVO ENTRE OS VALORES DE α	41
TABELA 9 – RESULTADOS OBTIDOS COM <i>FIRST-IMPROVING</i>	42
TABELA 10 – RESULTADOS OBTIDOS COM <i>BEST-IMPROVING</i>	42
TABELA 11 – COMPARATIVO ENTRE OS RESULTADOS OBTIDOS.....	43
TABELA 12 – COMPARATIVO COM OS RESULTADOS DA LITERATURA.....	43

LISTA DE SÍMBOLOS

Ω_l	Conjunto de rotas existentes e propostas
Ω_b	Conjunto de barras do sistema
Ω_{bs}	Conjunto de barras que contém subestações
Ω_{bi}	Conjunto de barras conectadas às barras
Ω_a	Conjunto de tipos de circuitos
Ω_f	Conjunto de direções de fluxo de potência aparente
k_s	Taxa de recuperação de capital da construção ou repotenciação de subestações
k_l	Taxa de recuperação de capital da construção ou recondução de circuitos
$c_{ij,a}$	Custo de construção da rota ij com o condutor a
c_{fi}	Custo de construção de subestação na barra i
a	Numero de horas no ano
δ_l	Fator de perdas dos circuitos
δ_s	Fator de perdas das subestações
c_l	Custo por unidade de energia perdida
c_{vi}	Custo de operação da subestação da barra i
ΔV	Desvio de tensão
$n_{ij,a}^0$	Circuito existente do tipo a que conecta os pontos ij
l_{ij}	Comprimento da rota ij
\bar{S}_i^0	Limite máximo de potência aparente existente na subestação no nó i
\bar{S}_i	Maxima potência aparente que pode ser construída/aumentada no nó i
V_{nom}	Tensão nominal
$\bar{S}_{ij,a}$	Maxima potência aparente permitida na rota ij utilizando o condutor tipo a
n_b	Número de nós
n_{bs}	Número de barras com subestações
P_{Di}	Potência ativa demandada pelo nó i
Q_{Di}	Potência reativa demandada pelo nó i
$g_{ij,a}$	Condutância do circuito ij do tipo a
$b_{ij,a}$	Susceptância do circuito ij do tipo a
G_{ij}	Elemento da matriz de condutância nodal
B_{ij}	Elemento da matriz de susceptância nodal
P_i	Potência ativa calculada no nó i
Q_i	Potência reativa calculada no nó i

$P_{ij,a}$	Potência ativa que sai do nó i para o j com o condutor a
$Q_{ij,a}$	Potência reativa que sai do nó i para o j com o condutor a
$S_{ij,a}$	Potência aparente que sai do nó i para o j com o condutor a
$\hat{n}_{ij,a}$	Número total de circuitos no ramo ij do tipo a
$n_{ij,a}$	Circuito do tipo a que pode ser adicionado a rota ij
m_i	Subestação que pode ser construída na barra i
V_i	Magnitude da tensão presente no nó 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

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
1.1	Objetivos	14
1.1.1	Objetivo Geral	14
1.1.2	Objetivos Específicos	14
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	15
2.1	Sistemas Elétricos de Potência	15
2.1.1	Fluxo de Potência	17
2.1.2	Método <i>Backward-Forward Sweep</i> (BFS)	19
2.1.3	Sistemas de Distribuição	22
2.2	Planejamento de Sistemas de Distribuição	23
2.3	Modelo Matemático	24
2.4	Metaheurística GRASP	27
3	METODOLOGIA PROPOSTA	30
3.1	GRASP Aplicado ao Planejamento de Sistemas de Distribuição	30
3.1.1	Índice de sensibilidade	30
3.1.2	Fase Construtiva	32
3.1.3	Fase de Melhoria	33
4	TESTES E RESULTADOS	34
4.1	Sistema de Distribuição de 23 barras	34
4.1.1	Teste 1: Planejamento de rotas	35
4.1.2	Comparativo entre valores de α	38
4.1.3	<i>First-improving</i> x <i>Best-improving</i>	43
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	45
6	ESTUDOS FUTUROS	46
7	REFERÊNCIAS	47

1 INTRODUÇÃO

Ter conhecimento de quanta potência cada subestação irá fornecer ao sistema de distribuição e qual o tipo de condutor será utilizado na construção de uma rota são algumas das decisões que os departamentos de planejamento de distribuidoras se deparam constantemente durante o processo de elaboração da expansão de seus circuitos.

Com o aumento a cada ano da população mundial e o avanço desenfreado da tecnologia em geral, as empresas de distribuição de energia tem que constantemente analisar diversos casos e cenários com relação às previsões de demandas à serem atendidas para a população.

As técnicas de otimização tem extrema importância neste planejamento, pois são elas que fornecem o devido suporte para que se possa atender as crescentes demandas da população, mantendo um certo nível de qualidade e confiabilidade e, além disso, manter custos competitivos no mercado.

Segundo o boletim trimestral divulgado pela Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL, em dezembro de 2015, que está representado a seguir pela Tabela 1, o número de unidades consumidoras tem sofrido um aumento constante de aproximadamente 3% a cada ano, juntamente com o consumo de energia elétrica no país, exceto pelo ano de 2015, em que ocorreu um decréscimo de 0,8% deste consumo. Porém, neste ano, houve o aumento com relação à tarifa de energia elétrica cobrado pelas distribuidoras, devido à elevação dos custos de geração de energia hidrelétrica e o acionamento das usinas termoeletricas, por causa do baixo nível dos reservatórios de água nas usinas. Isso acarretou em uma maior preocupação, por parte do consumidor final, em diminuir a utilização da eletricidade para que não houvesse alterações muito impactantes nas cobranças finais.

Tabela 1 – Receita e consumo – mercado cativo.

	Consumo de energia elétrica (Mwh)		Receita de fornecimento de energia elétrica (R\$)		Número de unidades consumidoras	
		% Cresc		% Cresc		% Cresc
2005	253.260.853,86		61.426.214.861,28		56.836.625	
2006	252.107.694,46	-0,5	64.706.373.433,80	5,3	58.261.836	2,5
2007	263.215.700,26	4,4	68.122.958.570,12	5,3	60.534.375	3,9
2008	278.592.020,41	5,8	68.838.701.970,26	1,1	63.088.315	4,2
2009	286.871.823,71	3,0	74.456.147.481,54	8,2	65.450.236	3,7
2010	302.390.369,72	5,4	80.005.116.616,98	7,5	67.627.240	3,3
2011	310.398.063,14	2,6	86.435.093.265,57	8,0	70.130.344	3,7
2012	319.871.062,06	3,1	93.675.397.987,68	8,4	72.245.611	3,0
2013	329.429.678,77	3,0	83.711.095.870,92	-10,6	74.669.108	3,4
2014	345.223.238,50	4,8	95.368.593.165,50	13,9	76.883.226	3,0
2015	342.346.955,34	-0,8	133.555.897.959,26	40,0	78.941.194	2,7

Fonte: Adaptado de Superintendência de Gestão Tarifária - SGT (ANEEL, 2016).

Devido a este crescimento constante, e levando em consideração que a cada ano, a preocupação com relação à alocação ótima de recursos financeiros aumenta gradativamente, foi idealizado o desenvolvimento deste trabalho, visando criar um algoritmo robusto e com um alto grau de confiabilidade que disponibilize, de forma rápida, soluções próximas da otimalidade para o planejamento de sistemas de distribuição de energia elétrica.

Na literatura, há diversas propostas para solucionar este problema, dentre elas, os métodos clássicos de otimização, como o *branch-and-bound*, presente em Paiva et al. (2005) e Oliveira (2010). Esta é uma técnica robusta e capaz de fornecer o resultado ótimo, porém, o desempenho computacional fica prejudicado, dependendo da complexidade do planejamento e da magnitude do sistema em questão.

Dentre as técnicas heurísticas¹, pode-se citar a aplicada em Ponnaikko et al. (1987), na qual foi elaborado um algoritmo heurístico construtivo (AHC) que, através de uma função quadrática, aproxima as perdas de potência ativa do sistema, e em Oliveira (2010), um AHC com uma fase de melhoria local foi utilizado.

Atualmente, estão sendo realizados diversos estudos que adotam metaheurísticas² para lidar com este tema, tais como o algoritmo genético presente em Miranda et al. (1994), a colônia de formigas utilizada por Gomez et al. (2004), o

¹ Conjunto de regras e métodos capazes de solucionar problemas.

² Métodos de solução que utilizam procedimentos de buscas locais para desta maneira, escapar de mínimos locais.

simulated annealing exibido em Nahman e Peric (2008) e a busca tabu mostrada em Koutsoukis et al. (2014).

Para este trabalho, é utilizado a metaheurística GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedures*), muito utilizada para problemas de otimização combinatória. Este algoritmo é desenvolvido utilizando a ferramenta computacional *MATrix LABoratory* (MatLab[®]) e, para testar sua eficácia, é utilizado um sistema presente na literatura para fins comparativos.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo Geral

Elaborar um algoritmo GRASP para minimizar os custos de investimento para o problema de planejamento de sistemas de distribuição.

1.1.2 Objetivos Específicos

Compreender a estrutura dos sistemas elétricos de potência e levantar quais fatores influenciarão econômica e fisicamente seu planejamento.

Elaborar um modelo matemático que represente o comportamento de um sistema de distribuição para o problema de planejamento de sistemas de distribuição (PSD) e que tenha como objetivo minimizar os custos de investimento.

Estudar os conceitos da metaheurística GRASP e elaborar um algoritmo capaz de planejar, de forma eficaz, configurações de sistemas elétricos de distribuição mantendo os custos de investimento baixos e tempos computacionais satisfatórios.

Comparar os resultados obtidos através do método abordado neste trabalho com outros estudos, realizados anteriormente na literatura para determinar a eficácia desta abordagem para a solução do problema de PSD.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo são tratados alguns fundamentos para o entendimento geral deste trabalho. O tópico 2.1 introduz alguns conceitos básicos sobre os sistemas elétricos de potência. A seção 2.2, expõe como é feito o planejamento destes sistemas e quais fatores são considerados durante este processo. Em 2.3 é exibida a modelagem matemática deste problema, incluindo as restrições que acabam limitando as escolhas finais. Por fim, em 2.4, é abordada a metaheurística GRASP e qual papel ela irá desempenhar neste processo de planejamento.

2.1 Sistemas Elétricos de Potência

Um Sistema Elétrico de Potência (SEP) pode ser compreendido como um conjunto de instalações e equipamentos que tem como objetivo gerar, transmitir e fornecer energia elétrica dentro de um mercado competitivo de compra e venda de energia. Sua operação visa suprir o mercado consumidor com continuidade, qualidade e economia.

A geração é o setor responsável por converter alguma forma de energia como, por exemplo, a térmica ou eólica, em elétrica. No caso do Brasil, a maior parte da energia elétrica gerada provém das usinas hidrelétricas. Atualmente, este percentual está em torno de 65%, segundo a Empresa de Pesquisa Energética (2015). Ademais, as usinas hidrelétricas fornecem eletricidade com tensões usuais na faixa de 13,8 até 24 kV, podendo surgir algumas variações devido à não existência de um padrão para as tensões destes, como na faixa de 18 à 24 kV de acordo com Stevenson (1986). Uma melhor representação da oferta interna de energia elétrica está representada a seguir pelo Gráfico 1.

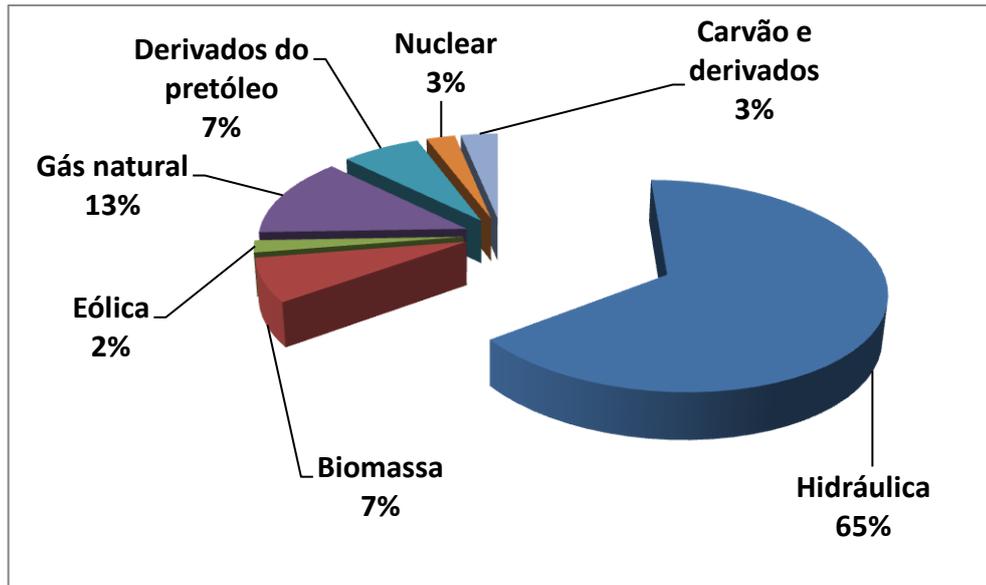


Gráfico 1 - Oferta interna de energia elétrica por fonte
 Fonte: Adaptado de Balanço Energético Nacional – BEN (2015, p. 16).

Esta energia gerada é transportada dos grandes centros de geração para os consumidores através de grandes linhas de transmissão, de até 750 kV. Para isto, é feito o uso de transformadores que elevam estas tensões provenientes dos geradores das usinas. Este aumento é necessário para evitar perdas muito significativas durante este processo de transporte.

Por fim, ocorre o fornecimento aos consumidores, através de redes de distribuição. De acordo com ANEEL (2016), no documento intitulado “Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional” (PRODIST), módulo 2, estas podem ser classificadas como:

- Alta tensão de distribuição (AT): valor eficaz da tensão entre as fases correspondentes entre 69 kV até 230 kV.
- Média tensão de distribuição (MT): valor eficaz da tensão entre as fases correspondentes entre 1 kV até 44 kV.
- Baixa tensão de distribuição (BT): valor eficaz da tensão entre as fases inferior ou igual à 1 kV.

A Figura 1 representa um esquemático da estrutura física geral de um SEP.

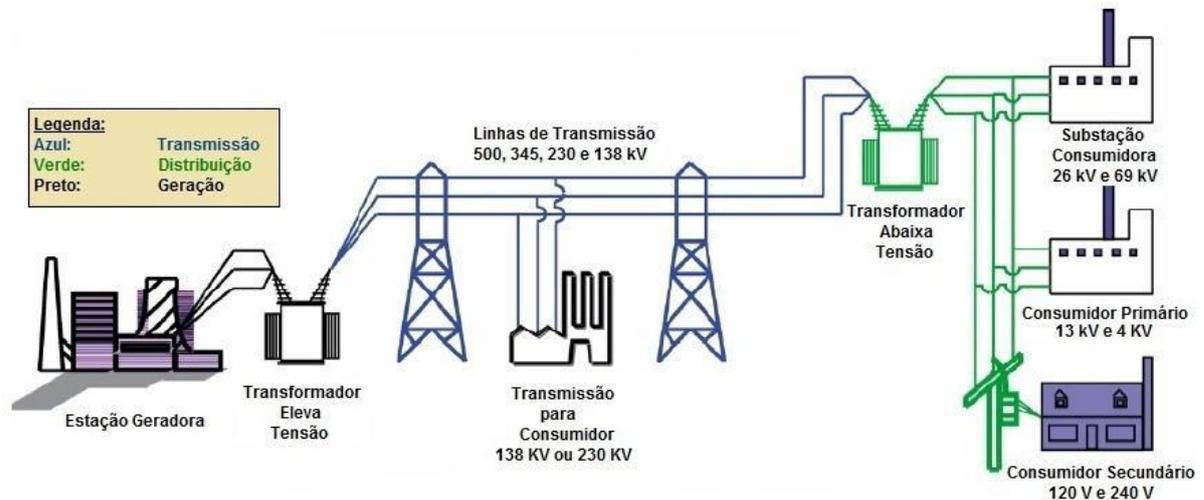


Figura 1: Esquemático geral de um SEP
 Fonte: Adaptado de Leão (2009, p. 17).

2.1.1 Fluxo de Potência

O estudo de fluxo de potência (FP) consiste na determinação das tensões e seus respectivos ângulos em todas as barras de um SEP. Dependendo de seu propósito, ele pode visar outras grandezas como a magnitude do fluxo que circula por suas linhas. Ele é utilizado tanto para o planejamento como na operação de redes elétricas e nesta pesquisa tem como objetivo:

- determinar o estado operativo do sistema em estudo;
- indicar qual manobra deve ser executada mediante uma dada contingência;
- verificar se o sistema em análise está ou não operando de forma adequada e segura.

Conforme Monticelli (1983), o cálculo do fluxo de potência se baseia na análise das condições de operação do sistema em regime permanente. Este pode ser formulado através de equações e inequações algébricas não-lineares, onde estas buscam delimitar a operação do conjunto conforme as restrições da rede e de seus componentes, seguindo as Leis de Kirchhoff.

Em sua forma mais básica, como dito anteriormente, consiste em determinar os valores de tensão em cada barramento que compõe o SEP e seus respectivos ângulos de defasagem com relação ao barramento de referência. Nele há, então, quatro variáveis:

- V_k – Tensão sob a barra k ;
- θ_k – Ângulo de defasagem entre a barra k e a barra de referência;
- P_k – Potência ativa presente na barra k ;
- Q_k – Potência reativa presente na barra k .

Destas, apenas duas delas serão incógnitas, enquanto as outras duas serão valores conhecidos previamente, dependendo do tipo que esta barra é classificada. Esta classificação se dá dependendo da função que a barra exerce no sistema, onde há, então, três possibilidades:

- *PQ* – Barra de carga, onde se calcula V_k e θ_k ;
- *PV* – Barra de geração, onde se calcula Q_k e θ_k ;
- *REFERÊNCIA* – barra de geração utilizada para fornecer a referência angular para o sistema e “completar” o balanço entre fornecimento e consumo.

Cada barramento terá duas equações, onde uma representará a parcela de potência ativa demonstrada pela equação (1); a outra equação constituirá a parte reativa presente em cada elemento do sistema, dada pela equação (2), onde m representa uma barra ligada através de um ramo ao nó k :

$$P_k = \sum_{m \in \Omega_k} P_{km} (V_k, V_m, \theta_k, \theta_m) \quad (1)$$

$$Q_k + Q_k^{\text{sh}} = \sum_{m \in \Omega_k} P_{km} (V_k, V_m, \theta_k, \theta_m) \quad (2)$$

Nestas hipóteses, o sistema estará sujeito às restrições de operação, ilustradas pela equação (3) caso seja uma barra do tipo PQ, na qual irá se estabelecer um limite para a tensão sob ela:

$$V_k^{min} \leq V_k \leq V_k^{max} \quad (3)$$

Pode-se também utilizar a equação (4), caso esta se tratar de um barramento do tipo PV, onde irá limitar a injeção de potência reativa para o sistema:

$$Q_k^{min} \leq Q_k \leq Q_k^{max} \quad (4)$$

2.1.2 Método *Backward-Forward Sweep* (BFS)

Diferentemente de outras redes, a exemplo das redes de transmissão, que dispõe de uma topologia malhada, a distribuição primária possui um formato radial; esta é caracterizada por possuir apenas uma rota entre a subestação e o ponto de demanda. Então, conforme Carvalho (2006), o fluxo de potência flui por este único caminho até o consumidor e, caso ocorra qualquer tipo de interrupção neste trecho, todos os demais pontos localizados à frente desta falha, sofrerão um corte de energia.

Estas particularidades de configuração junto a algumas características elétricas da rede em estudo fazem com que muitos métodos utilizados em sistemas malhados sejam ineficientes quando aplicados às redes de distribuição primária, isto é, abordagens tradicionais como a de *Newton-Raphson* nem sempre convergem quando aplicados a estas topologias.

Durante as últimas décadas, uma imensa variedade de algoritmos baseados no método *Backward-Forward Sweep* foi utilizada por pesquisadores para obter bons resultados para o problema de fluxo de potência em sistemas de distribuição de energia. Esta metodologia, segundo Teng (2014), oferece um menor esforço computacional quando comparado com outras abordagens, como por exemplo, a de *Newton-Raphson* e *Gauss-Seidel*, pois a mesma não inclui o cálculo simultâneo de diversas equações e matrizes com grandes dimensões.

De acordo com Rupa et al. (2014), o algoritmo BFS é composto fundamentalmente por duas etapas:

- *backward sweep*, onde são calculadas as correntes ou fluxos de potências com as possíveis atualizações das tensões em cada barra do sistema;
- *forward sweep*, que calcula as quedas de tensão com as atualizações das correntes ou fluxos de potência.

Habitualmente, para se iniciar o processo de resolução, são definidas todas as tensões no sistema com k barras como $E_k = 1 \angle 0$ p.u., ou seja, um *flat start*, e logo em seguida, são calculadas as correntes ou fluxos de potência que fluem pelos ramos. Este cálculo, conforme visto em Carvalho (2006), é feito a partir das Equações (5) e (6), e se inicia no último barramento de cada ramificação da topologia até a subestação (etapa *backward sweep*), como ilustra a figura 2:

$$I_k = \left(\frac{S_k}{E_k} \right)^* - Y_k^{sh} \cdot E_k \quad k = 1, \dots, n \quad (5)$$

$$I_{km} = I_m + \sum_{j \in F_m} I_{mj} \quad (6)$$

onde F_m corresponde ao conjunto das barras alimentadas pelo nó m .

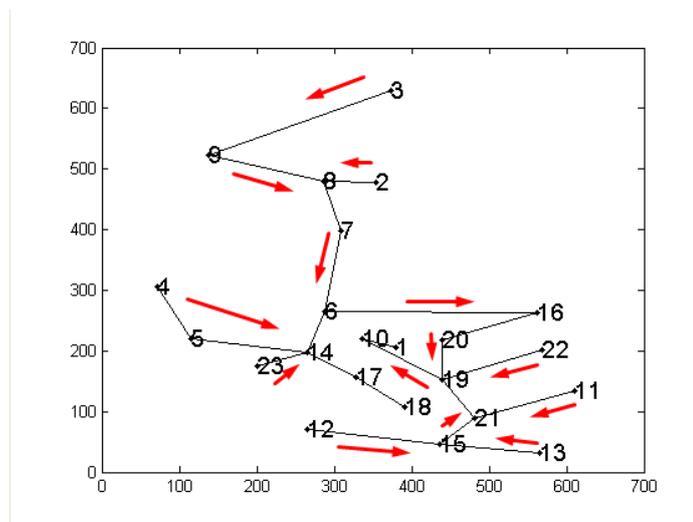


Figura 2: Esquemático do processo *backward sweep*
Fonte: O autor (2017).

Posteriormente, ainda segundo Carvalho (2014), com os valores das correntes obtidas através da etapa anterior, é realizada a atualização das tensões nodais, partindo-se, agora, da subestação até os últimos barramentos do sistema (etapa *forward sweep*) utilizando a Equação (7), conforme indica a Figura 3:

$$V_m = V_k - Z_{km} \cdot I_{km} \quad (7)$$

onde a barra k é um dos terminais da rota km , que alimenta a barra m .

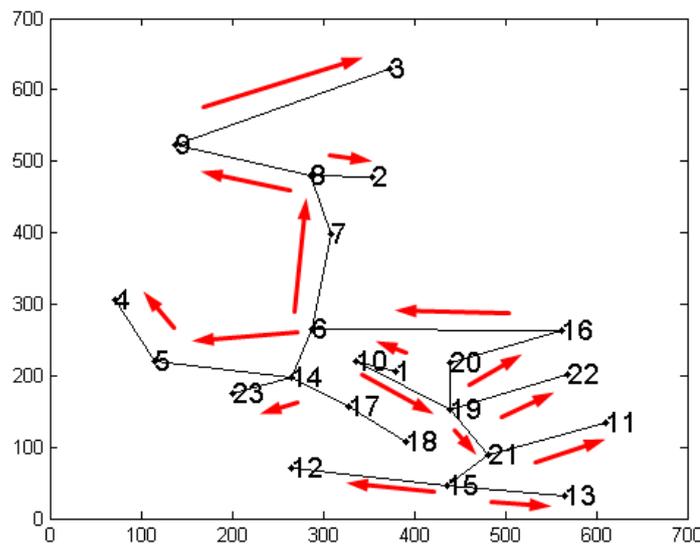


Figura 3: Esquemático do processo *forward sweep*
Fonte: O autor (2017).

Constata-se que este ciclo se repete de forma iterativa até que o critério de parada seja satisfeito, como por exemplo, quando os *mismatches* das tensões nos barramentos da presente solução em relação à iteração anterior for menor que uma determinada tolerância. Caso contrário, novos fluxos de potência são computados em cada ramo com a nova tensão obtida através da iteração atual até que a condição de parada seja alcançada.

2.1.3 Sistemas de Distribuição

A distribuição é um dos ramos que compõe um SEP. No Brasil, este segmento é operado pelas concessionárias de energia que, segundo a Associação Brasileira de Distribuidores de Energia Elétrica (ABRADEE, 2015) totalizam 64 empresas. As normas e regulamentações que controlam este setor visando uma padronização com relação ao desempenho e funcionamento do sistema são regidas pela ANEEL (2016), e estão presentes no PRODIST, divididas em 9 módulos, expostos a seguir:

1. Introdução;
2. Planejamento da Expansão de Sistemas de Distribuição;
3. Acesso ao Sistema de Distribuição;
4. Procedimentos Operativos do Sistema de Distribuição;
5. Sistemas de Medição;
6. Informações Requeridas e Obrigações;
7. Cálculo de Perdas na Distribuição;
8. Qualidade de Energia Elétrica;
9. Ressarcimento de Danos Elétricos.

Da mesma forma que ocorre na transmissão, este sistema também é composto por fios condutores, transformadores e equipamentos de medição, proteção e controle das redes. Como dito anteriormente, este tipo de topologia possui linhas de alta, média e baixa tensão, constituindo-se em um sistema bastante extenso, com diversas ramificações.

Segundo a ABRADEE (2015), o Brasil possui atualmente mais de 77 milhões de unidades consumidoras, onde deste total aproximadamente 85% são residenciais. Estas correspondem aos conjuntos de instalações e equipamentos elétricos alimentados por apenas um ponto de entrega, com um sistema de medição individualizado e equivalente à apenas um consumidor.

2.2 Planejamento de Sistemas de Distribuição

Durante a elaboração de um plano de expansão de um determinado sistema de distribuição, são levados em consideração diversos fatores, que variam de acordo com os interesses de cada distribuidora. Segundo Sousa (2013), com relação às partes, alguns aspectos a serem considerados são:

- técnica: conjunto de medidas de planejamento que visam melhorar a qualidade do serviço fornecido e a confiabilidade do sistema;
- econômica: ações para reduzir os custos de investimento, operação e manutenção;
- social: escolhas efetuadas para reduzir, por exemplo, danos ambientais, que acarretariam uma melhor imagem da empresa para a sociedade.

A criação deste plano pode ser feito a partir de duas abordagens, uma estática e outra, dinâmica.

O planejamento dinâmico busca atender diferentes níveis de demandas para um determinado período de tempo. Caso seja um planejamento com um horizonte longo, este período varia normalmente de 5 a 20 anos. Por outro lado, caso vise um período de curto prazo, o lapso de tempo varia de 1 a 4 anos.

Já a visão estática, os períodos de tempo não são levados em consideração, pois apenas a demanda de um determinado momento é considerada.

Com relação à parte econômica do planejamento, pode-se, ainda, subdividir este tópico dependendo dos objetivos da empresa que o realiza e quais pontos esta leva em consideração durante a fase de elaboração da expansão de um circuito.

Ainda de acordo com Sousa (2013), muitas distribuidoras dão ênfase em buscar o maior lucro possível, ou então à minimização dos custos de investimento e de manutenção do SEP em questão.

Outro fator que afeta diretamente a execução do planejamento diz respeito às variáveis que serão levadas em conta. As variáveis terão impacto direto na função objetivo estabelecida, modificando-se de acordo com o horizonte que o plano procurar atender e, normalmente, são dados financeiros, como o custo de

instalação de novos equipamentos, a taxa de uso de equipamentos e as perdas no circuito.

2.3 Modelo Matemático

Segundo Figueiredo et al. (2011), este é um problema de otimização combinatório que possui restrições tanto físicas como orçamentárias. Não há ao certo um modelo matemático universal para este problema porém, de forma geral, pode-se estabelecer o modelo matemático como um planejamento que busca encontrar as melhores possibilidades viáveis com custos operacionais e de expansão reduzidos, que atendam ao aumento de demanda, mantendo um certo nível de qualidade e confiabilidade. Para isso, são considerados:

- construção de novas rotas;
- recondutoramento dos circuitos existentes;
- construção de novas subestações;
- repotencialização de subestações já construídas.

Logo, de forma geral, segundo Sousa (2013), pode-se simplificar este problema da seguinte maneira:

Minimizar custos de investimento (construção de novos circuitos e subestações, recondutoramento, repotencialização etc) + custos operacionais (perdas) + custos de manutenção.

Sujeito à

atendimento da demanda: leis de Kirchoff das tensões e correntes.

qualidade de serviço: níveis de tensão máximo e mínimo permitido.

restrições físicas de operação dos equipamentos: capacidade máxima de fornecimento da subestação, máximo fluxo permitido em determinado alimentador etc.

restrições lógicas: radialidade do sistema

Para este trabalho, será utilizado como base o modelo matemático presente em Oliveira (2010), onde a função objetivo é dada pela equação (8):

$$\min f = k_l \sum_{(i,j) \in \Omega_l} \sum_{a \in \Omega_a} (c_{ij,a} n_{ij,a} l_{ij}) + \delta_l \sum_{(i,j) \in \Omega_l} \sum_{a \in \Omega_a} g_{ij,a} \hat{n}_{ij,a} (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \theta_{ij}) \quad (8)$$

Esta equação representa todos os custos de investimento e operação do sistema baseado em Bernal-Agustín (1998), na qual o primeiro termo se refere aos custos de investimento para a construção de circuitos, onde $n_{ij,a}$ é uma variável binária de tomada de decisão, $c_{ij,a}$ representa o custo de uma rota que liga os pontos i à j fazendo uso de um condutor de tipo a , e k_l como sendo a taxa de recuperação. O segundo termo representa os custos anuais referentes às perdas do circuito, onde δ_l se refere ao fator de perdas do sistema, $g_{ij,a}$ é a condutância da rota que liga os pontos i à j utilizando um condutor do tipo a , $\hat{n}_{ij,a}$ como sendo o número total de ramos que ligam os pontos i à j utilizando um condutor do tipo a e V_i e V_j como sendo, respectivamente, as magnitudes de tensão presentes nos nós i e j .

Já as equações (9) e (10) ficam responsáveis para limitar os balanços de potência ativa e reativa no sistema, onde os elementos P_i e Q_i destas equações estão representados por (18) e (19):

$$P_i - P_{S_i} + P_{D_i} = 0 \quad \forall i \in \Omega_b \quad (9)$$

$$Q_i - P_{S_i} + P_{D_i} = 0 \quad \forall i \in \Omega_b \quad (10)$$

A equação (11) restringe a magnitude da tensão nos nós do SEP para que não haja a extrapolação dos limites préestabelecidos, enquanto a equação (12) trata da capacidade máxima de geração da subestação i :

$$1 - \frac{\Delta V}{100} \leq \frac{V_i}{V_{nom}} \leq 1 + \frac{\Delta V}{100} \quad \forall i \in \Omega_b \quad (11)$$

$$P_{S_i}^2 + Q_{S_i}^2 \leq (\bar{S}_i^0 + m_i \bar{S}_i)^2 \quad \forall i \in \Omega_{b_s} \quad (12)$$

Para que a potência ativa e reativa que circula pela rota ij utilizando o tipo de condutor a não ultrapasse os limites deste condutor, foi modelada a equação (13), e para garantir que não haja a possibilidade de duplicidade entre os circuitos existentes e o proposto foi elaborada a equação (14):

$$P_{ij,a}^2 + Q_{ij,a}^2 \leq (\hat{n}_{ij,a} \bar{S}_{ij,a})^2 \quad \forall (ij) \in \Omega_f, \forall a \in \Omega_a \quad (13)$$

$$\sum_{a \in \Omega_a} \hat{n}_{ij,a} \leq 1 \quad \forall (ij) \in \Omega_l \quad (14)$$

Neste modelo, a tomada de decisão da construção de uma nova rota para o sistema está representada pela equação (15), na qual estas tem natureza binária, ou seja, caso for necessário a construção do componente, esta variável assumirá o valor 1 (um), caso contrário, esta assumirá o valor 0 (zero):

$$n_{ij,a} \in [0,1] \quad \forall (ij) \in \Omega_l, \forall a \in \Omega_a \quad (15)$$

Visando garantir a radialidade do sistema, foi elaborada a equação (16), onde está exposta com o auxílio das equações de balanço de carga (9) e (10), garantindo que o resultado final será um sistema totalmente conectado e com topologia radial:

$$\sum_{(ij) \in \Omega_l} \sum_{a \in \Omega_a} \hat{n}_{ij,a} = n_b - 1 \quad (16)$$

$$\hat{n}_{ij,a} = n_{ij,a}^0 + n_{ij,a} \quad \forall (ij) \in \Omega_l, \forall a \in \Omega_a \quad (17)$$

$$P_i = V_i \sum_{j \in \Omega_b} V_j [G_{ij}(\hat{n}_{ij,a}) \cos \theta_{ij} + B_{ij}(\hat{n}_{ij,a}) \sin \theta_{ij}] \quad (18)$$

$$Q_i = V_i \sum_{j \in \Omega_b} V_j [G_{ij}(\hat{n}_{ij,a}) \text{sen} \theta_{ij} - B_{ij}(\hat{n}_{ij,a}) \text{cos} \theta_{ij}] \quad (19)$$

2.4 Metaheurística GRASP

A metaheurística GRASP foi introduzida inicialmente por Feo e Resende (1989) para tratar do problema de cobertura de conjuntos. Este termo é uma sigla proveniente da língua inglesa que basicamente resume o comportamento deste algoritmo, no qual consiste em um mecanismo de busca adaptativa, gulosa e aleatória. Segundo Festa e Resende (2002) GRASP é um processo de multi-partida ou iterativo na qual possui duas fases, representadas pela Figura 4, onde (a) ilustra a etapa construtiva e (b) a de melhoramento.

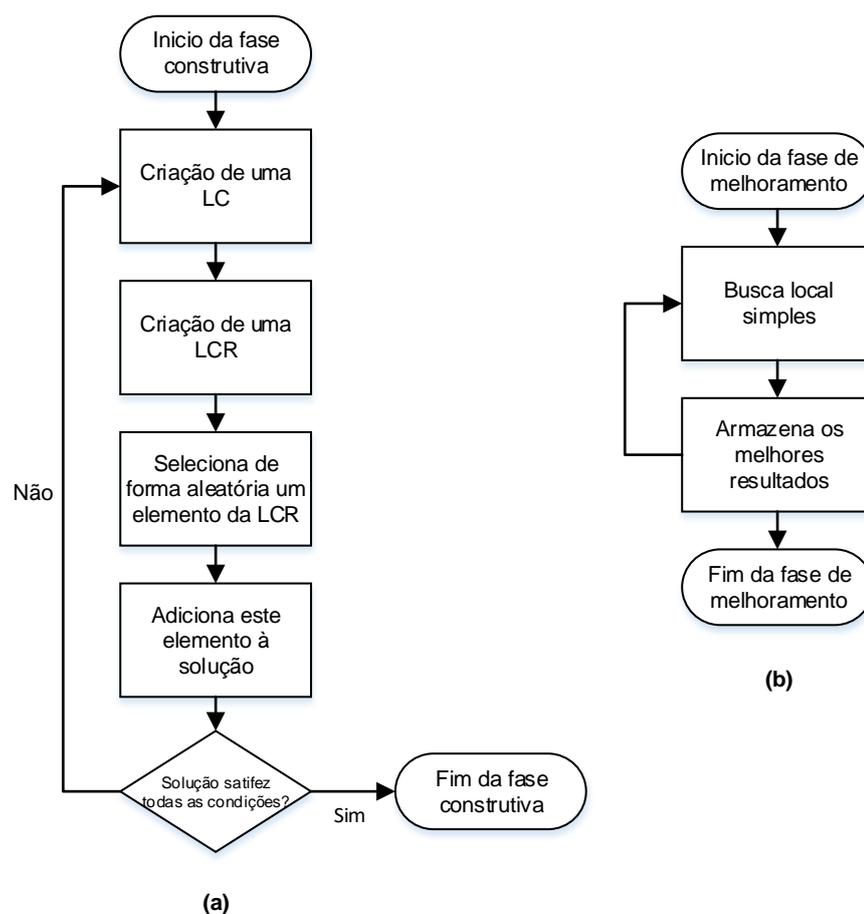


Figura 4: Diagrama de processos simplificado das fases (a) construtiva e (b) melhoramento
Fonte: O autor (2016).

Em sua fase construtiva é produzida uma solução factível para o problema, de forma iterativa, elemento por elemento. A cada iteração é elaborada uma lista de possíveis candidatos a serem incluídos na composição do resultado. Para isso são estabelecidos índices de atratividade visando mensurar quais opções tem um maior impacto no sistema. As alternativas que possuem uma maior influência são selecionadas para uma lista de candidatos reduzida (LCR), na qual esta tem seu tamanho controlado por um índice de aleatoriedade da solução que varia entre $[0,1]$. Em seguida, o algoritmo seleciona de forma aleatória um destes elementos que compõem a LCR, e o adiciona na estrutura da solução, até que todas as restrições sejam satisfeitas.

Como apresentado em Luzia e Rodrigues (2009), este índice de aleatoriedade é de extrema importância, pois é responsável por garantir que o conjunto de soluções geradas tenha uma maior variedade sem comprometer o potencial adaptativo do método. Porém, é necessário saber analisar qual o melhor valor para uma dada situação, pois valores muito elevados geram soluções com uma diversidade maior, porém, de baixa qualidade e com tempos computacionais maiores, ou seja, com um índice equivalente a 1, teria-se um processo totalmente aleatório. Já para um valor próximo a 0, obtém-se um processo puramente guloso, onde há em todas as iterações a mesma configuração.

Logo em seguida, ocorre o processo de busca local. Neste processo, a partir da solução factível formulada durante a fase construtiva, o algoritmo busca a otimalidade local em sua vizinhança, visto que o GRASP não garante o ponto de máximo/mínimo local logo em sua primeira etapa.

Esta busca pode ser realizada através de diversos métodos, como uma busca local simples ou então fazendo uma hibridização com outros métodos presentes na literatura como o *Path-relinking*, proposto por Glover (1997) ou a *Iterated Local Search* de Lourenço et al. (2002).

A eficiência da metaheurística depende de diversos fatores, como por exemplo a vizinhança em que esta busca é realizada, qual método é aplicado e até mesmo a solução inicial que está sendo tomada como base. Outro fator crucial, principalmente com relação ao custo computacional, é qual melhoria é adotada, de acordo com Resende e Ribeiro (2003) pode ser usado a estratégia de *first-improving*, onde dado uma solução inicial, a primeira modificação onde ocorre uma

melhora em sua função objetivo é estocada na memória. Ou pode ser adotado a metodologia de *best-improving*, onde são feitas diversas buscas em toda a vizinhança estabelecida, e o melhor valor encontrado é salvo.

Para o contexto do PSD, o algoritmo terá como objetivo formular da melhor forma possível um plano de expansão para um dado sistema já existente, tendo como possibilidades a construção de novas rotas para alimentar estes consumidores ou então o recondutoramento de rotas já existentes para que estas suportem um fluxo de energia maior. Na Figura 5, apresenta-se um diagrama resumindo como este se comportará.

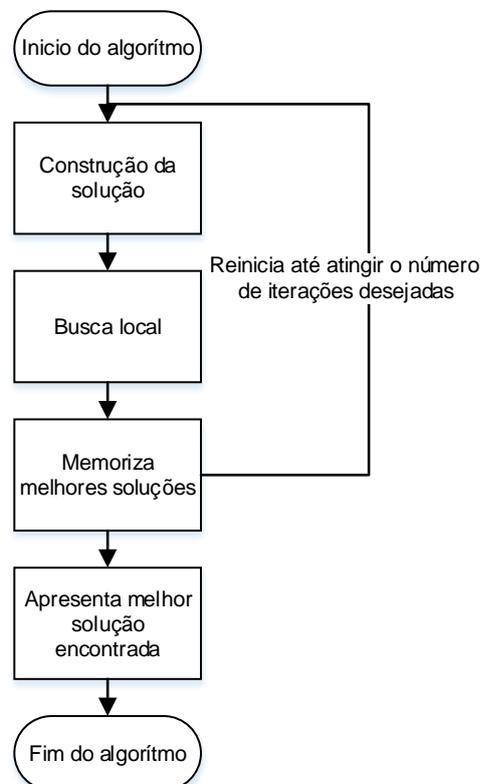


Figura 5: Diagrama de processos simplificado do GRASP para o PSD
Fonte: O autor (2016).

3 METODOLOGIA PROPOSTA

Neste trabalho, desenvolveu-se um algoritmo GRASP, com objetivo de realizar o planejamento de sistemas de distribuição de energia elétrica, propondo uma configuração através da criação de novas rotas para atender a uma determinada demanda de energia ou, alternativamente, substituir uma linha já existente por uma que suporte um fluxo de potência maior.

Com esse desiderato, foi utilizada a plataforma MatLab[®] para desenvolver o código de programação referente à esta metaheurística. Esta plataforma é voltada para o cálculo numérico e científico, sendo amplamente utilizada para resolver problemas de engenharia.

Visando mensurar a qualidade do trabalho desenvolvido, foi utilizado um sistema presente na literatura para testar a eficácia do algoritmo. Ele foi amplamente estudado anteriormente e possui uma vasta quantidade de dados e resultados referentes a outros métodos computacionais.

3.1 GRASP Aplicado ao Planejamento de Sistemas de Distribuição

A aplicação da metaheurística GRASP ao problema de PSD fez por exigir algumas adições e alterações em sua estrutura, pois o problema aqui tratado possui algumas particularidades que o fazem diferir de outras situações mais básicas encontradas na literatura, como por exemplo, o problema da mochila (*Knapsack problem*), que é um dos 21 problemas de tipo NP-completo apresentados por Richard Karp (1972).

3.1.1 Índice de sensibilidade

O índice de sensibilidade é um fator fundamental para este algoritmo. Ele é o responsável por indicar o quão essencial será a inclusão de um determinado elemento à solução final, filtrando os melhores candidatos para compor a LCR.

Pode-se defini-lo, de acordo com Oliveira (2010), como sendo um parâmetro que, de alguma maneira, está relacionado com a variação dos elementos do sistema.

Neste problema, algumas variáveis possuem elevado potencial para assumirem o posto de índice de sensibilidade, como por exemplo, a demanda atendida por um determinado ramo, a influência que um certo componente irá causar no fluxo de potência do sistema ou, então, o custo/benefício obtido com a inclusão de um dado elemento.

Circunscrevendo-nos a este trabalho, no qual o foco é a configuração de sistemas apenas levando em conta as rotas que compõem a sua topologia, e não um planejamento integrado que contém a alocação de bancos de capacitores ou de reguladores de tensão, foi eleito como índice de sensibilidade o comprimento das rotas.

Esta decisão foi tomada levando-se em consideração que seria muito mais interessante, do ponto de vista econômico, construir n rotas que irão atender uma ramificação com demanda $4x$ MVA do que se construir apenas uma rota que irá satisfazer um único ponto com demanda de x MVA, pois ainda seria necessário a construção de outras rotas para atender o restante das demandas, como ilustra a Figura 6.

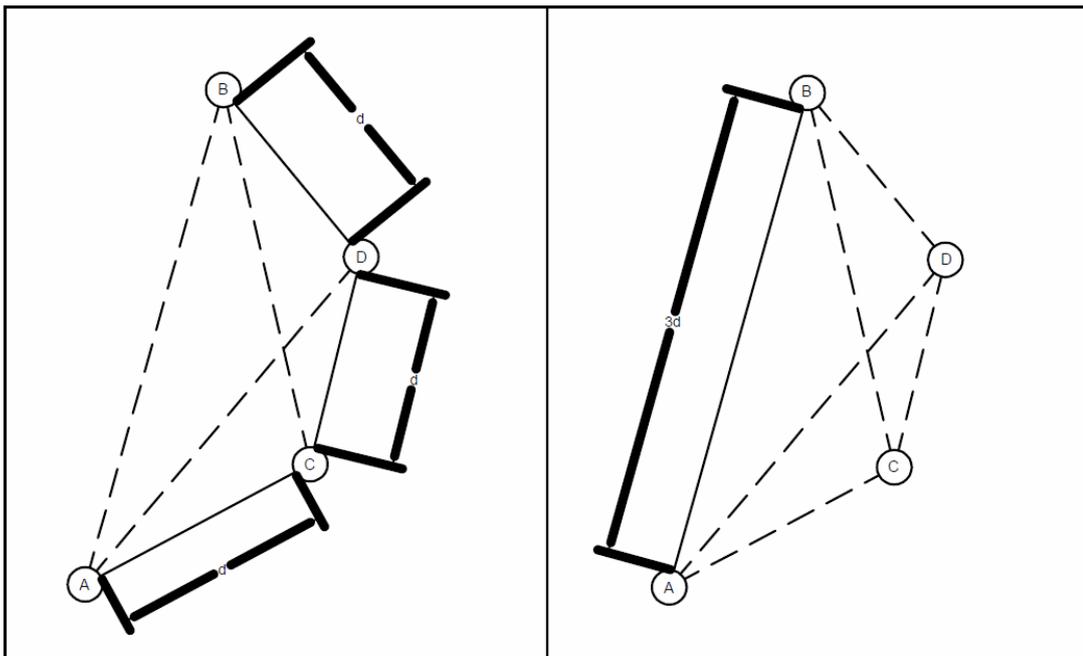


Figura 6: (A) – conjunto de 3 ramos conectados (B) – conjunto com apenas um rami
 Fonte: O autor (2017).

Visando calcular estes índices, foi estabelecida a Equação (20):

$$Indice_{ij} = \max(D) - D_{ij} \quad (20)$$

onde $\max(D)$ é a maior distância entre todos os candidatos presentes na LC, e D_{ij} é a distância do ramo que liga o nó i ao j em estudo. Ou seja, quanto menor for o valor de $Indice_{ij}$ menor é sua contribuição para o problema, uma vez em que se trata de um problema de minimização.

3.1.2 Fase Construtiva

Após o cálculo de todos os índices de sensibilidade dos candidatos presentes na LC, é estabelecido um valor como referência para realizar a filtragem dos candidatos para uma LCR, sendo esta seleção realizada através da Equação (21):

$$Ref = \max(Indices) - \alpha \cdot \max(Indices) - \min(Indices) \quad (21)$$

onde α varia entre $[0,1]$.

Com Ref determinado, é criada então, a LCR, onde apenas os elementos que possuírem seus índices maiores que ele irão compor esta nova lista, como retrata a Equação (22):

$$LCR = Indices > Ref \quad (22)$$

Esta seleção revela-se fundamental, pois ela é responsável por excluir todos os candidatos que iriam gerar soluções de baixa qualidade.

Logo em seguida, de forma aleatória, é adicionado a cada iteração, um elemento pertencente à LCR na solução corrente, até que a condição de radialidade do sistema seja satisfeita. Esta condição diz respeito ao número de ramos de uma topologia radial, que é determinada pelo número de barras total do sistema menos um $(n - 1)$.

Porém, não é qualquer candidato da LCR que pode ser adicionado à estrutura em construção, pois, ao longo das iterações da fase construtiva do algoritmo, alguns elementos, caso inseridos, podem criar ciclos na topologia, o que certamente acarretará a perda da identidade radial do problema.

Ciclo é um termo muito utilizado no estudo de Grafos, e que pode ser definido, segundo Feofiloff (2009), como um caminho fechado sem vértices repetidos. Para exemplificar, na Figura 7, uma topologia que possui os vértices 1,2 e 3 conectados da seguinte maneira (1-2-3-1), pode-se dizer que é um ciclo.

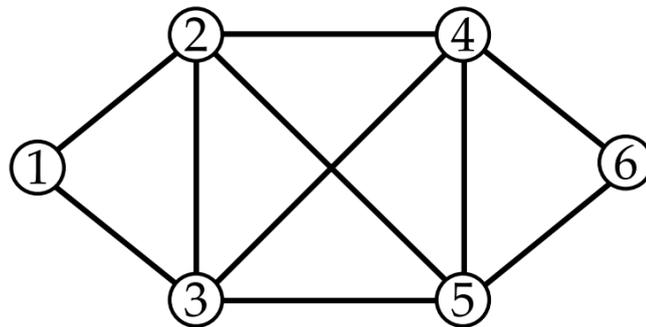


Figura 7: Topologia que pode possuir ciclos
Fonte: Aldridge (2014).

3.1.3 Fase de Melhoria

Nesta etapa de melhoria do algoritmo, foi utilizada a busca local simples, com vistas a refinar os resultados obtidos com a estrutura da fase anterior.

Resume-se este método na troca de um ramo selecionado durante a fase construtiva do GRASP por um elemento remanescente da LCR, levando-se em consideração que nem todos os membros dela foram utilizados.

Para fins comparativos, serão utilizadas duas metodologias de busca, o de *first-improving* e o de *best-improving*, como visto em 2.4.

4 TESTES E RESULTADOS

O algoritmo GRASP, proposto para resolver o PSD foi escrito na linguagem M, e as soluções para os problemas foram obtidos através do software MATLAB[®] (MATrix LABoratory) versão R2014a. Para todos os testes a seguir, foi utilizado um processador i7-4770 com uma velocidade de processamento de 3,40GHz, 8 GB de memória RAM e Windows[®] 10 64-bits como sistema operacional.

4.1 Sistema de Distribuição de 23 barras

O sistema presente em Nahman e Peric (2008), constitui-se de uma rede de distribuição de 34,5 kV, alimentada por uma subestação de 10 MVA, composto por um total de 23 barras, sendo 21 delas de carga. Na Figura 8, segue um esquemático de todas as possíveis rotas, estabelecidas anteriormente na literatura, que podem ser construídas neste problema.

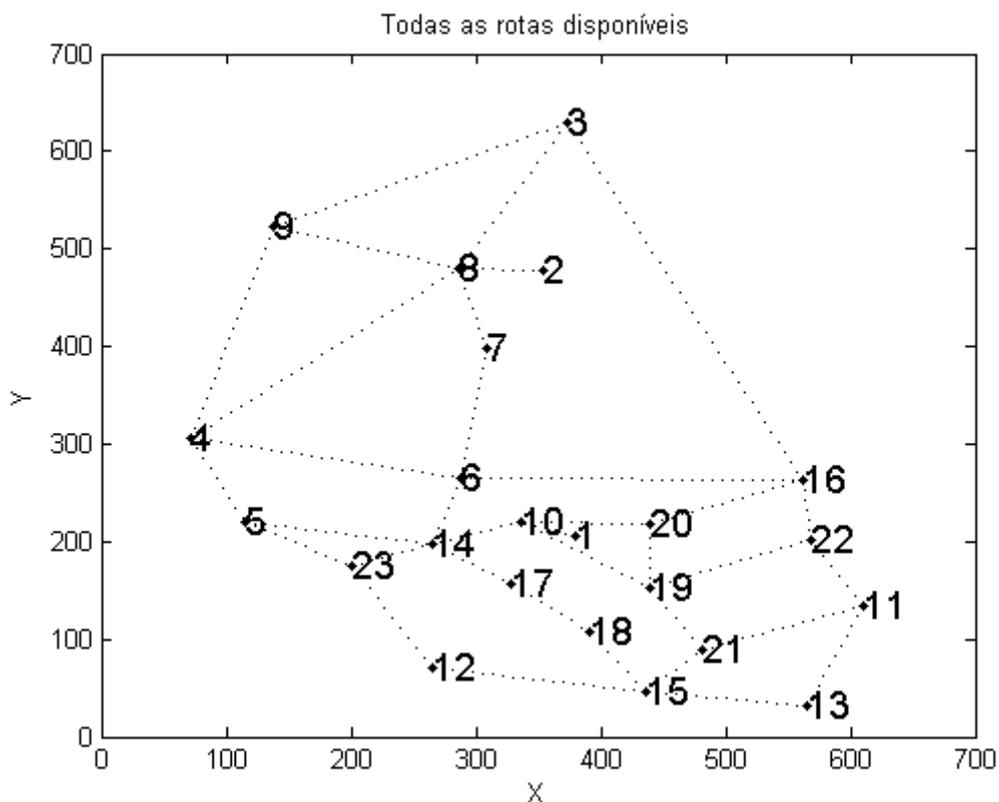


Figura 8: Possíveis rotas a serem criadas para o sistema de 23 barras
Fonte: O autor (2017).

4.1.1 Teste 1: Planejamento de rotas

Com o objetivo de testar a eficácia do algoritmo confeccionado, foi realizado um primeiro teste para verificar a capacidade de propor soluções para o PSD de acordo com as limitações do problema. Neste experimento, foi considerada apenas a construção e o recondutoramento de rotas, com um custo de perdas de energia equivalente a 0,05 US\$/kWh, fator de perdas³ igual à 0,35, taxa de interesse⁴ de 0,1, fator de potência médio de 0,9 e um horizonte de planejamento de 20 anos. No Apêndice A constam os dados do sistema em estudo.

Durante a primeira etapa do algoritmo, como exposto em 3.1.1, foi realizado o cálculo de todos os índices de sensibilidade dos ramos candidatos, utilizando-se a Equação (21), como indica a Tabela 2.

Tabela 2: Índices obtidos para o sistema de 23 barras.

Candidato	De	Para	Índice de sensibilidade	Candidato	De	Para	Índice de sensibilidade
1	1	10	4,0216	19	10	20	3,5264
2	2	8	4,1481	20	11	13	3,7184
3	3	8	1,5158	21	11	21	3,5842
4	3	9	2,4035	22	11	22	3,5312
5	3	16	0,0000	23	12	15	3,2428
6	4	5	3,2835	24	12	23	3,5451
7	4	6	2,7220	25	13	15	3,6007
8	4	8	1,9184	26	14	17	3,7754
9	4	9	0,7758	27	14	23	3,7376
10	5	14	3,2075	28	15	18	3,6525
11	5	23	3,5827	29	15	21	3,6168
12	6	7	3,4056	30	16	20	3,7218
13	6	14	3,4059	31	16	22	3,2754
14	6	16	3,0485	32	17	18	3,7825
15	7	8	3,5370	33	19	20	3,4934
16	8	9	2,1670	34	19	21	3,6687
17	10	14	3,7939	35	19	22	3,6410
18	10	19	3,6288	-	-	-	-

Fonte: O autor (2017).

³ Parâmetro que estabelece a relação entre a perda de potência média e a de potência com carga máxima conforme ANEEL (2016) no PRODIST, módulo 7.

⁴ Juros que produzem um determinado investimento para um determinado capital inicial.

Logo após, com α equivalente à 0,5, foi realizado a filtragem destes 35 elementos para uma LCR. Para isso, foi calculado o valor de referência Ref como sendo de 2,0741; de acordo com a Equação (22). Para então efetuar a filtragem dos candidatos, como mostra a Tabela 3 e Figura 9, onde as rotas em vermelho são os ramos eliminados durante esta etapa.

Tabela 3: Candidatos com $Indice_{ij} < Ref$.

Candidato excluído	De	Para	Índice de Sensibilidade
3	3	8	1,5158
5	3	16	0,0000
8	4	8	1,9184
9	4	9	0,7758

Fonte: O autor (2017).

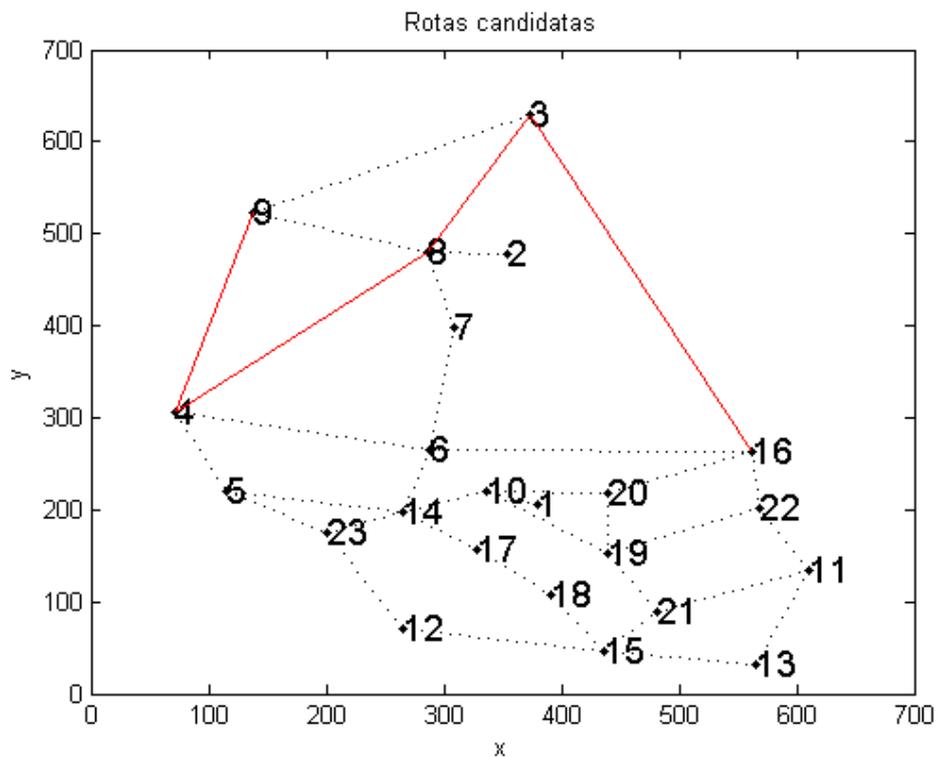


Figura 9: Rotas candidatas após filtragem
Fonte: O autor (2017).

Posteriormente, iniciou-se a fase construtiva do algoritmo, onde foi obtida a configuração representada pela Figura 10, através da qual se concluiu que seu custo total custo total foi de US\$ 202.815,93, incluindo-se a construção de circuitos e as perdas no sistema.

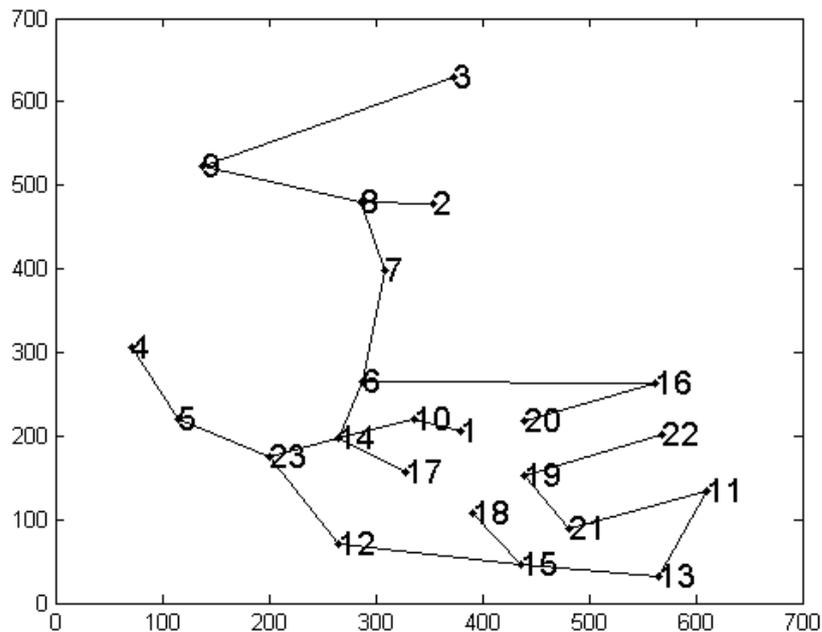


Figura 10: Configuração inicial obtida durante a fase construtiva do GRASP
Fonte: O autor (2017).

Em seguida, durante a fase de melhoria da metaheurística, utilizando uma busca local simples, o algoritmo, a cada iteração, realizava a substituição de um elemento que compõe a configuração inicial, por um candidato remanescente da LCR, representada pela Tabela 4.

Tabela 4: Candidatos remanescente da fase construtiva

Candidatos remanescentes	De	Para
7	4	6
10	5	14
18	10	19
19	10	20
22	11	22
29	15	21
31	16	22
32	17	18
33	19	20

Fonte: O autor (2017).

Estas trocas simples são realizadas até que uma melhoria na função objetivo do problema é encontrada (*first-improving*). Neste teste, o algoritmo sugeriu a remoção do ramo 15-18 e a inclusão do elemento 17-18, como ilustra a Figura 11, modificação que resultou em um custo total de US\$ 199.300,16, obtendo-se, desta forma, uma redução de US\$ 3.515,77, representados percentualmente em 1,73% do valor original dos custos, em um tempo computacional total de 0,78 segundos.

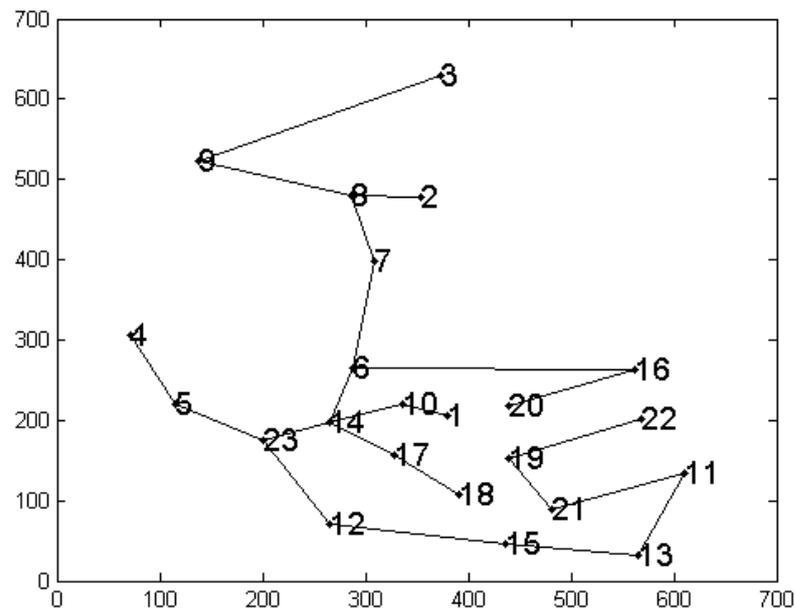


Figura 11: Configuração obtida durante a fase de melhoria do GRASP
Fonte: O autor (2017).

4.1.2 Comparativo entre valores de α

Para comprovar a importância de α no GRASP, como citado em 2.4, o algoritmo foi executado 4 vezes, com 10 rodadas contendo 50 iterações cada, alterando-se apenas o valor desta variável. Em todos os casos, foi mantido o processo de busca local simples, com *first-improving*, e como referência para os cálculos dos desvios relativos médios, foi utilizado o valor de US\$ 172.119,00 que se refere à otimalidade gerada através do algoritmo *branch-and-bound* de Oliveira (2010).

Durante a primeira rotina de testes, foi adotado um $\alpha = 1$, fato que implicaria em uma LCR exatamente igual a LC, tornando assim o processo

construtivo do GRASP totalmente aleatório. Um exemplo de configuração com todas as rotas disponíveis durante a fase construtiva, está representado na Figura 12. Os resultados obtidos nesta primeira etapa, como os melhores valores obtidos, a média entre os resultados e a porcentagem de variação entre as amostras, se encontram na Tabela 5.

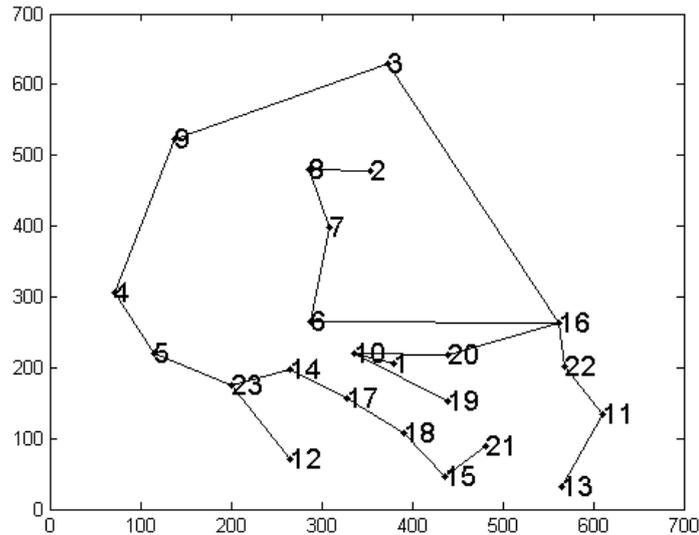


Figura 12: Exemplo de rota construída com $\alpha = 1$
Fonte: O autor (2017).

Tabela 5: Resultados obtidos para $\alpha = 1$.

Rodada	Melhor saída (US\$)	Pior saída (US\$)	Média (US\$)	Tempo (s)
1	202.686,15	393.390,91	269.908,52	26,08
2	190.480,36	357.336,99	267.531,09	32,28
3	223.559,31	409.725,40	268.611,06	30,25
4	209.437,39	407.460,51	270.576,74	30,22
5	199.857,41	440.923,07	272.154,60	33,95
6	195.793,64	395.050,58	265.733,69	34,41
7	212.218,47	351.431,78	268.724,06	37,38
8	209.260,83	378.473,28	263.629,70	31,54
9	207.683,23	423.616,98	275.183,42	32,16
10	220.540,59	492.566,85	287.598,83	29,52
Desvio (%)	17,37	40,16	9,09	43,31

Fonte: O autor (2017).

Seguidamente, para a segunda bateria de exames, α foi alterado para 0,75; o que resultou em uma fase construtiva um pouco mais refinada, pois houve a eliminação de dois candidatos com índices de sensibilidade não muito “atraentes”, como ilustra a Figura 13. Os resultados referentes à este segundo processo se encontram na Tabela 6.

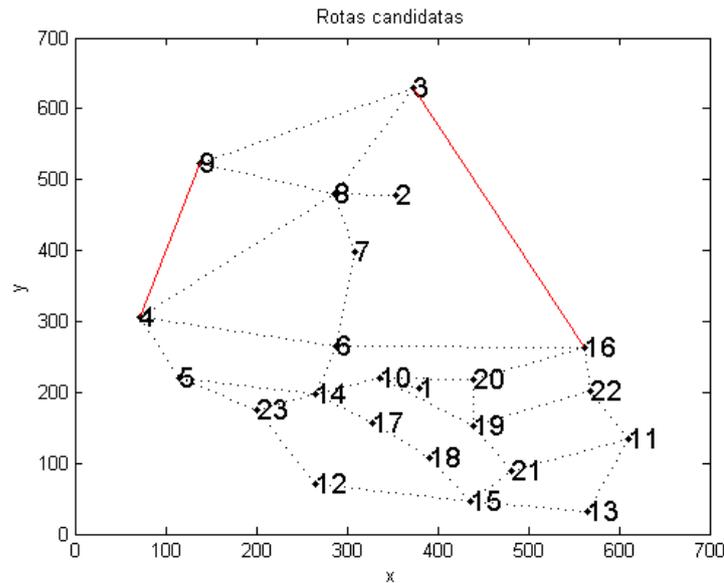


Figura 13: Todas as rotas disponíveis com $\alpha = 0,75$
Fonte: O autor (2017).

Tabela 6: Resultados obtidos para $\alpha = 0,75$.

Rodada	Melhor saída (US\$)	Pior saída (US\$)	Média (US\$)	Tempo (s)
1	190.825,03	307.332,63	238.704,39	29,45
2	183.991,15	307.092,19	232.580,00	26,12
3	185.217,43	315.768,75	236.278,17	22,54
4	192.723,44	311.181,29	235.285,04	22,76
5	201.058,04	292.641,76	238.570,09	23,87
6	188.925,34	325.210,34	241.270,73	23,64
7	192.712,18	297.548,75	232.933,10	25,18
8	189.844,73	326.406,94	236.474,13	27,84
9	194.580,41	308.265,03	243.502,12	26,52
10	192.211,64	310.398,63	230.652,82	23,85
Desvio (%)	9,28	11,54	5,57	30,66

Fonte: O autor (2017).

A *posteriori*, α foi reduzido para 0,5; o que implicou em uma fase construtiva ainda mais gulosa pois, como mostra a Figura 14, apenas os melhores caminhos para os nós 3, 9 e 8, que são os pontos mais distantes do sistema, estão disponíveis, o que implica em uma redução significativa do valor de investimento final. Os dados referentes à esta terceira análise se encontram na Tabela 7.

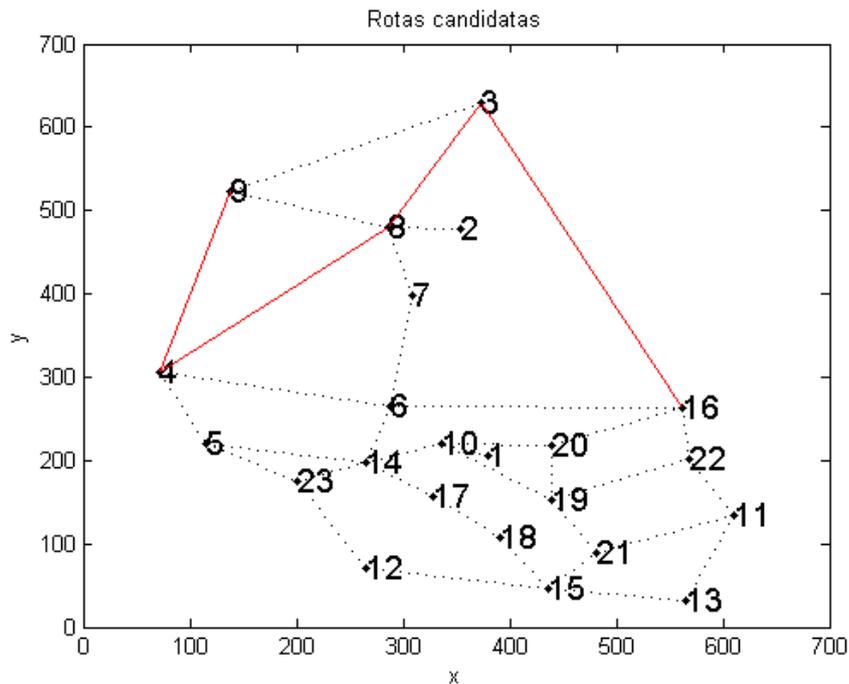


Figura 14: Todas as rotas disponíveis com $\alpha = 0.5$
 Fonte: O autor (2017).

Tabela 7: Resultados obtidos para $\alpha = 0,5$.

Rodada	Melhor saída (US\$)	Pior saída (US\$)	Média (US\$)	Tempo (s)
1	184.372,82	285.184,80	216.988,09	22,44
2	184.881,89	263.126,80	213.682,24	26,62
3	183.684,14	257.080,38	208.282,95	26,60
4	176.431,27	278.270,16	217.704,75	24,69
5	178.331,88	297.545,95	217.861,92	25,15
6	175.962,22	290.489,66	218.536,94	21,18
7	184.814,14	262.256,89	215.623,34	19,26
8	181.854,68	291.454,55	211.627,69	20,28
9	180.220,32	292.900,50	216.789,65	22,33
10	183.064,83	271.915,07	219.774,77	20,12
Desvio (%)	5,07	15,74	5,52	38,22

Fonte: O autor (2017).

Na sequência dos experimentos, α assumiu o valor de 0,25; o que, em tese, resultaria em uma solução inicial ainda mais gulosa. Observou-se, entretanto, que esta variável assumiu um valor tão baixo que acarretou a exclusão de todas as rotas possíveis que ligam as barras de número 3 e 9 do restante do sistema, como mostra a Figura 15, o que tornou o problema-experimento infactível.

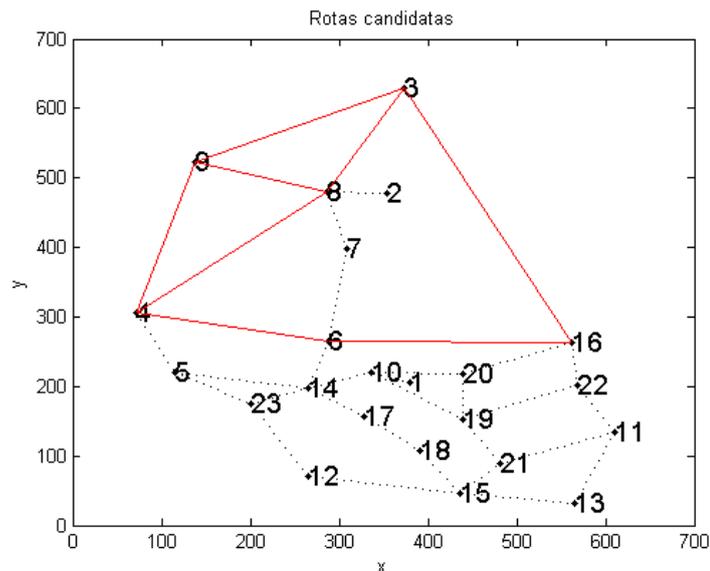


Figura 15: Todas as rotas disponíveis com $\alpha = 0,25$
Fonte: O autor (2017).

Na Tabela 8, encontra-se um comparativo final dos resultados obtidos para as diferentes variações de α com relação à otimalidade encontrada em Oliveira (2010). Nota-se que a qualidade dos resultados finais e o tempo de processamento melhora de acordo com a atenuação da variável em questão.

Isso ocorre devido à redução dos elementos candidatos, pois com uma quantidade reduzida destes, o número de rotinas de testes de radialidade diminui, tornando o processo mais simples e guloso.

Tabela 8: Comparativo entre os valores de α .

α	Melhor saída (US\$)	Pior saída (US\$)	Tempo médio de processamento (s)
1.00	190.480,36	492.566,85	31,78
0.75	183.991,15	326.406,92	25,18
0.50	175.962,22	297.545,95	22,87
0.25	-	-	-

Fonte: O autor (2017).

4.1.3 *First-improving* x *Best-improving*

Outro fator que afeta diretamente na qualidade da solução, é o critério de parada durante a fase de melhoria do algoritmo.

Como visto em 2.4, existe o *First-improving*, onde a primeira modificação que apresentar uma melhoria na função objetivo do problema é adotada, e a fase de melhoria se encerra. E há também o *Best-improving*, onde o GRASP testa todas as possibilidades e retorna apenas a melhor alteração a ser feita.

Para avaliar a eficácia de ambos os métodos, foram executadas 20 rodadas com 50 iterações cada, 10 delas utilizando o *First-improving* e o restante fazendo o uso do critério de *Best-improving*, ambas com um $\alpha = 0,5$.

Nas Tabelas 9 e 10, se encontram os valores obtidos durante as 10 rodadas, tanto para a metodologia de *First-improving* como para a de *Best-improving*, seus respectivos tempos computacionais e os desvios entre seus melhores e piores resultados.

Tabela 9: Resultados obtidos através das 10 rodadas aplicando o *first-improving*.

Rodada	Melhor saída (US\$)	Pior saída (US\$)	Média (US\$)	Tempo (s)
1	183.093,81	277.432,21	219.101,30	29,21
2	184.107,94	273.632,92	215.087,89	29,33
3	178.103,90	291.600,68	222.865,21	25,00
4	185.166,48	310.229,96	220.948,55	24,50
5	182.505,68	288.895,22	218.608,77	25,57
6	187.097,09	281.514,44	216.678,42	24,57
7	177.346,45	310.184,85	220.276,28	26,11
8	180.744,81	266.927,45	210.989,80	26,81
9	180.148,09	296.687,67	223.218,63	21,95
10	187.561,41	286.246,83	217.209,94	30,55
Desvio (%)	5,76	16,22	5,08	39,18

Fonte: O autor (2017).

Tabela 10: Resultados obtidos através das 10 rodadas aplicando o *best-improving*.

Rodada	Melhor saída (US\$)	Pior saída (US\$)	Média (US\$)	Tempo (s)
1	184.177,32	290.206,29	218.854,41	36,37
2	181.929,25	331.570,19	219.740,19	36,40
3	177.747,39	289.457,72	216.075,71	35,91
4	177.564,13	284.688,43	217.068,57	37,15
5	184.372,82	285.184,80	213.675,25	35,94
6	183.684,14	263.126,80	212.068,81	35,75
7	176.431,27	278.270,16	209.838,40	36,03
8	190.980,15	268.550,66	220.280,20	36,89
9	175.962,22	297.545,95	217.436,51	36,92
10	184.814,14	268.084,67	217.584,69	36,96
Desvio (%)	8,53	26,01	4,98	3,92

Fonte: O autor (2017).

Nota-se que a metaheurística desenvolvida é robusta, apresentando um desvio máximo entre as melhores saídas de 8,53% durante o processo de busca local simples com o *Best-improving*.

Visualisa-se, na Tabela 11, um comparativo entre estas duas metodologias, com os valores da melhor saída encontrada durante ambos os processos, bem como o do seu pior resultado. Nela se encontram também, as variações obtidas com a mudança de ferramenta e o tempo computacional total que o mesmo obteve durante as 500 iterações.

Tabela 11: Comparativo entre os resultados obtidos com estas duas metodologias.

	<i>First-improving</i>	<i>Best-improving</i>	Variação (%)
Melhor saída (US\$)	177.346,45	175.962,22	-0,78
Pior saída (US\$)	310.229,96	331.570,19	+6,88
Média (US\$)	218.498,48	216.262,27	-1,02
Tempo computacional total (s)	263,58	364,33	+38,22

Fonte: O autor (2017).

Por fim, na Tabela 12, há um comparativo final entre as duas metodologias com relação à otimalidade presente na literatura e outras metaheurísticas.

Tabela 12: Comparativo entre os resultados obtidos neste trabalho com outros métodos.

Metodologia	Custo total	Tempo (s)
<i>Branch and bound</i> (Oliveira, 2010)	172.119	1.705,84
AHC final (Oliveira, 2010)	172.119	28,98
Colônia de formigas (Gomez et al., 2004)	172.913	-
<i>Simulated Annealing</i> (Nahman e Peric, 2008)	172.899	4.578
SA-MILP (Popovic et al., 2014)	173.142	12,4
Busca Tabu (Koutsoukis et al., 2014)	172.445	7,23
GRASP com <i>first-improving</i>	177.346	263,58
GRASP com <i>best-improving</i>	175.962	364,33

Fonte: O autor (2017).

Em uma breve análise, o melhor custo de investimento total encontrado pelo GRASP desenvolvido neste trabalho foi de US\$ 175.962, utilizando o *best-improving* e α equivalente a 0,5, em um tempo computacional total de 364,33 segundos. Verifica-se que este resultado é 2,23% mais elevado que a otimalidade encontrada pelo algoritmo branch and bound proposto em Oliveira (2010), porém em um tempo computacional total 78,64% menor. No entanto, com tempo computacional superior ao algoritmo AHC final proposto pelos mesmos autores.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Objetivou o presente trabalho apresentar um algoritmo GRASP para elaborar a construção de rotas para sistemas de distribuição de energia elétrica e apontar quais fatores desta metaheurística têm influência direta nos resultados finais.

O GRASP, por ser uma metaheurística, não garante a otimalidade, principalmente com um número pequeno de iterações, pois como a iteração n deste método não depende da $n - 1$ ou muito menos da primeira iteração, a sequência de resultados apresentados pelo algoritmo é um tanto quanto “aleatória” quando comparado com outros métodos como o Algoritmo Genético ou a metaheurística de Colônia de Formigas onde há um refinamento dos resultados, e que a cada iteração constata-se uma melhoria na função objetivo do problema. Ela apresenta algumas vantagens quando comparada com outros métodos presentes na literatura como o *branch-and-bound*, proposto por Oliveira (2010), que apresentou um tempo computacional total de 1.705,84s e a capacidade de operar de forma paralela, por exemplo.

Logo, para refinar os resultados obtidos e aumentar as chances de se ter uma solução de qualidade é fundamental aplicar um método de busca local de qualidade como visto em 4.1.3, onde houve uma melhora significativa na solução, utilizando-se o método de *best-improving* ao analisar a consistência dos resultados durante as dez rodadas, porém, com um aumento de 38,22% do tempo computacional total.

Outra forma de refinar os resultados, é tornando este método cada vez mais guloso, através da redução de α , como demonstrado em 4.1.2, onde se identificou que a função objetivo do problema sofreu um aumento considerável quando α assumiu o valor 1, mesmo mantendo os tempos computacionais muito próximos em relação aos demais testes.

6 ESTUDOS FUTUROS

Estudos futuros poderão considerar problemas com uma complexidade computacional maior (planejamento integrado), envolvendo a alocação de banco de capacitores, reguladores de tensão, construção de novas subestações, considerar restrições de segurança e planejamento multi-estágio.

Outra vertente possível, é a utilização de outros métodos de otimização para realizar o PSD, como por exemplo o algoritmo genético, ou então hibridizar a metaheurística GRASP com outra ferramenta para buscar resultados com maior consistência.

7 REFERÊNCIAS

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA – ANEEL. **Informações gerenciais**: Receita e consumo – mercado cativo. 2015. 71 f. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/informacoes-gerenciais>>. Acesso 20 de maio 2016.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA – ANEEL. **Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST**: Módulo 2 - Planejamento da Expansão do Sistema de Distribuição. Brasília: ANEEL, 2016.

ALDRIDGE, M. **Paths, Circuits, and Cycles**. Topics in Discrete Mathematics. Disponível em: <http://people.bath.ac.uk/ma2035/teaching/graph-theory/gt-lecture2.pdf>. Acesso em 15/03/2017.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE DISTRIBUIDORAS DE ENERGIA ELÉTRICA – ABRADÉE. **Distribuidoras e Origem de Capital**. 2015. 2f. Disponível em: <<http://www.abradee.com.br/setor-de-distribuicao/distribuidoras-e-origem-de-capital>>. Acesso em 9 de junho 2016.

BERNAL-AGUSTÍN, J. L. **Aplicación de algoritmos genéticos al diseño optimo de sistemas de distribución de energía eléctrica**. Tese (doutorado em engenharia elétrica) - Departamento de Engenharia Elétrica, Universidad de Zaragoza, Espanha, janeiro 1998.

CARVALHO, M. R. **Estudo comparativo de fluxo de potência para sistemas de distribuição radial**. 2006. 104f. Dissertação (mestrado em engenharia elétrica) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2006.

COSSI, Antônio 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 de Ilha Solteira, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, Outubro 2008.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. **Balço Energético Nacional 2015: Ano base 2014**. Rio de Janeiro: EPE, 2015.

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

FEOFILOFF, P. **Ciclos e grafos acíclicos**. Disponível em: https://www.ime.usp.br/~pf/algoritmos_em_grafos/aulas/dag.html. Acesso em: 15/03/2017.

FESTA, P; RESENDE, M. G. C. **GRASP: An annotated bibliography**. *Essays and surveys on metaheuristics*, 325-367, Kluwer Academic Publishers, 2002.

FIGUEIREDO, R. M. V.; SILVA, P. H. G.; POSS, M. **Uma meta-heurística GRASP para o problema de planejamento de expansão de redes de transmissão com redimensionamento.** XLIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, agosto de 2011.

GLOVER, F. **A template for Scatter Search and Path Relinking.** *Lecture notes in Computer Science*, 1363, J.K. Hao, E. Lutton, E. Ronald, M. Schoenauer, D. Snyers (Eds.), 13-54 p, 1997.

GÓMEZ, J. F.; KHODR, H. M.; OLIVEIRA, P. M.; OCQUE, L.; YUSTA, J. M.; VILLASANA, R.; URDANETA, A. J. **Ant colony system algorithm for the planning of primary distribution circuits.** *IEEE Transactions on Power Systems*, 19(2):996–1004, maio 2004.

GRIGSBY, L. L. **Electric Power Engineering Handbook.** Ed. CRC/IEEE Press, 2001.

KARP, R. M. **Reducibility Among Combinatorial Problems.** Complexity of Computer Computations. Nova Iorque: Plenum. 85-103, 1972.

KOUTSOUKIS, N. C.; GEORGILAKIS, P. S.; HATZIARGYRIOU, N. D. **A Tabu Search Method for Distribution Network Planning Considering Distributed Generation and Uncertainties.** *IEEE Transactions on Power Systems*, 2014.

LEÃO, Ruth. **GTD – Geração, Transmissão e Distribuição de Energia Elétrica.** 2009. 37 f. Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Ceará, 2009.

LOURENÇO, H.R.; MARTIN, O.C.; STUTZLE, T. **Iterated Local Search.** *Handbook of Metaheuristics*, 321–353. Kluwer, Boston, 2002.

LUZIA, L. F.; RODRIGUES, M. C. **Estudo sobre as Metaheurísticas.** 2009. 38f. Universidade de São Paulo, 2009.

MONTICELLI, Alcir J. **Fluxo de carga em redes de energia elétrica.** São Paulo: Edgard Blucher, 1983.

MIRANDA, V.; RANITO, J. V.; PROENÇA, L. M. **Genetic algorithm in optimal multistage distribution network planning.** *IEEE Transactions on Power Systems*, 9(4):1927–1933, novembro 1994.

NAHMAN, J.M.; PERIC, D.M. **Optimal planning of radial distribution networks by simulated annealing technique.** *IEEE Transactions on Power Systems*, 23(2):790–795, maio 2008.

OLIVEIRA, Marina L. de. **Planejamento integrado da expansão de sistemas de distribuição de energia elétrica.** 2010. 199 f. Tese (doutorado em engenharia elétrica) - Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, março 2010.

OLIVEIRA NETTO, A. A. de. **Metodologia da pesquisa científica: guia prático para a apresentação de trabalhos acadêmicos**. 3. ed. rev. e atual. Florianópolis: Visual Books, 2008.

PAIVA, P. C.; KHODR, H. M.; DOMÍNGUES-NAVARRO, J. A. D.; YUSTA, J. M.; URDANETA, A. J. **Integral planning of primary-secondary distribution systems using mixed interger linear programming**. *IEEE Transactions on Power Systems*, 20(2):1134–1143, maio 2005.

PONNAVAIKKO, M.; RAO, K.; VENKATA, S. **Distribution system planning through a quadratic mixed integer programming approach**. *IEEE Trans. Power Deliv*, 2(4), págs. 1157–1163, outubro de 1987.

POPOVIC', Z.N. ; KERLETA, V. Dj.; POPOVIC', D.S. **Hybrid simulated annealing and mixed integer linear programming algorithm for optimal planning of radial distribution networks with distributed generation**. *Electric Power Systems Research*, 108: 211-222, dezembro 2013.

RUPA, J. A. M.; GANESH, S. **Power Flow Analysis for Radial Distribution System Using Backward/Forward Sweep Method**. *International Journal of Electrical, Computer, Energetic, Electronic and Communication Engineering* Vol:8, No:10, 2014, 1621-1625, World Academy of Science, Engineering and Technology.

RESENDE, M.G.C.; RIBEIRO, C.C. **Greedy randomized adaptive search procedures**. *Handbook of Metaheuristics*, 219–249, Kluwer Academic Publishers, 2003.

SOUSA, João de. **Planejamento de sistemas de distribuição de energia elétrica através de um modelo de programação linear inteiro misto (plim)**. 2013. 114 f. Tese (doutorado em engenharia elétrica) – Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2013.

STEVENSON JR., William D. **Elementos de análise de sistemas de potência**. 2. Ed. São Paulo: McGraw- Hill do Brasil, 1986.

TENG, F. **Implementation of a Voltage Sweep Power Flow Method and Comparison with Other Power Flow Techniques**. Semester Thesis, Swiss Federal Institute of Technology Zurich, 2014.

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ. **Sistema de Bibliotecas. Normas para elaboração de trabalhos acadêmicos**. Curitiba: UTFPR, 2009.

APÊNDICE A

A.1 – Dados do sistema de distribuição de 23 barras

Dados dos circuitos		
De	Para	Comprimento (km)
1	10	0.20209
2	8	0.07560
3	8	2.70790
3	9	1.82020
3	16	4.22370
4	5	0.94020
4	6	1.50170
4	8	2.30530
4	9	3.44790
5	14	1.01620
5	23	0.64091
6	7	0.81807
6	14	0.81772
6	16	1.17520
7	8	0.68661
8	9	2.05670
10	14	0.42971
10	19	0.59489
10	20	0.69728
11	13	0.50527
11	21	0.63941
11	22	0.69245
12	15	0.98085
12	23	0.67855
13	15	0.62291
14	17	0.44821
14	23	0.48604
15	18	0.57114
15	21	0.60687
16	20	0.50185
16	22	0.94829
17	18	0.44113
19	20	0.73027
19	21	0.55500
19	22	0.58266

Demandas das barras		
Barra	S_D (kVA)	\bar{S}^0 (kVA)
1	0	10000,00
2	0	-
3	640	-
4	320	-
5	320	-
6	320	-
7	320	-
8	320	-
9	320	-
10	320	-
11	320	-
12	320	-
13	320	-
14	320	-
15	320	-
16	320	-
17	320	-
18	320	-
19	320	-
20	320	-
21	320	-
22	320	-
23	320	-

Dados dos condutores				
Tipo	Capacidade (A)	Resistência (Ω /km)	Reatância (Ω /km)	Custo US\$/km
1	230	0,6045	0,429	10000
4	340	0,3017	0,402	40000