

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

NATHAN KELVI DE ALMEIDA BUENO

**ALGORITMO VNS PARA A RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE
DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA CONSIDERANDO A
ALOCÇÃO SIMULTÂNEA DE GERADORES DISTRIBUÍDOS**

Ilha Solteira

2021

NATHAN KELVI DE ALMEIDA BUENO

**ALGORITMO VNS PARA A RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE
DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA CONSIDERANDO A
ALOCACÃO SIMULTÂNEA DE GERADORES DISTRIBUÍDOS**

Prof. Dr. Rubén Augusto Romero Lázaro

Orientador

**Dr. Leonardo Henrique Faria Macedo
Possagnolo**

Coorientador

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia da Universidade Estadual Paulista – UNESP, Câmpus de Ilha Solteira, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de Conhecimento: Automação.

Ilha Solteira

2021

FICHA CATALOGRÁFICA
Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

B928a **Bueno, Nathan Kelvi de Almeida.**
Algoritmo VNSpara a reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica considerando a alocação simultânea de geradores distribuídos / Nathan Kelvi de Almeida Bueno. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2021
123 f. : il.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira. Área de conhecimento: Automação, 2021

Orientador: Rubén Augusto Romero Lázaro
Coorientador: Leonardo Henrique Faria Macedo Possagnolo
Inclui bibliografia

1. Alocação de geradores distribuídos. 2. Busca em vizinhança variável. 3. Metaheurística. 4. Minimização de custos operacionais. 5. Otimização. 6. Programação não linear inteira mista.


Raiane da Silva Santos

ATESTADO DE APROVAÇÃO - DEFESA

Atestamos que **NATHAN KELVI DE ALMEIDA BUENO**, RA nº: ELE180581, RG nº MG-14.458.359, expedido pela PC/MG, defendeu, no dia 26/01/2021, a dissertação intitulada **Minimização de custos operacionais em sistemas de distribuição radiais através da reconfiguração da rede e da alocação e dimensionamento de geradores distribuídos**, junto ao Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica, Curso de Mestrado Acadêmico, tendo sido 'APROVADO'.

Atestamos ainda que a obtenção do título dependerá de homologação pelo Órgão Colegiado competente.

Ilha Solteira, 26 de janeiro de 2021

A handwritten signature in blue ink is positioned above a horizontal line. The signature appears to be "Graciele Perez Viegas Nizo".

Graciele Perez Viegas Nizo
Supervisor Técnico de Seção – STPG
Substituto

DEDICO

Para minha família, pelo apoio e paciência
que possibilitaram esse trabalho.

AGRADECIMENTOS

À minha amada esposa Bruna Bueno, por todo afeto, compreensão e apoio incondicional ao longo desta jornada. Espero um dia conseguir retribuir toda a paciência, benevolência e carinho que sempre me disponibilizou ao longo deste trabalho.

Ao professor e amigo Rubén Romero, pelo comprometimento, paciência, riqueza dos conhecimentos transmitidos, grande atenção nas conversas e explicações e em especial compreensão.

Ao coorientador e amigo Leonardo, por todo o esforço empregado, pela atenção nas inúmeras horas de discussões, pela disponibilidade ao longo de todo o trabalho e por todos os conselhos, sugestões e ensinamentos.

Agradeço ao meu trio de companheiras únicas e inseparáveis, Mercy, Pharah e D.Va, por sempre estarem comigo, pelo amor incondicional e fidelidade, pelas personalidades marcantes e por sempre encherem de alegria e aventuras o lar da nossa família.

Aos meus pais, Adilson e Nilza e irmão Yan, que nunca mediram esforços para que eu levasse meus estudos adiante, agradeço a confiança, motivação, exemplo e paciência.

E a todos que direta ou indiretamente contribuíram com este trabalho, meus sinceros agradecimentos.

Aos funcionários da UNESP pelo apoio prestado.

O presente trabalho foi realizado com o apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) – Código de financiamento 001.

“It’s not about changing the world. It’s about doing our best to leave the world the way it is. It’s about respecting the will of others and believing in your own.”

Metal Gear Solid 4: Guns of the Patriots
(2008)

RESUMO

O problema da reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica radiais consiste na determinação do estado de operação das chaves seccionadoras que minimiza os custos operacionais do sistema, garantindo os limites mínimos de atendimento de tensão na carga. Já o processo de alocação de geradores distribuídos consiste na determinação da capacidade, do despacho e em que barras estes geradores distribuídos devem ser conectados para que também minimizem os custos operacionais do sistema de distribuição, sem que haja violação dos níveis de tensão na carga. Neste trabalho será apresentada uma metodologia capaz de, simultaneamente, reconfigurar o sistema e alocar geradores distribuídos em sistemas de distribuição radiais, considerando vários níveis de demanda, sendo capaz também de despachar os geradores distribuídos com fator de potência ajustável, garantindo que a injeção de potências ativa e reativa contribuam para a minimização dos custos operacionais. A metodologia consiste em um algoritmo de busca em vizinhança variável que utiliza o algoritmo de busca por Fibonacci para o despacho ótimo dos geradores distribuídos. Todos os programas foram escritos em linguagem MATLAB e foram realizados testes usando dados dos sistemas de 33, 69 e 84 barras. Foram avaliados diversos cenários de estratégias de reconfiguração e de alocação ótima de geradores distribuídos, assim como a influência do número de geradores distribuídos na minimização dos custos operacionais. Os resultados obtidos foram comparados com os resultados fornecidos por um modelo de programação cônica de segunda ordem inteira mista, escrito em linguagem AMPL e resolvido com o *solver* CPLEX.

Palavras-chave: Alocação de geradores distribuídos. Busca em vizinhança variável. Meta-heurística. Minimização de custos operacionais. Otimização. Programação não linear inteira mista.

ABSTRACT

The problem of reconfiguration of radial electrical power distribution systems consists in determining which switches should be kept disconnect for minimization of the operating costs of the system, ensuring the minimum limits of voltage service in the load. The process of allocating distributed generators consists of determining the size, dispatch and which buses these distributed generators must be connected in order to also minimize the operating costs of the distribution system, without violating the voltage levels in the load. This work will present a methodology capable of simultaneously reconfiguring and allocating distributed generators in radial distribution systems, considering various levels of demand, being also able to dispatch the distributed generators with adjustable power factor, ensuring that the both active and reactive power injection contribute to the minimization of operating costs. The methodology consists of a variable neighborhood search algorithm for the reconfiguration and the Fibonacci search algorithm for the optimal dispatch of distributed generators. All programs were written in MATLAB language, being tested with the systems of 33, 69 and 84 buses. Several scenarios of reconfiguration strategies and optimal allocation of distributed generators were evaluated, as well as the influence of the number of distributed generators in minimizing operating costs. The results obtained were compared with the results provided by a mixed integer second order conical programming model, written in AMPL language and solved with solver CPLEX.

Keywords: Allocation of distributed generators. Meta-heuristics. Minimization of operating costs. Mixed-integer nonlinear programming. Optimization. Variable neighborhood search.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Evolução da capacidade instalada em energia renovável em (a) Mundo e (b) Brasil:	28
Figura 2 – Variação das perdas ativas de acordo as potências ativas e reativas do GD	30
Figura 3 – Variação do perfil de tensão com o nível de penetração dos GDs.	31
Figura 4 – Diagrama unifilar do alimentador principal	38
Figura 5 – Sistema de distribuição com um GD instalado em local arbitrário.	40
Figura 6 – Sistema de distribuição com três nós	41
Figura 7 – Algoritmo heurístico construtivo de abertura sequencial de chaves	50
Figura 8 – Processo de busca de um algoritmo de busca em vizinhança	52
Figura 9 – Algoritmo BVNS.	53
Figura 10 – Evolução do Algoritmo BVNS.	55
Figura 11 – Algoritmo VND	55
Figura 12 – Algoritmo de busca VND	56
Figura 13 – Algoritmo GVNS	57
Figura 14 – Representação gráfica do exemplo de busca por Fibonacci	60
Figura 15 – Resumo de vizinhanças consideradas	65
Figura 16 – Diagrama esquemático do algoritmo GVNS implementado.	69
Figura 17 – Sistema de distribuição radial de 33 barras.	72
Figura 18 – Perfis de tensão do sistema 33 barras em carga (a) leve, (b) nominal e (c) pesada.	74
Figura 19 – Perfil de tensão para o sistema 33 barras de acordo com o número de GDs instalados em (a) carga leve, (b) carga nominal e (c) carga pesada.	77
Figura 20 – Sistema de distribuição radial de 69 barras.	80
Figura 21 – Perfis de tensão do sistema 69 barras em carga (a) leve, (b) nominal e (c) pesada.	82
Figura 22 – Perfil de tensão para o sistema 69 barras de acordo com o número de GDs instalados em (a) carga leve, (b) carga nominal e (c) carga pesada.	85
Figura 23 – Sistema de distribuição radial de 84 barras.	87
Figura 24 – Perfis de tensão do sistema 84 barras em carga (a) leve, (b) nominal e (c) pesada.	89
Figura 25 – Perfil de tensão para o sistema 84 barras de acordo com o número de GDs instalados em (a) carga leve, (b) carga nominal e (c) carga pesada.	92

Figura 26 – Evolução do custo de operação de acordo com a iteração atual	97
Figura 27 – Média global ponderada dos custos totais de instalação, fatores de capacidade e LCOE para bioenergia, 2010-2019.....	98
Figura 28 – Lucros após um período de 28 anos considerando N GDs instalados (33 barras) (a) N=1; (b) N=2; (c) N=3; (d) N=4.	101
Figura 29 – Lucros após um período de 28 anos considerando N GDs instalados (69 barras) (a) N=1; (b) N=2; (c) N=3; (d) N=4.	102
Figura 30 – Lucros após um período de 28 anos considerando N GDs instalados (33 barras) (a) N=1; (b) N=2; (c) N=3; (d) N=4.	103
Figura 31 – Lucros após um período de 28 anos considerando N GDs instalados (69 barras) (a) N=1; (b) N=2; (c) N=3; (d) N=4.	104
Figura 32 – Sistema de distribuição radial com identificação original.....	113
Figura 33 – Sistema de distribuição radial após processo de renumeração.....	113
Figura 34 – Algoritmo de fluxo de carga de varredura para redes radiais.....	114
Figura 35 – Seção de um sistema de distribuição radial.....	114

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Iterações do algoritmo de busca por Fibonacci.....	60
Tabela 2 – Resultados para o sistema de 33 barras – 3GDs.	73
Tabela 3 – Efeito do número de GDs na redução do custo operacional das perdas	76
Tabela 4 – Efeito do número de GDs no sistema 33 barras na redução do custo.....	78
Tabela 5 – Análise do desempenho computacional para o sistema de 33 barras.....	79
Tabela 6 – Desempenho computacional da Etapa 2 para o sistema de 33 barras.....	79
Tabela 7 – Resultados para o sistema de 69 barras.....	81
Tabela 8 – Efeito do número de GDs na redução do custo.....	84
Tabela 9 – Efeito do número de GDs no sistema 69 barras na redução do custo.....	86
Tabela 10 – Resultados para o sistema de 84 barras.....	88
Tabela 11 – Efeito do número de GDs na redução do custo em relação ao caso reconfigurado	91
Tabela 12 – Efeito do número de GDs no sistema 84 barras na redução do custo.....	93
Tabela 13 – Soluções analisadas no quesito ótimos locais	94
Tabela 14 – Evolução do custo de operação seguindo a primeira trajetória.....	95
Tabela 15 – Evolução do custo de operação seguindo a segunda trajetória	95
Tabela 16 – Dados do Sistema 33 barras	119
Tabela 17 – Dados do Sistema 69 barras	120
Tabela 18 – Dados do Sistema 84 barras	122

LISTA DE ABREVIATURAS

AHC	Algoritmo heurístico construtivo
BVNS	VNS básica
CSA	<i>Cuckoo search algorithm</i>
FC	Fluxo de carga
FBS	Busca por Fibonacci
FER	Fontes de energia renováveis
FO	Função objetivo
GD	Gerador distribuído
GVNS	VNS geral
HSA	Algoritmo de busca harmônica
LCOE	<i>Levelised cost of electricity</i>
LSF	<i>Loss sensitivity factor</i>
NA	Normalmente aberta
NF	Normalmente fechada
PCH	Pequenas centrais hidrelétricas
PV	Usinas fotovoltaicas
RGA	Algoritmo genético refinado
RSDEE	Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica
RVNS	VNS reduzido
SDEE	Sistemas de distribuição de energia elétrica
U\$	Dólar americano
VND	VNS de descida
VNS	<i>Variable neighborhood search</i>
VSI	<i>Voltage stability index</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

CAPÍTULO 3

V_k	Tensão elétrica na barra k
P_{ki}	Fluxo de potência elétrica ativa entre a barra k e i
Q_{ki}	Fluxo de potência elétrica reativa entre a barra k e i
Y_k	Admitância entre a barra k e a terra
R_{ki}	Resistência elétrica entre as barras k e i
X_{ki}	Reatância elétrica entre as barras k e i
P_{Lk}	Fluxo de potência elétrica ativa demandada pela carga na barra k
Q_{Lk}	Fluxo de potência elétrica reativa demandada pela carga na barra k
$P_{Loss,k}$	Perdas elétricas ativas na barra k
$Q_{Loss,k}$	Perdas elétricas reativas na barra k
$P_{Loss(k,i)}$	Perdas elétricas ativas entre as barras k e i
$P_{T,Loss}$	Perda elétrica ativa total do sistema
$P'_{Loss(k,i)}$	Perdas elétricas ativas entre as barras k e i após a reconfiguração
P'_{ki}	Fluxo de potência elétrica ativa entre a barra k e i após a reconfiguração
Q'_{ki}	Fluxo de potência elétrica reativa entre a barra k e i após a reconfiguração
$P'_{T,Loss}$	Perda elétrica ativa total do sistema após a reconfiguração
ΔP_{Loss}^R	Redução das perdas elétricas com a utilização da reconfiguração
I_G	Fluxo de corrente elétrica fornecida pelo gerador distribuído
G	Distância entre o alimentador e a localização do gerador distribuído em km
L	Comprimento total da distância entre o alimentador e a barra k em km
ΔP_{Loss}^{DG}	Redução das perdas elétricas com a utilização de geradores distribuídos
V_{min}	Mínima tensão elétrica aceitável da rede de distribuição
V_{max}	Máxima tensão elétrica aceitável da rede de distribuição
$ I_{k,i} $	Corrente elétrica entre os ramos k e i em valores absolutos
$ I_{k,i,max} $	Máxima corrente elétrica entre os ramos k e i em valores absolutos
A	Matriz sistêmica que representa o sistema de distribuição
ij	Ramo entre os nós i e j
N	Conjunto de barras
B	Conjunto de ramos
d	Nível de demanda
D	Conjunto de níveis de demanda

SE	Conjunto de barras de subestação.
c_d	Custo das perdas no nível de demanda d .
Δ_d	Duração do nível de demanda d .
Z_{ij}	Módulo da impedância do ramo ij .
$P_{i,d}^D$	Demandas de potência ativa na barra i , no nível de demanda d .
$Q_{i,d}^D$	Demandas de potência reativa na barra i , no nível de demanda d .
$\underline{V}$	Limite mínimo de tensão no sistema.
$\overline{V}$	Limite máximo de tensão no sistema.
$\overline{I}_{ij}$	Limite de corrente do ramo ij .
$\overline{S}_i^S$	Capacidade de geração de potência aparente da subestação na barra i .
$\overline{S}_i^G$	Capacidade máxima do GD que pode ser instalado na barra i .
$\underline{fp}$	Limite inferior do fator de potência capacitivo de um GD no sistema.
$\overline{fp}$	Limite inferior do fator de potência indutivo de um GD no sistema.
$\overline{n}_i^G$	Indica se um ramo é candidato ($\overline{n}_i^G = 1$) ou não ($\overline{n}_i^G = 0$) para receber GD.
$\overline{N}^G$	Número máximo de GDs que podem ser instalados no sistema.
$V_{i,d}$	Magnitude da tensão na barra i , no nível de demanda d .
$I_{ij,d}$	Magnitude da corrente no ramo ij no nível de demanda d .
$V_{i,d}^{SQ}$	Quadrado da magnitude da tensão na barra i , no nível de demanda d .
$I_{ij,d}^{SQ}$	Quadrado da magnitude da corrente no ramo ij no nível de demanda d .
$P_{ij,d}$	Fluxo de potência ativa no ramo ij , no nível de demanda d .
$Q_{ij,d}$	Fluxo de potência reativa no ramo ij , no nível de demanda d .
$P_{i,d}^S$	Geração de potência ativa pela subestação na barra i , no nível de demanda d .
$Q_{i,d}^S$	Geração de potência reativa pela subestação na barra i , no nível de demanda d .
$P_{i,d}^G$	Geração de potência ativa pelo GD na barra i , no nível de demanda d .
$Q_{i,d}^G$	Geração de potência reativa pelo GD na barra i , no nível de demanda d .
$\lambda_{ij,d}$	Variável de folga para a restrição de queda de tensão no ramo ij , no nível de demanda d , para quando a chave do respectivo ramo estiver aberta.
f_{ij}	Fluxo artificial no ramo ij .
g_i	Geração artificial na barra i .
x_{ij}	Variável binária que indica o estado da chave no ramo ij , $x_{ij} = 1$ se a chave estiver aberta e $x_{ij} = 0$ em caso contrário.
q_i	Variável binária que indica a instalação de um GD na barra i , $q_i = 1$ se um GD for instalado e $q_i = 0$ em caso contrário.

CAPÍTULO 4

$\min$	Função de minimização.
$v(\mathbf{x})$	Função objetivo a valores reais.
$\mathbf{x}$	Solução factível.
X	Região factível.
S	Espaço de soluções.
$\mathbf{x}^*$	Solução ótima factível.
ε	Grau de tolerância entre a resposta atual e o grau de convergência.
$\mathbf{x}_h$	Solução factível utilizada em casos de garantia de pior caso.
Ω_l	Conjunto de ramos.
Ω_d	Conjunto de níveis de demanda.
c_d^{ls}	Custo das perdas no nível de demanda d .
Δ_d	Período de duração do nível de demanda d .
$S_{ij,d}$	Fluxo de potência aparente pelo ramo ij , no nível de demanda d
$\mathbf{x}'$	Solução melhorada.
$N(\mathbf{x})$	Vizinhança disponível do ponto $\mathbf{x}$.
$\mathbf{x}''$	Solução representando um ótimo local.
$\mathbf{d}_j$	Vetor de zeros, com exceção de 1 na posição j_{th} .
θ	Função estritamente convexa.
λ_k	Primeira solução obtida da busca por Fibonacci.
μ_k	Segunda solução obtida da busca por Fibonacci.
F_n	Termo n da sequência de Fibonacci.
l	Comprimento final de incerteza.
ε_F	Constante de aproximação.
$[a_1, b_1]$	Intervalo de incerteza.

ANEXO A

S_i^D	Potência complexa demandada da barra i .
V_{r_i}	Parte real do fasor de tensão da barra i .
V_{m_i}	Parte imaginária do fasor de tensão da barra i .
$\dot{I}_i$	Fasor de corrente sendo absorvido pela carga na barra i .
$I_{r_{ij}}$	Parte real do fasor corrente no ramo ij .
$I_{m_{ij}}$	Parte imaginária do fasor corrente no ramo ij .

$P_{lsij}^{(k)}$	Perdas ativas do ramo ij , durante a iteração k .
$Q_{lsij}^{(k)}$	Perdas reativas do ramo ij , durante a iteração k .

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	19
1.1	RELEVÂNCIA DO TEMA	20
1.2	MOTIVAÇÃO DO TRABALHO	21
1.3	OBJETIVOS	21
1.4	CONTRIBUIÇÕES	21
1.5	ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	22
2	REVISÃO DA LITERATURA	24
2.1	SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA	24
2.1.1	Características dos sistemas de distribuição	26
2.2	VISÃO GERAL DO PROBLEMA	27
2.3	ALOCÇÃO E DIMENSIONAMENTO ÓTIMO DA GERAÇÃO DISTRIBUÍDA	29
2.3.1	Impactos dos GDs nas Redes de Distribuição	30
2.3.2	O problema de alocação de GDs	31
2.4	RECONFIGURAÇÃO SIMULTÂNEA COM A ALOCAÇÃO DOS GDS	32
2.5	ALGUNS TRABALHOS QUE EXPLORAM O PROBLEMA DE RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO RADIAIS	34
2.6	TRABALHOS QUE EXPLORAM O PROBLEMA DE RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO RADIAIS COM A ALOCAÇÃO DE GERADORES DISTRIBUÍDOS	35
3	O PROBLEMA DA RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA CONSIDERANDO A ALOCAÇÃO SIMULTÂNEA DE GERAÇÃO DISTRIBUÍDA	37
3.1	EQUAÇÕES DO FLUXO DE POTÊNCIA	37
3.1.1	Equações das perdas ao utilizar reconfiguração	39
3.1.2	Redução das perdas ao utilizar reconfiguração da rede	39
3.1.3	Redução das perdas utilizando GD	39
3.2	MODELO DE OTIMIZAÇÃO MATEMÁTICA PARA O PROBLEMA	40

3.2.1	Modelo de programação não linear inteira mista	40
3.2.2	Modelo de programação cônica de segunda ordem inteira mista	44
4	META-HEURÍSTICA DE BUSCA EM VIZINHANÇA VARIÁVEL ESPECIALIZADA	47
4.1	OTIMIZAÇÃO CLÁSSICA E META-HEURÍSTICAS	47
4.2	META-HEURÍSTICA VNS ESPECIALIZADA	49
4.2.1	Solução inicial de boa qualidade	50
4.3	Filosofia da meta-heurística VNS	51
4.4	IMPLEMENTAÇÕES TÍPICAS DE VNS	53
4.4.1	BVNS (VNS básica)	53
4.4.2	VND (VNS de descida)	55
4.4.3	GVNS (VNS geral)	56
4.5	ALGORITMO UTILIZADO PARA ALOCAÇÃO DOS GERADORES DISTRIBUÍDOS	57
4.5.1	Método cíclico coordenado	57
4.5.2	A busca unidimensional de Fibonacci	58
4.6	DEFINIÇÃO DO VETOR SOLUÇÃO E VIZINHANÇAS	61
4.6.1	Reconfiguração	61
4.6.2	Alocação de GDs	64
4.7	ALGORITMO VNS COMPLETO	66
5	TESTES E RESULTADOS	70
5.1	SISTEMA DE 33 BARRAS	71
5.2	SISTEMA DE 69 BARRAS	80
5.3	SISTEMA DE 84 BARRAS	87
5.4	DISCUSSÕES COMPLEMENTARES	94
5.4.1	Migração entre ótimos locais	94
5.4.2	Evolução da FO de acordo com as iterações	96
5.4.3	Avaliando o impacto dos gds no custo da energia	97

6	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	105
6.1	DISCUSSÃO	105
6.2	CONCLUSÕES	106
6.3	PUBLICAÇÕES	107
6.4	TRABALHOS FUTUROS	107
	REFERÊNCIAS	108
	ANEXO A – FLUXO DE CARGA EM SISTEMAS RADIAIS	112
A.1.	FLUXO DE CARGA EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO RADIAIS	112
A.1.1.	PROCESSO BACKWARD SWEEP	115
A.1.2.	PROCESSO FORWARD SWEEP	116
A.1.3.	CÁLCULO DAS PERDAS	117
	ANEXO B – DADOS DOS SISTEMAS DE 33, 69 E 84 BARRAS	118

1 INTRODUÇÃO

Sistemas elétricos de potência são utilizados para gerar, transmitir e distribuir a energia elétrica da geração até o seu consumo final. Estes sistemas basicamente são compostos por unidades de geração, redes de transmissão e subtransmissão, redes de distribuição, centros consumidores, sistemas e dispositivos de proteção e equipamentos de controle (SHAHNIA; AREFI; LICH, 2018).

Os sistemas de distribuição de energia elétrica (SDEE) concentram as maiores parcelas de perdas elétricas devido às características de um sistema com baixo valor de tensão e alto valor de corrente elétrica, são constituídas principalmente por subestações e os respectivos alimentadores. As subestações são alimentadas por uma ou mais redes de subtransmissão (podendo em alguns casos, serem alimentadas diretamente por redes de transmissão) e, possuem como função principal, reduzir o nível de alta para média tensão com o auxílio de transformadores, possibilitando que a energia seja injetada na rede de distribuição através de um ou mais alimentadores primários (SHAHNIA; AREFI; LICH, 2018).

Soluções para o problema de otimização de custos operacionais para sistemas de distribuição de energia elétrica então consistem em encontrar qual a configuração operativa de chaves seccionadoras e geradores distribuídos (GDs) que resultam no menor custo operativo. Embora este problema já tenha sido bem explorado na literatura, grande parte dos trabalhos não consideram cenários com diferentes períodos de demanda ou despacho das parcelas ativa e reativa da potência dos GDs.

Neste trabalho é proposto um algoritmo especializado, baseado na meta-heurística de busca em vizinhança variável VNS (do inglês, *Variable Neighborhood Search*) que utiliza o método cíclico coordenado em conjunto com a busca unidimensional de Fibonacci, para encontrar a configuração de chaves seccionadoras associada com a alocação ótima dos GDs, em cenários com demandas e custos variáveis, que proporcione o menor custo operativo.

1.1 RELEVÂNCIA DO TEMA

Dentre as áreas de geração, transmissão e distribuição, a maior concentração das perdas, chegando a cerca de 5% a 13% da potência total gerada, e o maior número de interrupções estão presentes nos sistemas de distribuição (ESMAEILIAN; FADAEINEDJAD, 2015).

Devido ao alto nível de penetração de cargas não-lineares e a queda elevada de tensão nos ramais dos alimentadores, gerou-se uma maior demanda sobre estudos relacionados à qualidade de energia elétrica e às propostas que recomendam a utilização da reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica (RSDEE) e alocação de banco de capacitores (ESMAEILIAN; FADAEINEDJAD, 2015).

Com a implementação de uma estratégia de otimização que reduza os custos, e consequentemente as perdas elétricas, podem-se destacar os seguintes benefícios, conforme indica (POSSAGNOLO, 2015):

- Redução dos esforços demandados dos equipamentos. Com a redução das perdas, o sistema opera com uma margem de folga, contribuindo para prolongar a vida útil dos equipamentos;
- Postergação dos investimentos para expansão do sistema de distribuição, uma vez que a redução nas perdas reflete diretamente em menores fluxos de potência circulando nos condutores, podendo adiar investimentos de reforços na rede;
- Diminuição do montante de geração necessário para atender o horário de pico;
- Diminuição da necessidade do despacho de usinas térmicas, contribuindo tanto para redução dos custos da conta de energia elétrica como para a redução da emissão de poluentes na atmosfera, com a menor dependência deste tipo de fonte de energia.

Com a agenda de redução de custos cada vez mais presente no mercado atualmente, a relevância do tema deste trabalho se baseia na elaboração de uma estratégia para reduzir os custos operativos, visando incorporar os benefícios citados, utilizando apenas a reconfiguração e a alocação ótima de GDs como alternativas para esta redução de custos.

1.2 MOTIVAÇÃO DO TRABALHO

A proposta do trabalho é a elaboração de uma versão especializada do algoritmo VNS para resolver o problema de redução de custos em SDEE, considerando diferentes cenários de demanda e custos e a alocação de GDs.

Embora a literatura seja rica de técnicas propostas para o problema de otimização do planejamento e da operação de SDEE, poucas soluções consideram a reconfiguração com a alocação simultânea de GDs, considerando o despacho de potência ativa e reativa, como este trabalho. Tais hipóteses, embora aproximem o problema de cenários reais, aumentam consideravelmente o grau de complexidade da modelagem.

1.3 OBJETIVOS

O principal objetivo deste trabalho é desenvolver uma versão especializada do algoritmo VNS para resolver o problema de reconfiguração e alocação ótima de GDs, contemplando os seguintes aspectos:

- Capacidade de resolver o problema de reconfiguração e alocação ótima de GDs considerando vários níveis de demanda e um número estipulado de GDs.
- Capacidade de resolver o problema de reconfiguração e alocação ótima de GDs ora despachando inicialmente a potência ativa e sequencialmente a potência reativa, ora despachando simultaneamente a potência ativa e reativa.
- Capacidade de identificar qual a configuração de chaves seccionadoras e posição dos GDs que resultem no menor nível de custos, considerando todos os níveis de demanda. O despacho de potência ativa e reativa deve ser realizado de maneira individualizada para cada nível de demanda, respeitando a topologia e local de instalação dos GDs.

1.4 CONTRIBUIÇÕES

Destaca-se entre as contribuições do trabalho:

- Elaboração de uma metodologia eficiente para resolver o problema de reconfiguração de redes de distribuição com alocação simultânea de GDs, com o objetivo de minimizar as perdas de energia e melhorar o perfil de tensão da rede.

- Estratégia eficiente via algoritmo cíclico coordenado com busca unidimensional feita pelo algoritmo de Fibonacci para o despacho de geradores distribuídos;
- Desenvolvimento de uma metodologia alinhada com resultados aplicáveis, destacando-se: despacho das parcelas ativas e reativas dos geradores distribuídos, limitado a um fator de potência mínimo pré-estabelecido;
- Estudo do impacto de se considerar simultaneamente a reconfiguração e a alocação de GDs;
- Avaliação da capacidade da proposta em resolver o problema de forma eficiente. Os resultados são comparados com os fornecidos por um modelo de otimização de programação cônica de segunda ordem inteira mista.

1.5 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Este documento está dividido da seguinte forma:

No Capítulo 2 serão revisados os principais conceitos e trabalhos na área de otimização de sistemas de distribuição de energia elétrica via reconfiguração e/ou alocação de geradores distribuídos.

No Capítulo 3 é discutido em detalhes o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição, e como a alocação de geração distribuída aumenta a complexidade das análises. São fornecidas as equações do modelo de programação cônica de segunda ordem inteira mista para o problema de alocação de geradores distribuídos simultaneamente com a reconfiguração da rede. Destaca-se ao fim do capítulo, a importância de se alocar os geradores simultaneamente no processo de reconfiguração para se alcançar os melhores resultados.

No Capítulo 4 são detalhados inicialmente as principais meta-heurísticas tipo VNS, para então abordar como o algoritmo proposto está estruturado. Na sequência, é discutido em detalhes as lógicas utilizadas para reconfiguração do sistema e as lógicas utilizadas para alocação dos geradores distribuídos.

No Capítulo 5 são apresentados os principais resultados obtidos pela aplicação do algoritmo proposto aos sistemas de 33, 69 e 84 barras, em cenários com vários níveis de demanda. Os resultados são comparados com o modelo de programação cônica de segunda ordem inteira mista e a qualidade dos resultados obtidos é avaliada.

No Capítulo 6 são apresentadas as conclusões e trabalhos futuros.

O Anexo A traz em detalhes o método para cálculo do ponto de operação em regime permanente de sistemas de distribuição radiais, apresentando também, o método de cálculo de fluxo de carga em sistemas fracamente malhados.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Serão discutidos ao longo deste capítulo, importantes trabalhos que visam otimizar o problema da reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica radiais, trabalhos que visam otimizar a alocação de geradores distribuídos em sistemas de distribuição e trabalhos que visam otimizar tanto a reconfiguração como a alocação de geradores distribuídos simultaneamente. Na sequência, será apresentada uma breve revisão dos principais conceitos de sistemas de distribuição, reconfiguração e alocação de geradores distribuídos.

2.1 SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

Adota-se predominantemente a configuração de operação radial em sistemas de distribuição por ser mais simples e econômica no ponto de vista de planejamento, modelagem e proteção. Por outro lado, estes sistemas possuem estrutura malhada o que permite operação flexível para uma grande gama de diferentes pontos de operação (buscando cobrir diversos cenários de topologia da rede), permitindo a operação passiva e econômica.

Conforme indica Willis e Scout (2000), investimentos em redes de distribuição são severamente mais onerosos que investimentos em redes de transmissão, revelando a importância do planejamento do sistema de distribuição. Empresas detentoras dos ativos de distribuição

são responsáveis pela operação e planejamento das redes para que estas cumpram os requisitos de segurança e qualidade conforme a carga instalada cresce. Tradicionalmente, os modelos de planejamento buscam encontrar decisões ótimas para expansão da rede de distribuição, identificando pontos onde é necessário o reforço ou instalações de novos equipamentos, desde ramos e transformadores até novas subestações. Mas todo esse modelo começa a tomar uma nova forma devido ao rápido crescimento da presença dos GDs, fato este impulsionado pelos diversos benefícios operacionais e de planejamento trazidos com essa tecnologia, obrigando a inclusão deste modelo de geração no planejamento da expansão de sistemas de distribuição de energia elétrica.

Os GDs são geradores de pequeno porte, próximos aos centros de carga. Dentre as tecnologias mais usuais para GDs, citam-se a geração eólica, a usina fotovoltaica (PV), a pequena central hidrelétrica (PCHs), a célula de combustível, a usina de cogeração, a turbina a gás e o motor de combustão interna. Destacam-se a seguir alguns benefícios oriundos da utilização da geração distribuída no planejamento e na operação de sistemas de distribuição (SHAHNIA; AREFI; LICH, 2018):

- Redução das perdas técnicas;
- Controle do perfil de tensão
- Aumento na confiabilidade do sistema;
- Postergação da necessidade de expansão da rede de distribuição;
- Diminuição dos níveis de emissão de CO₂;
- Baixo risco de investimentos;
- O sistema de distribuição se torna mais modular;
- Redução do espaço ocupado pelo sistema de distribuição;
- Disponibilidade de uma gama de tecnologias a serem empregadas.

A presença da geração distribuída causa grande impacto no fluxo de potência, perfil de tensão, eficiência do sistema e dispositivos de proteção. Consequentemente, as redes de distribuição antes com características passivas estão em fase de transição para uma característica mais ativa. O impacto operacional dos GDs dependerá de diversos fatores tais como tipo, tamanho e localização das unidades geradoras, assim como os tipos de controles dos equipamentos e as características das cargas, entre outros. O aumento da penetração da geração distribuída renovável não despachável, tais como as eólicas ou fotovoltaicas, requerem considerar um fator de incerteza associado com a alta variabilidade característica destas fontes.

Adicionalmente, a demanda da carga é outra fonte de incerteza com grande impacto na rede. Apesar de muitas ferramentas já terem sido desenvolvidas para buscar prever a carga ou a geração de usinas eólicas ou fotovoltaicas, a incorporação de tais incertezas nos modelos de planejamento ainda é desafiador (SHAHNIA; AREFI; LICH, 2018).

2.1.1 Características dos sistemas de distribuição

Os sistemas de distribuição são configurados radialmente, visando a facilitar os esquemas de proteção e reduzir as correntes de curto-circuito, estabelecendo um sistema em que qualquer ponto de carga é alimentado por um caminho partindo da subestação através dos componentes do sistema. Sistemas radiais porém, são caracterizados por possuírem baixa confiabilidade, devido ao agrupamento série de vários elementos, e alto nível de perdas (ESMAEILIAN; FADAEINEDJAD, 2015).

Sistemas de distribuição possuem basicamente dois tipos de estados operativos para as chaves seccionadoras. Classicamente, as chaves de seccionamento normalmente fechadas (NF) são utilizadas para isolar trechos da rede que apresentem falhas, e as chaves seccionadoras normalmente abertas (NA) são utilizadas para restabelecer a energia para os consumidores através de um outro caminho, de modo a diminuir a duração da interrupção dos serviços em condições de operação anormais (ESMAEILIAN; FADAEINEDJAD, 2015).

Com a alteração do status de posição da seccionadora, o fluxo de potência para as cargas será alterado e com isso, pode-se esperar mudança nos parâmetros de tensão, perdas elétricas, níveis de distorção harmônica e confiabilidade do sistema. Assim, em um estado normal de operação da rede, haverá uma configuração que apresenta os melhores níveis de desempenho e menores custos em função da escolha correta de quais seccionadoras devem estar fechadas ou abertas (ESMAEILIAN; FADAEINEDJAD, 2015). Portanto, a rede de distribuição irá apresentar diferentes níveis de perdas e de perfis de tensão de acordo com a combinação aberta/fechada das chaves seccionadoras. O processo da RSDEE se resume a encontrar uma topologia radial do sistema de distribuição através da escolha adequada do status aberto/fechado das chaves de seccionamento e ligação, de modo a minimizar as perdas e melhorar o perfil de tensão ao mesmo tempo em que se garante o respeito às restrições operacionais (ESMAEILI; SEDIGHIZADEH; ESMAILI, 2016).

2.2 VISÃO GERAL DO PROBLEMA

As redes distribuição são o último estágio na cadeia que transmite energia elétrica aos consumidores, sendo responsáveis por entregar a eletricidade dos sistemas de transmissão/subtransmissão aos consumidores. Como características principais, cita-se que os sistemas de distribuição possuem alto nível de perdas e uma pobre regulação de tensão devido à baixa tensão e ao alto valor da corrente que circula nos seus circuitos (NGUYEN; TRUONG; PHUNG, 2016). A RSDEE é o processo em que se varia a topologia da rede de distribuição através da mudança de status fechado/aberto das chaves seccionadoras NF e NA, respeitando-se as restrições físicas e operacionais do sistema.(NGUYEN; TRUONG; PHUNG, 2016).

As perdas de potência em uma rede de distribuição não serão mínimas para uma mesma configuração para todos os cenários de cargas. Assim, haverá a necessidade de reconfigurar a rede de tempos em tempos e, durante as simulações, considerar os cenários onde os níveis de demanda variam (RAO et al., 2013).

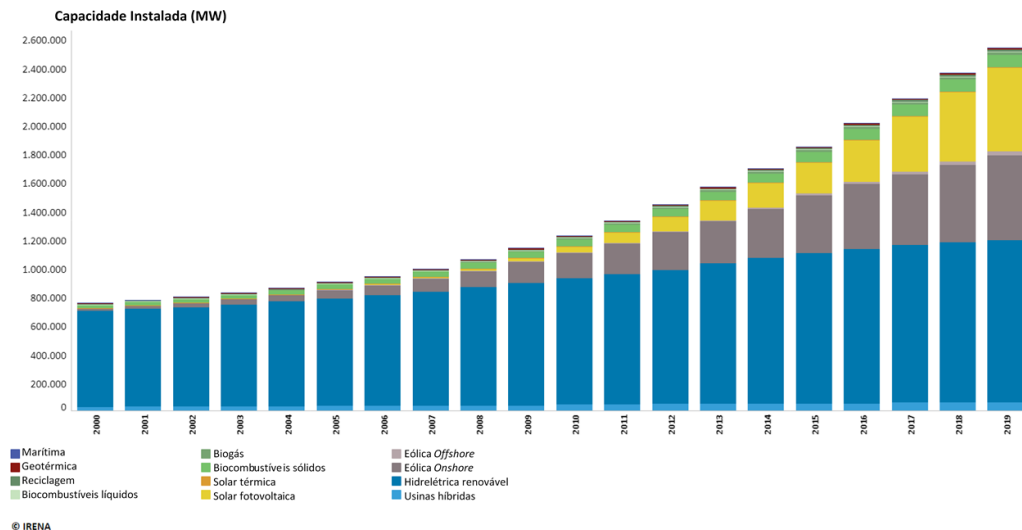
A adoção da RSDEE permite que as cargas sejam transferidas para alimentadores menos carregados ou no mesmo alimentador através de outro caminho, o que resulta em menores níveis de perdas totais. A RSDEE não é a única estratégia para redução das perdas na rede de distribuição. Somado a ela, pode-se interconectar fontes de energia locais aos sistemas, possibilitando a entrega de energia às cargas localmente, resultando indiretamente na redução das perdas no sistema. Exemplos de fontes locais são as fontes de energia renováveis (FER), como uma pequena central hidrelétrica, eólica, solar ou biomassa. Esta variedade de opções é, geralmente, referida como geração distribuída, onde uma pequena unidade geradora está instalada em um local estratégico na rede de distribuição, predominantemente próximo a um centro de carga. Sua capacidade é geralmente inferior a 10 MW, e a penetração dos GDs em todo o mundo está crescendo a cada ano (BADRAN et al., 2017), como pode ser observado na Figura 1.

A geração distribuída conectada diretamente nos sistemas de distribuição, em boa parte dos casos, consiste em geradores de energia elétrica focados em atender o consumidor que a instalou. Devido aos benefícios nos quesitos de segurança e economia, a presença dos GDs em redes de distribuição tem aumentado rapidamente. O impacto desta maior participação têm atraído estudos para alocar e dimensionar otimamente o GD, de tal modo que se melhore a redução das perdas, os custos operacionais e o nível da estabilidade da tensão (NGUYEN; TRUONG; PHUNG, 2016). Estudos apontam que o uso de fontes renováveis para geração de

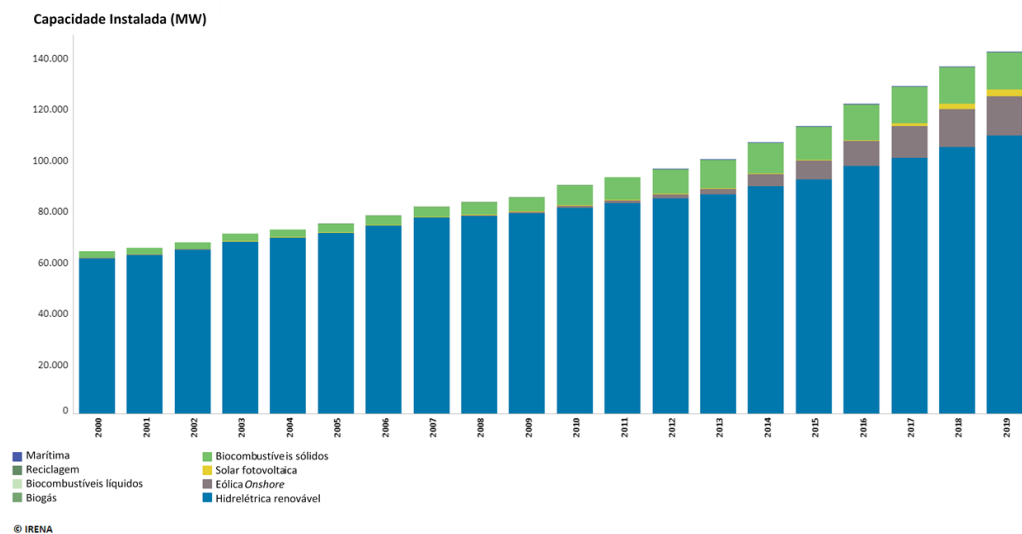
energia pode reduzir a emissão de poluentes em até 60% até 2050 (BADRAN et al., 2017).

A penetração de GDs nos sistemas de distribuição pode trazer diversos benefícios, como melhoria no perfil de tensão, redução das perdas nas linhas, aumento dos níveis de segurança para cargas críticas, redução de custos operacionais de operar no pico e melhora na qualidade e confiabilidade da fonte de energia. Entretanto, tais benefícios só são obtidos ao alocar otimamente o GD no sistema de distribuição, assim como determinar o nível de geração adequado, se há a possibilidade de controle de despacho do GD. Caso o dimensionamento não esteja adequado, consequências indesejáveis, como aumento das perdas e incremento demasiado da tensão, podem ocorrer (ESMAEILIAN; FADAEINEDJAD, 2015).

Figura 1 – Evolução da capacidade instalada em energia renovável em (a) Mundo e (b) Brasil:



(a)



(b)

Fonte: Adaptado de Irena (2020a)

Sistemas de distribuição foram projetados para operarem radialmente, com fluxos de potência unidirecionais. Entretanto, com os GDs cada vez mais ganhando espaço, a alocação de GDs em sistemas de distribuição tem trazido uma série de desafios e problemas tais como: aumento na complexidade do controle, necessidade de novos ajustes nos relés de proteção, mudanças intensas nos valores da corrente de curto-circuito, necessidade de alocação e dimensionamento ótimo de GDs e a preservação da estabilidade da tensão. Um fator determinante para estes desafios é o nível de penetração de GDs. Um baixo nível de penetração, em torno de 5%, irá resultar em efeitos que podem ser desprezados na rede de distribuição, mas, altos níveis de penetração (acima de 30%) podem causar sérias consequências (POORNAZARYAN et al., 2016).

2.3 ALOCAÇÃO E DIMENSIONAMENTO ÓTIMO DA GERAÇÃO DISTRIBUÍDA

Conforme exemplificado na Figura 1, o grau de penetração da geração distribuída vem crescendo a cada ano, muito devido aos benefícios que ela pode proporcionar não só para o usuário final, mas também para o sistema, auxiliando a reduzir o *stress* dos sistemas de distribuição (SHAHNIA; AREFI; LICH, 2018).

A introdução de GDs em sistemas elétricos de distribuição proporciona grandes impactos para sua operação, estabilidade e sistemas de proteção. Entretanto, tais impactos estão intimamente relacionados com os locais, dimensionamentos e tipos de GDs a serem escolhidos. Assim sendo, o nível de perdas elétricas no sistema poderá tanto diminuir como aumentar a depender da alocação planejada para os GDs (SHAHNIA; AREFI; LICH, 2018).

A alocação ótima de GDs busca encontrar qual par de valores de local/dimensionamento dos GDs irá otimizar a operação do sistema. Atualmente na literatura, dividem-se em três grandes grupos as estratégias para otimizar a alocação dos GDs:

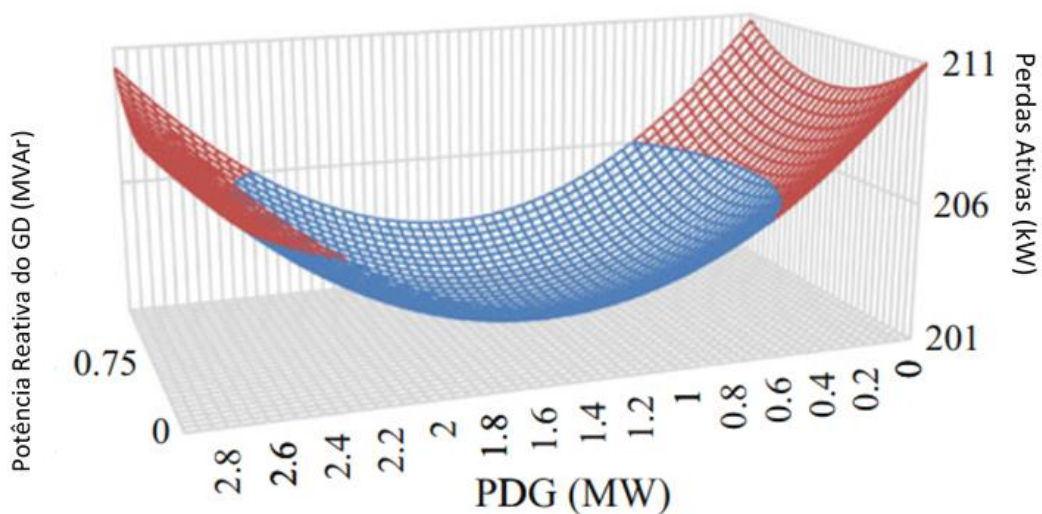
- Métodos clássicos: buscam determinar o dimensionamento ótimo dos GD nas barras candidatas. Para determinar a localidade da instalação dos GDs, estes métodos numéricos são aplicados em todas as combinações possíveis de barras candidatas. São exemplos: *gradient search* (RAU; WAN, 1994), programação linear (KEANE; O'MALLEY, 2005), fluxo de potência ótimo (HARRISON; WALLACE, 2005), *exhaustive search* (ZHU et al., 2006) e programação linear inteira-mista (REUDA-MEDINA et al., 2013);

- Métodos meta-heurísticos: utilizam técnicas de inteligência artificial para obter soluções próximas da ótima global a um custo computacional relativamente elevado. São exemplos: algoritmos genéticos (VINOTHKUMAR; M. P. SELVAN, 2011), *particle swarm optimization* (PROMMEE; ONGSAKUL, 2011), *harmony search* (SHAABAN et al., 2013) e *tabu search* (GOLSHAN; AREFIFAR, 2007);
- Métodos analíticos: simplificam o problema da alocação dos GDs ou consideram apenas cargas distribuídas uniformemente ou alocando apenas um GD. Cita-se como exemplo o algoritmo desenvolvido por Lee e Park (2009) utilizando o filtro de Kalman.

2.3.1 Impactos dos GDS nas redes de distribuição

A instalação de um GD em uma rede de distribuição pode vir acompanhada de grandes impactos de acordo com a estratégia de alocação e o tamanho do sistema. Exemplificando, é ilustrado na Figura 2 a evolução das perdas de acordo com o despacho de potências ativa e reativa do GD. A cada fator de potência do GD, conforme a potência ativa do GD é aumentada, as perdas ativas são reduzidas para um valor mínimo, e passam a ser acrescentadas uma vez excedida o nível de penetração ótimo do GD. Conclui-se assim sobre a necessidade de calcular com precisão o fator de potência dos GDs (SHAHNIA; AREFI; LICH, 2018).

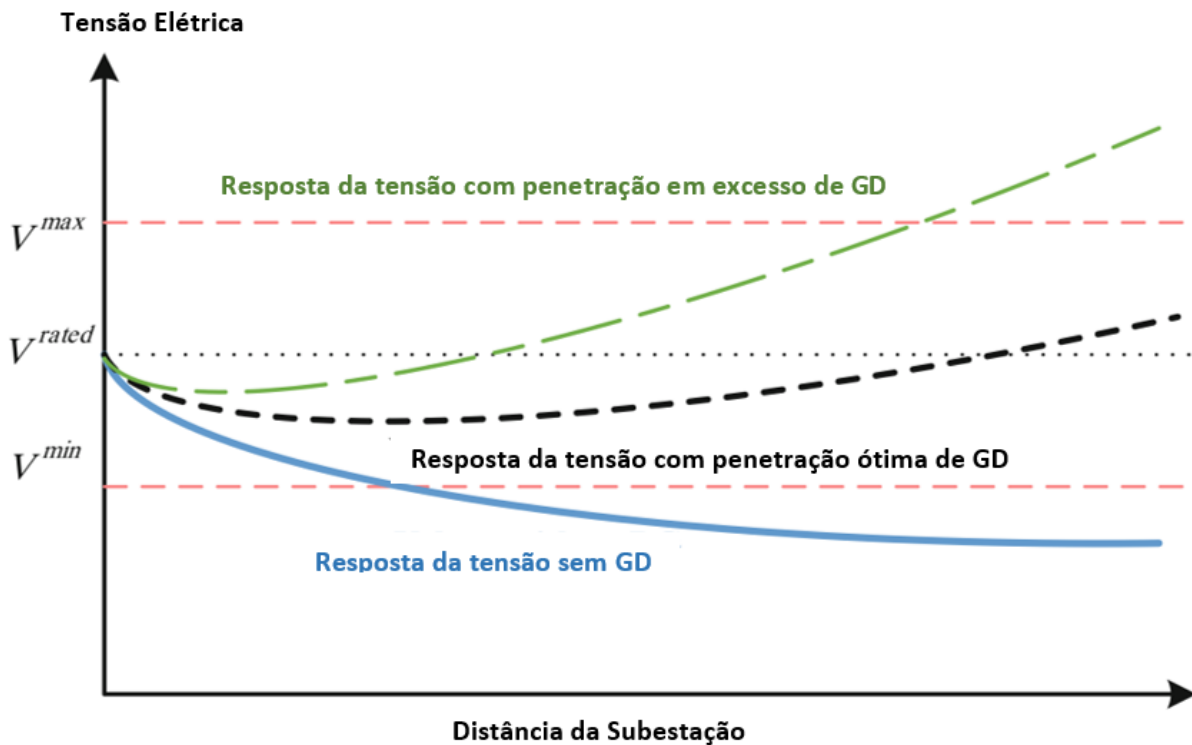
Figura 2 – Variação das perdas ativas de acordo as potências ativas e reativas do GD



Fonte: Adaptado de Shahnia, Arefi e Lich (2018)

Em relação ao impacto no perfil de tensão, o nível de penetração dos GDs está definido pela relação entre a capacidade total dos GDs e a demanda total no sistema. É esperado que a tensão dos alimentadores dos SDEE decresça com o aumento da sua distância da subestação de distribuição. Mas, ao se alocar um GD com alto índice de penetração, verifica-se que o perfil de tensão aumentará, mesmo distante da subestação. Tal situação é apresentada na Figura 3, verificando-se que a inserção de GD auxilia no incremento do perfil de tensão, evitando subtensão em barras distantes da subestação. Ficando claro também, que caso se exceda o nível de penetração de GD, começa a ocorrer problemas de sobretensão ao longo do SDEE.

Figura 3 – Variação do perfil de tensão com o nível de penetração dos GDs.



Fonte: Adaptado de Shahnia, Arefi e Lich (2018)

2.3.2 O problema de alocação de GDS

A alocação ótima dos GDs é um problema de otimização complexo devido ao alto número de soluções (possíveis localizações e dimensionamentos) e ao fato da operação da rede de distribuição ser representada por equações não lineares. Para determinar a alocação ótima, é necessário avaliar todas as combinações possíveis dos locais dos GDs, número este que cresce expressivamente de acordo com a rede de distribuição considerada, causando não

só o aumento da complexidade do problema, mas também comprometendo o desempenho computacional. Métodos candidatos para resolver problemas desta natureza devem atender aos seguintes requisitos:

- Serem precisos: devem informar localizações e o dimensionamento adequados com os GDs considerado;
- Formulação genérica, permitindo alocação de múltiplas unidades de GDs;
- Boa velocidade computacional: fator primordial em SDEE de grande porte.

2.4 RECONFIGURAÇÃO SIMULTÂNEA COM A ALOCAÇÃO DOS GDS

Suresh *et. al.* (2009) relatam que cerca de 70% do total de perdas no sistema elétrico ocorrem nas redes de distribuição de energia elétrica. Tradicionalmente, uma das técnicas mais empregadas para minimizar as perdas de energia na distribuição é a reconfiguração da rede.

Com a reconfiguração da rede é possível reduzir as perdas e melhorar o perfil de tensão geral, desde que a configuração ótima possa ser determinada. Sua aplicação em SDEE é geralmente dividida em duas categorias: planejamento e operação (SHAHNIA; AREFI; LICH, 2018).

No âmbito do planejamento, a reconfiguração da rede identifica a melhor configuração através da alteração de status das chaves seccionadoras (conectada ou desconectada), buscando transferir cargas de setores sobrecarregados para setores com carga relativamente menores no SDEE, minimizando as perdas de energia. No âmbito operacional, a alteração de status das seccionadoras é utilizada, por exemplo, para restaurar a energia rapidamente para um setor em falha em um SDEE, contribuindo para aumentar a confiabilidade do sistema. É necessário que a adoção da reconfiguração da rede satisfaça as restrições do SDEE, as condições mínimas operacionais e cumpra os requisitos de otimização, minimizando as perdas de energia (SHAHNIA; AREFI; LICH, 2018).

A adoção da reconfiguração da rede é uma estratégia simples e econômica, uma vez que não implica na instalação de novos equipamentos ou tecnologias, podendo ser resumida em dois os principais objetivos da reconfiguração: fornecer a quantidade máxima de suprimento elétrico até os consumidores finais e possibilitar a reconfiguração da rede nos surtos de falhas no SDEE.

A adequada integração de GDs aos SDEE pode levar a melhorias no perfil de tensão, balanceamento da distribuição das cargas na rede, aumento na confiabilidade e melhoria na eficiência energética, enfatizando que os GDs devem estar alocados de maneira ótima para proporcionar tais benefícios à rede. O dimensionamento ou localização indevida de um GD pode minimizar esses benefícios, podendo até agravar os problemas que justificaram o seu emprego. Há basicamente três cenários distintos de alocação de GDs:

- Cenário 1: As cargas em cada barra são maiores que a geração de cada GD;
- Cenário 2: As cargas totais são maiores que a geração total dos GDs;
- Cenário 3: As cargas totais são inferiores à geração total dos GDs.

Destaca-se que apenas no cenário 1 pode-se garantir que o emprego de GDs sempre irá reduzir a perda de energia do sistema. Para os cenários 2 e 3, a alocação dos GDs pode tanto contribuir para a diminuição ou aumento das perdas técnicas, dependendo do seu local de instalação (SHAHNIA; AREFI; LICH, 2018).

Grande parte das estratégias existentes para resolver o problema de dimensionamento e localização ótima dos GDs enfrentam uma grande dificuldade para fornecer soluções que não fiquem estagnadas em ótimos locais, devido a abordagem sequencial utilizada na otimização (aloca-se o primeiro GD na melhor localização, para só então alocar de forma ótima o segundo GD, e assim por diante). Somando-se a esse desafio a característica combinatória e não diferenciável do processo de reconfiguração, é esperado que o processo enfrente problemas para encontrar o ótimo global e que esta solução exija grande esforço computacional (SHAHNIA; AREFI; LICH, 2018).

A resposta das perdas de energia de acordo com a aplicação dos GDs típica está representada na Figura 2. Verifica-se que as perdas tendem a diminuir conforme a penetração de GDs é incrementada, até atingir o mínimo possível. Ressalta-se que caso o nível de penetração dos GDs seja excessivo, as perdas de energia podem se tornar maiores do que o caso sem conexão de GDs.

Ainda não são a maioria dos pesquisadores que consideram otimizar a reconfiguração da rede simultaneamente com a alocação de GDs. Grande parte das pesquisas atuais adotam ou a estratégia de alocação prévia dos GDs ou a alocação posterior dos GDs à reconfiguração, simplificando a natureza do problema.

2.5 ALGUNS TRABALHOS QUE EXPLORAM O PROBLEMA DE RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO RADIAIS

Uma vez que a reconfiguração da rede é um problema de otimização de natureza combinatória, não linear, restrita e não-diferenciável, muitos algoritmos foram propostos na literatura para obtenção de soluções de boa qualidade. A primeira proposta de reconfiguração data da foi apresentada por Merlin e Back (1975), em que foi proposta uma técnica de otimização baseada em um tipo especial de *Branch-and-Bound* e outra proposta de otimização heurística construtiva. A estratégia heurística dos autores buscava inicialmente fechar todas as chaves seccionadoras abertas no sistema, fazendo com que o sistema ficasse totalmente malhado, para que na sequência se resolvesse o problema de fluxo de carga do sistema, encontrando o fluxo de potência aparente de cada um dos circuitos. O circuito que apresenta o menor fluxo de potência aparente e cuja retirada mantém o sistema conexo é escolhido como candidato para ter sua chave seccionadora aberta, este processo finaliza uma iteração do algoritmo heurístico construtivo. Este procedimento se repete até que uma solução radial seja encontrada, e ficou conhecido como “abertura sequencial de chaves”. Essa estratégia heurística construtiva é muito rápida, mas quase sempre encontra apenas ótimos locais para sistemas de médio e de grande porte. Por outro lado, a proposta tipo *branch and bound* precisa de um esforço computacional muito elevado, uma vez que o algoritmo explorava todas as 2^n possíveis soluções, em que n é o número de ramos dotados de chaves seccionadoras. Baseando-se na heurística de Merlin e Back (1975), Shirmohammadi e Hong (1989) sugeriram um algoritmo heurístico para resolver este problema. Civanlar *et. al.* (1988), um ano antes, havia sugerido um algoritmo heurístico em que uma simples fórmula foi desenvolvida para estimar as mudanças que ocorriam nas perdas com a troca de ramos. A desvantagem deste método era a restrição de que apenas um par de chaves de manobras poderia ser considerado por vez e a reconfiguração da rede era totalmente dependente da condição inicial. Das (2006) apresentou um algoritmo baseado em regras heurísticas com uma aproximação *fuzzy* multiobjetivo para a otimização do problema de reconfiguração. Porém não é informado no trabalho, os critérios utilizados. A desvantagem deste método foi o não fornecimento dos critérios para escolha das funções de persistência associadas à função objetivo. Nara *et. al.* (1992) apresentou uma proposta de solução utilizando um algoritmo genético (GA) para buscar a configuração que apresentasse as perdas mínimas em um sistema de distribuição, porém, em sua formulação, não há a preocupação em gerar soluções que garantam a radialidade, tornando o método pouco eficiente devido a quantidade de soluções não-radiais geradas. Zhu (1992) apresentou um algoritmo genéti-

co refinado (RGA) para reduzir as perdas no sistema de distribuição. No RGA, os métodos convencionais de recombinação e de mutação são refinados por um mecanismo de competição. Rao *et al.* (2011) propôs o algoritmo de busca harmônica (HSA) para solucionar o problema de reconfiguração para buscar qual combinação simultânea de chaveamento irá propiciar a minimização das perdas ativas na rede de distribuição. Dorosstkar-Ghamsari *et al.* (2016) apresenta os benefícios da implementação de um sistema, reconfiguração dependente das cargas demandadas pelo sistema. No trabalho é considerado a presença de GDs previamente alocados e as cargas e os níveis de geração dos GDs dependentes da hora do dia. Os resultados obtidos fornecem a melhor topologia a cada hora do sistema ao longo do dia e o número de chaveamentos necessários para se obter este resultado. Capitanescu *et al.* (2015) demonstra como empregar a reconfiguração de forma estática ou dinâmica como meio de permitir maior penetração de GDs na rede de distribuição, possibilitando a postergação de investimentos em reforços. Ding e Loparo (2016) enfatizam a necessidade de adotar como premissa alimentadores desequilibrados devido a grande presença de cargas monofásicas e espaçamento não-simétrico entre as fases da rede de distribuição. Por fim, Samman *et al.* (2020) foca no desenvolvimento de um algoritmo de otimização em duas etapas capaz de reduzir drasticamente o esforço computacional para o problema de reconfiguração. Os autores propõem a simplificação da rede em grafos como meio de melhorar a inicialização, geração e codificação dos vetores soluções para o problema de reconfiguração.

2.6 TRABALHOS QUE EXPLORAM O PROBLEMA DE RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO RADIAIS COM A ALOCAÇÃO DE GERADORES DISTRIBUÍDOS

Escolhido como base referencial desta dissertação, o trabalho de Rao *et al.* (2013), manteve como algoritmo adotado o HSA, mas o mesmo foi adaptado para resolver o problema de reconfiguração com a alocação simultânea de geração distribuída, com o objetivo de minimizar as perdas ativas e melhorar o perfil de tensão do sistema de distribuição. Neste trabalho, a alocação dos GDs se deu através de um fator de sensibilidade. Nguyen, Truong e Phung (2016) trabalhando também no cenário de otimização da topologia da rede de distribuição com alocação simultânea de geração distribuída, utilizaram a meta-heurística denominada *Cuckoo Search Algorithm* (CSA), sendo adotado neste trabalho a teoria dos grafos como um meio de diminuir o espaço possível de soluções, reduzindo as configurações ineficazes da rede durante o processo de reconfiguração e checando se as restrições de radialidade são satis-

feitas a cada nova configuração. Destaca-se que em Rao *et. al.* (2013) o fator de sensibilidade utilizado para determinar as barras de instalação dos GDs foi o LSF (*loss sensitivity factor*), que busca alocar os GDs nas barras que produzem os melhores desempenhos na redução das perdas, enquanto que em Nguyen, Truong e Phung (2016) adotou-se o método VSI (*voltage stability index*), que instala os GDs nas barras que estão mais próximas do colapso de tensão, aumentando assim a estabilidade de tensão do sistema como um todo.

Há trabalhos que abordam apenas a alocação de geradores distribuídos em sistemas de distribuição radiais, como Abu-Mouti e El-Hawary (2011), que utiliza o algoritmo de colônia artificial de abelhas como método de otimização, sem levar em conta em sua metodologia a influência da mudança de topologia. Esmaili *et al.* (2016) sugerem em seu trabalho uma meta-heurística baseada no *multi-objective hybrid big bang – big crunch*, para reconfigurar e alocar/dimensionar os GDs, sendo que o método proposto tem a desvantagem de levar em conta o dimensionamento apenas da capacidade de potência ativa dos GDs.

Conforme será mostrado na sequência deste trabalho, a parcela reativa da injeção de potência dos GDs influencia expressivamente nas perdas e consequentemente no custo de operação do sistema. No presente trabalho propõe-se um algoritmo VNS especializado para resolver o problema da reconfiguração com alocação simultânea de GDs.

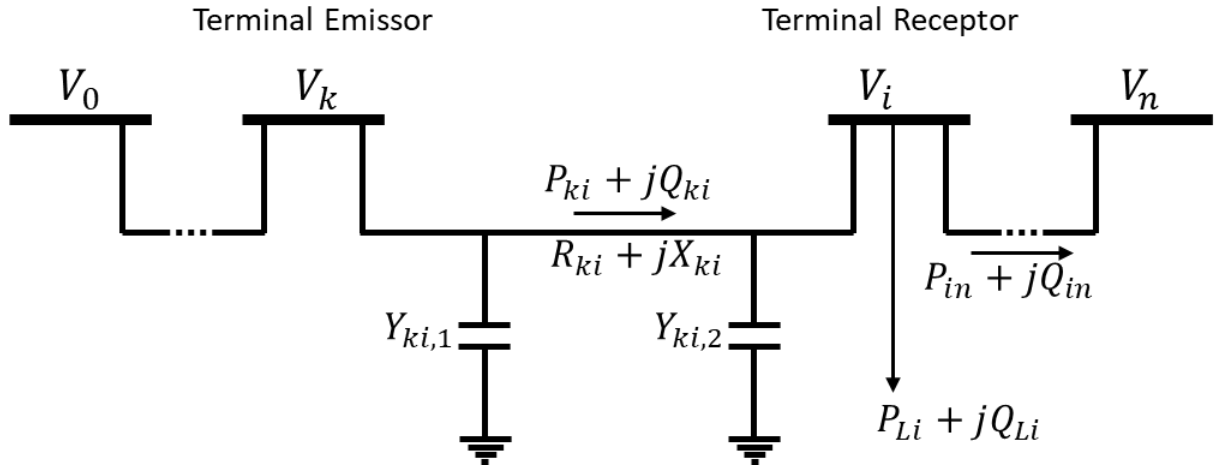
3 O PROBLEMA DA RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA CONSIDERANDO A ALOCAÇÃO SIMULTÂNEA DE GERAÇÃO DISTRIBUÍDA

Será apresentado ao longo deste capítulo explicações e detalhes do problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica (RSDEE), para que na sequência seja possível demonstrar como a geração distribuída possa ser considerada neste cenário. Adicionalmente, também é apresentado o problema de programação não linear inteira mista para o tipo de problema analisado e que tem capacidade de encontrar a solução ótima de sistemas de pequeno e de médio porte.

3.1 EQUAÇÕES DO FLUXO DE POTÊNCIA

O fluxo de potência em um sistema de distribuição é calculado de acordo com (1)–(3), obtidas de acordo com o diagrama apresentado na Figura 4.

Figura 4 – Diagrama unifilar do alimentador principal



Fonte: Adaptado de Rao et al. (2013)

$$P_{in} = P_{ki} - P_{Loss,ki} - P_{Li} = P_{ki} - \frac{R_{ki}}{|V_k|^2} \{P_{ki}^2 + (Q_{ki} + Y_{ki}|V_k|^2)^2\} - P_{Li} \quad (1)$$

$$Q_{Li} = Q_{ki} - Q_{Loss,ki} - Q_{Li}$$

$$= Q_{ki} - \frac{X_{ki}}{|V_k|^2} \{P_{ki}^2 + (Q_{ki} + Y_{ki,1}|V_k|^2)^2\} - Y_{ki,1}|V_k|^2 - Y_{ki,2}|V_i|^2 - Q_{Li} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} |V_i|^2 &= |V_k|^2 + \frac{R_{ki}^2 + X_{ki}^2}{|V_k|^2} (P_{ki}^2 + Q_{ki}^2) - 2(R_{ki}P_{ki} + X_{ki}Q_{ki}) \\ &= |V_k|^2 + \frac{R_{ki}^2 + X_{ki}^2}{|V_k|^2} (P_{ki}^2 + (Q_{ki} + Y_{ki})|V_k|^2)^2 \\ &\quad - 2(R_{ki}P_{ki} + X_{ki}(Q_{ki} + Y_{ki}|V_k|^2)) \end{aligned} \quad (3)$$

As perdas totais no ramo conectando as barras k e i podem ser calculadas, então como apresentado em (4).

$$P_{Loss,ki} = R_{ki} \frac{P_{ki}^2 + (Q_{ki} + Y_{ki}|V_k|^2)^2}{|V_k|^2} \quad (4)$$

As perdas totais do sistema, $P_{T,Loss}$, fica então determinada como a soma de todas as perdas de todas as seções do alimentador (5).

$$P_{T,Loss} = \sum_{k=1}^n P_{Loss,ki} \quad (5)$$

3.1.1 Equações das perdas ao utilizar reconfiguração

Conforme descrito previamente, o processo de reconfiguração em um sistema de distribuição consiste em encontrar a melhor configuração de uma rede radial, de tal modo que as perdas sejam mínimas, as restrições operacionais sejam todas atendidas, respeitando assim o perfil de tensão do sistema, a capacidade de corrente do alimentador e a topologia radial do sistema de distribuição. As perdas presentes em uma seção entre as barras k e $k + 1$ podem ser computadas como:

$$P'_{Loss,ki} = R_{ki} \frac{P'_{ki}{}^2 + Q'_{ki}{}^2}{|V'_k|^2} \quad (6)$$

O novo valor de perdas totais do sistema, $P'_{T,Loss}$, fica então determinado como a soma de todas as perdas presentes em todas as seções do alimentador após o processo de reconfiguração, resultando em:

$$P'_{T,Loss} = \sum_{k=1}^n P'_{Loss,ki} \quad (7)$$

3.1.2 Redução das perdas ao utilizar reconfiguração da rede

A redução das perdas no sistema, definida como ΔP_{Loss}^R , é definida como o balanço de potência entre as situações pré e pós reconfiguração apresentadas, respectivamente, em (5) e (7):

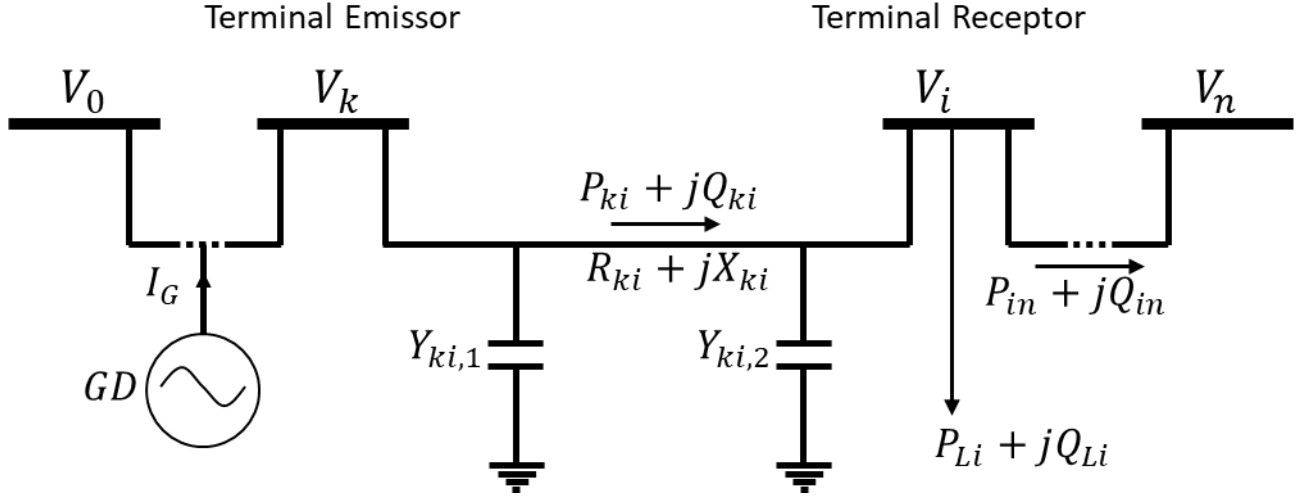
$$\Delta P_{Loss}^R = \sum_{k=1}^n P_{T,Loss,ki} - \sum_{k=1}^n P'_{T,Loss,ki} \quad (8)$$

3.1.3 Redução das perdas utilizando GD

A instalação de unidades de geração distribuída em locais ótimos do sistema de distribuição resulta em diversos benefícios, tais como a redução das perdas nas linhas, aumento no perfil de tensão, redução da máxima potência demandada, alívio de sobrecarregamento das redes de distribuição, redução dos impactos ambientais, aumento da eficiência energética e postergação dos investimentos na atualização dos sistemas de transmissão, distribuição e ge-

ração. Quando um GD é instalado em um local arbitrário da rede, como mostrado na Figura 5, as perdas de potência ativa ficam então definidas como:

Figura 5 – Sistema de distribuição com um GD instalado em local arbitrário



Fonte: Adaptado de Rao et al. (2013)

$$P_{DG, Loss, ki} = \frac{R_{ki}}{V_K^2} (P_{ki}^2 + Q_{ki}^2) + \frac{R_{ki}}{V_K^2} (P_G^2 + Q_G^2 - 2P_{ki}P_G - 2Q_{ki}Q_G) \left(\frac{G}{L} \right) \quad (9)$$

Onde G representa a distância entre o alimentador e a localização do gerador distribuído em km, e L o comprimento total da distância entre o alimentador e a barra k em km.

A variação das perdas no sistema, definida como ΔP_{Loss}^{DG} , é definida como o balanço de potência entre as situações pré e pós instalação da unidade do GD:

$$\Delta P_{Loss, ki}^{DG} = \frac{R_{ki}}{V_K^2} (P_G^2 + Q_G^2 - 2P_{ki}P_G - 2Q_{ki}Q_G) \left(\frac{G}{L} \right) \quad (10)$$

Um eventual sinal positivo em ΔP_{Loss}^{DG} pode ser interpretado como uma redução das perdas no sistema, em contraste, um sinal negativo em ΔP_{Loss}^{DG} indica que a instalação do GD resultou em um aumento das perdas no sistema.

3.2 MODELO DE OTIMIZAÇÃO MATEMÁTICA PARA O PROBLEMA

3.2.1 Modelo de programação não linear inteira mista

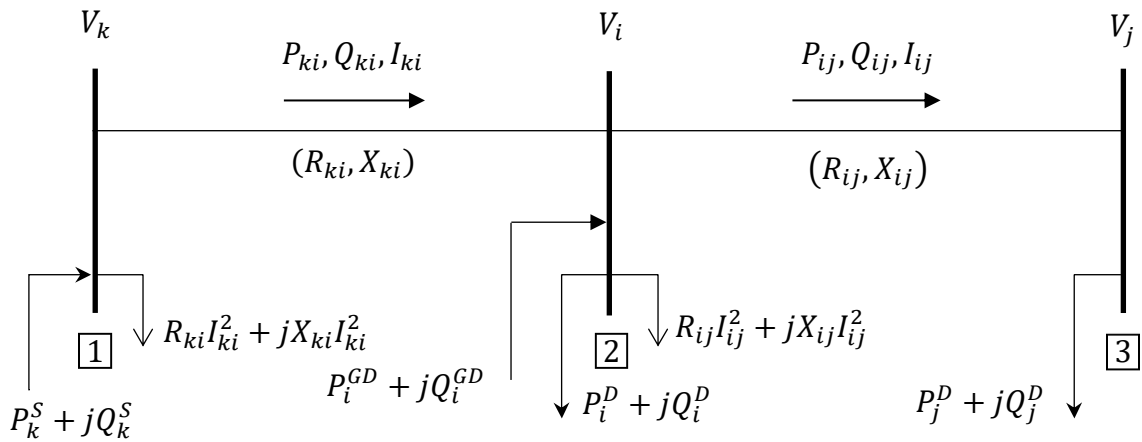
Para representar o funcionamento de um sistema de distribuição em regime permanente, Ribeiro e Flores (2013) consideram as seguintes hipóteses a serem respeitadas:

- As demandas das cargas no sistema de distribuição são representadas como potência ativa e reativa constante;

- Para o circuito ij , representado na Figura 6 o nó i está mais próximo da subestação que o nó j ;
- As perdas de potências ativa e reativa no circuito ij são representadas de forma concentrada no nó i ;
- O sistema é balanceado e representado pelo seu equivalente monofásico.

Na sequência, apresenta-se uma versão expandida do modelo de PLIM apresentado em (BORGES; FRANCO; RIDER, 2013), contemplando a operação com vários níveis de demanda e o problema de alocação de GDs.

Figura 6 – Sistema de distribuição com três nós



Fonte: Adaptado de Franco et al. (2013)

No modelo apresentado, N é o conjunto de barras, B é o conjunto de ramos, D é o conjunto de níveis de demanda e SE é o conjunto de barras de subestação.

Os parâmetros são c_d , o custo das perdas no nível de demanda d , Δ_d é a duração do nível de demanda d , R_{ij} , X_{ij} e Z_{ij} são, respectivamente, a resistência, a reatância e o módulo da impedância do ramo ij , $P_{i,d}^D$ e $Q_{i,d}^D$ são, respectivamente, as demandas de potências ativa e reativa na barra i , no nível de demanda d , $\underline{V}$ e $\bar{V}$ são, respectivamente, os limites mínimo e máximo de tensão no sistema, $\bar{I}_{ij}$ é o limite de corrente do ramo ij , $\bar{S}_i^S$ é a capacidade de geração de potência aparente da subestação na barra i , $\bar{S}_i^G$ é a capacidade máxima do GD que pode ser instalado na barra i , $\underline{fp}$ e $\overline{fp}$ são, respectivamente, os limites inferiores do fator de potência capacitivo e indutivo de um GD no sistema, $\bar{n}_i^G$ indica se um ramo é candidato ($\bar{n}_i^G = 1$) ou não ($\bar{n}_i^G = 0$) para a instalação de GD e $\bar{N}^G$ é o número máximo de GDs que podem ser instalados no sistema.

As variáveis são: $V_{i,d}$ é a magnitude da tensão na barra i , no nível de demanda d , $I_{ij,d}$ é a magnitude da corrente no ramo ij no nível de demanda d , $P_{ij,d}$ e $Q_{ij,d}$ são, respectivamente, os fluxos de potência ativa e reativa no ramo ij , no nível de demanda d , $P_{i,d}^S$ e $Q_{i,d}^S$ são, respectivamente, as gerações de potência ativa e reativa pela subestação na barra i , no nível de demanda d , $P_{i,d}^G$ e $Q_{i,d}^G$ são, respectivamente, as gerações de potência ativa e reativa pelo GD na barra i , no nível de demanda d , $\lambda_{ij,d}$ é uma variável de folga para a restrição de queda de tensão no ramo ij , no nível de demanda d , para quando a chave do respectivo ramo estiver aberta, f_{ij} representa um fluxo artificial no ramo ij , g_i é uma geração artificial na barra i , x_{ij} é a variável binária que indica o estado da chave no ramo ij , $x_{ij} = 1$ se a chave estiver aberta e $x_{ij} = 0$ em caso contrário e q_i é a variável binária que indica a instalação de um GD na barra i , $q_i = 1$ se um GD for instalado e $q_i = 0$ em caso contrário. Cabe observar que $P_{i,d}^S$, $Q_{i,d}^S$ e g_i são fixados em zero nas barras de demanda e $V_{i,d}$ é fixado na tensão nominal do sistema nas barras de subestação.

Em (11)–(30) apresenta-se um modelo completo de programação não linear inteira mista para o problema de reconfiguração e alocação simultânea de GDs.

$$\text{minimize } v = \sum_{ij \in B} \sum_{d \in D} c_d \Delta_d R_{ij} I_{ij,d}^2 \quad (11)$$

Sujeito a:

$$\sum_{ki \in B} P_{ki,d} - \sum_{ij \in B} (P_{ij,d} + R_{ij} I_{ij,d}^2) + P_{i,d}^S + P_{i,d}^G = P_{i,d}^D \quad \forall i \in N, d \in D \quad (12)$$

$$\sum_{ki \in B} Q_{ki,d} - \sum_{ij \in B} (Q_{ij,d} + X_{ij} I_{ij,d}^2) + Q_{i,d}^S + Q_{i,d}^G = Q_{i,d}^D \quad \forall i \in N, d \in D \quad (13)$$

$$V_{i,d}^2 - V_{j,d}^2 + \lambda_{ij,d} = 2(R_{ij} P_{ij,d} + X_{ij} Q_{ij,d}) + Z_{ij}^2 I_{ij,d}^2 \quad \forall ij \in B, d \in D \quad (14)$$

$$I_{ij,d}^2 = (P_{ij,d}^2 + Q_{ij,d}^2) / V_{j,d}^2 \quad \forall ij \in B, d \in D \quad (15)$$

$$|\lambda_{ij,d}| \leq (\bar{V}^2 - \underline{V}^2) x_{ij} \quad \forall ij \in B, d \in D \quad (16)$$

$$\underline{V} \leq V_{i,d} \leq \bar{V} \quad \forall i \in N, d \in D \quad (17)$$

$$0 \leq I_{ij,d} \leq \bar{I}_{ij} x_{ij} \quad \forall ij \in B, d \in D \quad (18)$$

$$\sqrt{(P_{i,d}^S)^2 + (Q_{i,d}^S)^2} \leq \bar{S}_i^S \quad \forall i \in SE, d \in D \quad (19)$$

$$\sum_{ij \in B} x_{ij} = |N| - |SE| \quad (20)$$

$$\sum_{ki \in B} f_{ki} - \sum_{ij \in B} f_{ij} + g_i = 1 \quad \forall i \in N \quad (21)$$

$$|f_{ij}| \leq (|N| - |SE|) x_{ij} \quad \forall ij \in B \quad (22)$$

$$0 \leq g_i \leq |N| - |SE| + 1 \quad \forall i \in SE \quad (23)$$

$$\sqrt{(P_{i,d}^G)^2 + (Q_{i,d}^G)^2} \leq \bar{S}_i^G q_i \quad \forall i \in N, d \in D \quad (24)$$

$$Q_{i,d}^G \geq -P_{i,d}^G \tan(\cos^{-1}(\underline{fp})) \quad \forall i \in N, d \in D \quad (25)$$

$$Q_{i,d}^G \leq P_{i,d}^G \tan(\cos^{-1}(\overline{fp})) \quad \forall i \in N, d \in D \quad (26)$$

$$q_i \leq \bar{n}_i^G \quad \forall i \in N \quad (27)$$

$$\sum_{i \in N} q_i \leq \bar{N}^G \quad (28)$$

$$x_{ij} \in \{0,1\} \quad \forall ij \in B \quad (29)$$

$$q_i \in \{0,1\} \quad \forall i \in N \quad (30)$$

A função objetivo (11) minimiza o custo anualizado das perdas de potência ativa no sistema. As restrições (12) e (13) são os balanços de potência ativa e reativa no sistema (primeira lei de Kirchhoff), (14)–(16) representam a aplicação sistemática da segunda lei de Kirchhoff nas malhas do sistema, de acordo com o estado de operação da chave no ramo ij , (17) é o limite de magnitude de tensão nas barras do sistema, (18) é o limite de corrente dos condutores, (19) é a capacidade das subestações do sistema. As restrições (20)–(23) garantem a radialidade da rede. A equação (20) é uma condição necessária para radialidade, que exige que o número de ramos em operação seja igual ao número de barras no sistema menos o número de

barras de subestação. A equação (21) representa um balanço artificial que garante a convexidade da rede, i.e., cada barra de demanda deve estar conectada à uma subestação. A restrição (22) é o limite para os fluxos artificiais na rede, de acordo com os estados de operação dos ramos. A restrição (23) é o limite de geração artificial nas subestações. As restrições (24)–(26) são os limites de operação dos geradores distribuídos, (27) define as barras candidatas à instalação de GD, (28) limita o número de GDs no sistema, (29) indica a natureza binária da variável relacionada à operação das chaves e (30) indica a natureza binária da variável relacionada à instalação de GDs no sistema.

Esse modelo matemático pode ser resolvido diretamente por *solvers* (softwares especializados para resolução de problemas de programação) para problemas de programação não linear inteira mista. Entretanto, como o modelo é não convexo, as soluções obtidas dessa forma geralmente são soluções ótimas locais.

3.2.2 Modelo de programação cônica de segunda ordem inteira mista

Realizando-se as seguintes trocas de variáveis: $V_{i,d}^2 = V_{i,d}^{SQ}$ e $I_{ij,d}^2 = I_{ij,d}^{SQ}$, com $V_{i,d}^{SQ} \geq 0$ e $I_{ij,d}^{SQ} \geq 0$ e reformulando-se o modelo (11)–(30), é possível obter um modelo relaxado convexo, que pode ser resolvido de forma mais eficiente, e cuja solução ótima pode ser garantida.

Em (31)–(50) apresenta-se o modelo completo de programação cônica de segunda ordem inteira mista para o problema de reconfiguração e alocação simultânea de GDs, obtido a partir da reformulação de (11)–(30).

$$\text{minimize } v = \sum_{ij \in B} \sum_{d \in D} c_d \Delta_d R_{ij} I_{ij,d}^{SQ} \quad (31)$$

Sujeito a:

$$\sum_{ki \in B} P_{ki,d} - \sum_{ij \in B} (P_{ij,d} + R_{ij} I_{ij,d}^{SQ}) + P_{i,d}^S + P_{i,d}^G = P_{i,d}^D \quad \forall i \in N, d \in D \quad (32)$$

$$\sum_{ki \in B} Q_{ki,d} - \sum_{ij \in B} (Q_{ij,d} + X_{ij} I_{ij,d}^{SQ}) + Q_{i,d}^S + Q_{i,d}^G = Q_{i,d}^D \quad \forall i \in N, d \in D \quad (33)$$

$$V_{i,d}^{SQ} - V_{j,d}^{SQ} + \lambda_{ij,d} = 2(R_{ij} P_{ij,d} + X_{ij} Q_{ij,d}) + Z_{ij}^2 I_{ij,d}^{SQ} \quad \forall ij \in B, d \in D \quad (34)$$

$$V_{j,d}^{SQ} I_{ij,d}^{SQ} \geq P_{ij,d}^2 + Q_{ij,d}^2 \quad \forall ij \in B, d \in D \quad (35)$$

$$|\lambda_{ij,d}| \leq (\bar{V}^2 - \underline{V}^2) x_{ij} \quad \forall ij \in B, d \in D \quad (36)$$

$$\underline{V}^2 \leq V_{i,d}^{SQ} \leq \bar{V}^2 \quad \forall i \in N, d \in D \quad (37)$$

$$0 \leq I_{ij,d}^{SQ} \leq \bar{I}_{ij,d}^2 x_{ij} \quad \forall ij \in B, d \in D \quad (38)$$

$$(P_{i,d}^S)^2 + (Q_{i,d}^S)^2 \leq (\bar{S}_i^S)^2 \quad \forall i \in SE, d \in D \quad (39)$$

$$\sum_{ij \in B} x_{ij} = |N| - |SE| \quad (40)$$

$$\sum_{ki \in B} f_{ki} - \sum_{ij \in B} f_{ij} + g_i = 1 \quad \forall i \in N \quad (41)$$

$$|f_{ij}| \leq (|N| - |SE|) x_{ij} \quad \forall ij \in B \quad (42)$$

$$0 \leq g_i \leq |N| - |SE| + 1 \quad \forall i \in SE \quad (43)$$

$$(P_{i,d}^G)^2 + (Q_{i,d}^G)^2 \leq (\bar{S}_i^G)^2 q_i \quad \forall i \in N, d \in D \quad (44)$$

$$Q_{i,d}^G \geq -P_{i,d}^G \tan(\cos^{-1}(\underline{fp})) \quad \forall i \in N, d \in D \quad (45)$$

$$Q_{i,d}^G \leq P_{i,d}^G \tan(\cos^{-1}(\overline{fp})) \quad \forall i \in N, d \in D \quad (46)$$

$$q_i \leq \bar{n}_i^G \quad \forall i \in N \quad (47)$$

$$\sum_{i \in N} q_i \leq \bar{N}^G \quad (48)$$

$$x_{ij} \in \{0,1\} \quad \forall ij \in B \quad (49)$$

$$q_i \in \{0,1\} \quad \forall i \in N \quad (50)$$

No modelo resultante, foi mantida a equivalência na ordem das restrições. A solução do modelo relaxado convexo (31)–(50) será a solução de (11)–(30) se a restrição (35) estiver

ativa, i.e., se no ótimo $V_{j,d}^{SQ} I_{ij,d}^{SQ} = P_{ij,d}^2 + Q_{ij,d}^2$. Em Franco, Rider e Romero (2014) são apresentadas as condições para que (35) esteja ativa na solução do modelo de programação cônica de segunda ordem inteira mista.

4 META-HEURÍSTICA DE BUSCA EM VIZINHANÇA VARIÁVEL ESPECIALIZADA

O algoritmo elaborado neste trabalho utiliza a meta-heurística de busca em vizinhança variável (VNS) para resolver o problema de RSDEE considerando a alocação simultânea de geradores distribuídos, com o objetivo de minimizar as perdas e melhorar o perfil de tensão do sistema. Inicialmente, apresenta-se uma introdução geral sobre otimização clássica e metas-heurísticas.

4.1 OTIMIZAÇÃO CLÁSSICA E META-HEURÍSTICAS

Glover e Kochenberger (2003) definem um problema de otimização como apresentado em (34).

$$\min \{v(\mathbf{x}) \mid \mathbf{x} \in X, X \subseteq S\} \quad (51)$$

em que S representa o espaço de soluções, X é a região factível, $\mathbf{x}$ é uma solução factível e v é uma função objetivo a valores reais. Caso o S seja muito grande, mas finito, o problema caracterizado em (51) será do tipo de otimização combinatória. Caso $S = \mathbb{R}^n$, o problema descrito em (51) passa a ser classificado como de otimização contínua.

Uma solução possível para o problema, tal que $\mathbf{x}^* \in X$, será ótima se (52) for satisfeita.

$$v(\mathbf{x}^*) \leq v(\mathbf{x}), \forall \mathbf{x} \in X \quad (52)$$

Um método exato irá buscar e encontrar uma solução ótima, denominada $\mathbf{x}^*$ e provar que esta solução é ótima. Caso a solução ótima não possa ser encontrada, o algoritmo deve ser capaz de mostrar que não existe solução factível ou que a solução é ilimitada. É necessário também que o algoritmo não demande muito tempo para encontrar a solução ótima. Em algoritmos de otimização contínua, permite-se algum grau de tolerância entre a resposta atual e o grau de convergência detectado, como apresentado em (53) e (54), onde ε é escolhido arbitrariamente positivo e pequeno.

$$v(\mathbf{x}^*) \leq v(\mathbf{x}) + \varepsilon, \quad \forall \mathbf{x} \in X \quad (53)$$

$$\left| \frac{v(\mathbf{x}^*) - v(\mathbf{x})}{v(\mathbf{x}^*)} \right| \leq \varepsilon, \quad \forall \mathbf{x} \in X \quad (54)$$

Michalewicz e Fogel (2000) ressaltam a questão que todo o processo de otimização e seus algoritmos correlatos trabalham sobre modelos encontrados previamente, modelos estes que são simplificações do mundo real, visto a tamanha complexidade que está atrelada ao mundo real. Na prática, o processo de resolução de um problema de otimização é iniciado com a criação de um modelo para o problema e, então, obtém-se uma solução para o modelo.

Para modelos com alto grau de fidelidade com o problema, haverá maiores chances da solução encontrada corresponder a saída existente na prática. Mas, caso o modelo apresente demasiadas aproximações e hipóteses simplificadoras, a solução encontrada pode não ter significado real.

De modo geral, pode-se optar por estabelecer um modelo aproximado do problema e, em seguida, encontrar a solução exata dele, ou estabelecer um modelo exato do problema, e daí encontrar uma solução aproximada, sendo a segunda filosofia aquela que melhores resultados apresenta na prática de modo geral. Tal fato é o grande propulsor de pesquisadores utilizarem heurísticas, que são capazes de encontrar rapidamente uma solução aproximada, que pode ou não ser a ótima, mas sem prova de otimalidade (POSSAGNOLO, 2015).

Algumas das heurísticas disponíveis contam ainda com recursos como a garantia de pior caso, estabelecendo que a solução $\mathbf{x}_h$ obtida satisfaça ao menos (38).

$$\left| \frac{v(\mathbf{x}_h) - v(\mathbf{x})}{v(\mathbf{x}_h)} \right| \leq \varepsilon, \quad \forall \mathbf{x} \in X \quad (55)$$

para um ε arbitrariamente pequeno, atentando-se ao fato que ε geralmente é bem superior ao erro encontrado na prática e, portanto, pode ser uma orientação inadequada ao selecionar uma heurística (POSSAGNOLO, 2015).

Intrínsecas com a natureza de atuação das heurísticas e buscando evitar tempos computacionais excessivos, as heurísticas tendem a convergir para ótimos locais. Tal fato pode resultar diretamente no fenômeno da Catástrofe de Tchebycheff, onde o valor do ótimo global encontrado difere muito de todos os ótimos locais, obtidos por alguma heurística mais simples (BAUM, 1986). Entretanto, há estratégias disponíveis para se contornar vales que contenham um ótimo local.

Glover e Kochenberger (2003) ressaltam a importância das metas-heurísticas, como estruturas gerais para se construir heurísticas de otimização combinatória ou global, apresentando como grande diferencial, elas possuírem a habilidade de se adaptarem às características de um problema e não necessariamente necessitarem de um modelo matemático.

De modo geral, as metas-heurísticas são estratégias especializadas que partem de duas filosofias heurísticas: a heurística construtiva e a heurística de busca através de vizinhança. Para a heurística construtiva, utiliza-se uma estratégia de passo-a-passo e um critério de desempenho para buscar uma solução de boa qualidade. Assim, a cada passo, escolhe-se um componente da solução para que somente no último passo, possa terminar de gerar uma solução de qualidade adequada aos padrões pré-estabelecidos. Para a heurística de busca através de vizinhança, que é alvo de estudo deste trabalho, o processo parte de uma solução inicial e busca melhorar essa solução utilizando a definição de vizinhança aplicável. O processo de melhoria irá se encerrar quando a melhor solução na vizinhança for de pior qualidade do que a solução corrente (POSSAGNOLO, 2015).

Para o algoritmo VNS, assim como muitas outras metas-heurísticas, um conjunto de requisitos deve ser especificado para que a mesma possa ser aplicada: (1) Forma de representação/codificação da proposta solução; (2) Forma adequada de avaliar qualitativamente a resposta encontrada; (3) Forma de verificar a factibilidade da resposta encontrada; (4) Forma de tratar uma solução caso ela seja identificada como infactível; (5) Forma de encontrar uma solução inicial razoável; (6) Forma de caracterizar o conceito de vizinhança; (7) Forma da estratégia para transitar a um vizinho mais adequado (GLOVER; KOCHENBERGER, 2003).

4.2 META-HEURÍSTICA VNS ESPECIALIZADA

São apresentados, nesta seção, os detalhes do algoritmo VNS especializados para resolver o problema de RSDEE para o sistema operando em vários níveis de demanda. Inicialmente são abordadas duas metodologias que podem ser utilizadas para se obter uma solução

inicial de boa qualidade. Em seguida, mostra-se como foram consideradas as restrições de operação e de radialidade do problema. Mostra-se também a forma de representação de uma proposta de solução, como obter as estruturas de vizinhança e são discutidas as melhorias feitas no algoritmo, de forma a tornar o processo de busca mais rápido. Por último são apresentados com detalhes os pseudocódigos dos algoritmos desenvolvidos.

4.2.1 Solução inicial de boa qualidade

Para o algoritmo VNS implementado, na etapa de reconfiguração, o primeiro passo é a determinação da solução inicial que satisfaça as restrições de radialidade do sistema, podendo ser uma topologia de operação encontrada na prática, ou uma topologia radial gerada aleatoriamente. Quanto maior a qualidade desta solução inicial, melhor tende a ser o desempenho da meta-heurística VNS, justificando o emprego de alguma técnica de otimização especializada na busca desta solução inicial. Foi considerado como estratégia de busca inicial o algoritmo heurístico construtivo (AHC). Nesta etapa, os GDs não estão alocados no sistema.

4.2.1.1 Algoritmo heurístico construtivo

No AHC de abertura sequencial de chaves (AHCASC), proposto inicialmente por Merlin e Back (1975), busca-se obter uma solução inicial, de forma que o estado de operação do sistema, com todas as chaves fechadas, seja perturbado o mínimo possível, conforme apresentado na Figura 7.

Figura 7 – Algoritmo heurístico construtivo de abertura sequencial de chaves

Inicialização: Fechar todas as chaves do sistema de distribuição;

Repita os passos de (1)-(5) até que um sistema radial tenha sido obtido:

- (1) Identifique todos os laços independentes do sistema;
- (2) Identifique todos os ramos com chave que pertencem aos conjuntos de laços independentes;
- (3) Resolva um problema de fluxo de carga fracamente malhado para cada nível de demanda;
- (4) Para os ramos identificados em (2), encontre aquele com: $\min_{ij \in \Omega_l} \sum_{d \in \Omega_d} c_d^{ls} \Delta_d S_{ij,d}$;
- (5) Abra a chave correspondente ao ramo identificado em (4).

Calcule a função objetivo da solução encontrada (resolva um FC radial para cada nível de demanda).

Sendo Ω_l o conjunto de ramos, d o nível de demanda, Ω_d o conjunto de níveis de demanda, c_d^{ls} o custo das perdas no nível de demanda d , Δ_d o período de duração do nível de demanda d e $S_{ij,d}$ o fluxo de potência aparente pelo ramo ij , no nível de demanda d .

Nota-se que no passo 3 apresentado, é necessário calcular o ponto de operação do sistema, adotando-se como técnica de solução para este problema o fluxo de carga para sistemas fracamente malhados, descrito por Shirmohammadi et al. (1988) e apresentado em detalhes no Anexo A.

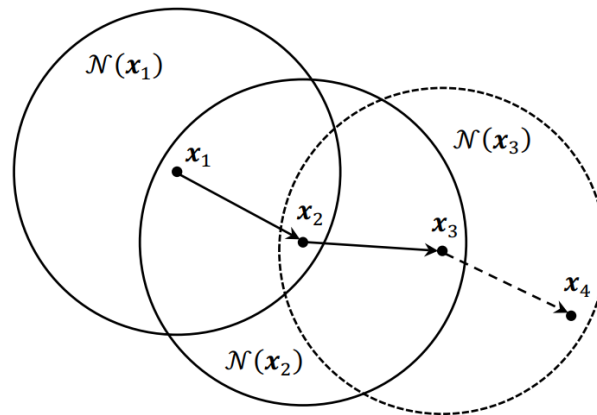
Mesmo que a topologia do sistema de distribuição com todas as chaves fechadas não seja a topologia com o valor mínimo de perdas, estas são menores que qualquer configuração radial (RITTER, 2014).

O algoritmo é então implementado de maneira a causar mínimas perturbações no sistema, mantendo as características de custo reduzido das perdas de energia da configuração malhada.

4.3 FILOSOFIA DA META-HEURÍSTICA VNS

Um algoritmo do tipo busca em vizinhança parte de uma solução inicial, melhorando o valor da função objetivo a cada iteração, até que um ótimo local seja encontrado. Assim, a cada iteração, uma solução melhorada $\mathbf{x}'$ da vizinhança disponível $N(\mathbf{x})$ da solução corrente é obtida, e o processo se repete até que nenhuma melhora na qualidade da solução esteja disponível. Todo este processo de busca em vizinhança está ilustrado na Figura 8. Para este caso, parte-se de um ponto inicial $\mathbf{x}_1$, o algoritmo irá analisar toda a vizinhança de $\mathbf{x}_1$, definida como $N(\mathbf{x}_1)$, até encontrar uma solução de melhor qualidade $\mathbf{x}_2$. A vizinhança de $\mathbf{x}_2$ é então analisada até encontrar uma solução de melhor qualidade $\mathbf{x}_3$. Chegando em $\mathbf{x}_3$, ao analisar a vizinhança $N(\mathbf{x}_3)$, nota-se que $\mathbf{x}_4$ é de pior qualidade que $\mathbf{x}_3$ e, portanto, o processo para. Compete à meta-heurística implementar uma estratégia que evite que o processo fique preso em um ótimo local de baixa qualidade (GLOVER; KOCHENBERGER, 2003).

Figura 8 – Processo de busca de um algoritmo de busca em vizinhança



Fonte: Possagnolo (2015)

Para execução simples e eficiente, um algoritmo de busca em vizinhança deve realizar trocas sistemáticas de vizinhanças conjuntamente com um algoritmo de busca local. Mladenović e Hansen (1997), autores desse conceito, denominam esta técnica de busca em vizinhança variável, apresentando o algoritmo VNS Básico, ou BVNS (*Basic Variable Neighborhood Search*). Embora seja padrão nas técnicas de busca local, o VNS não segue uma trajetória, mas sim explora vizinhanças cada vez mais distantes da solução corrente, mudando para uma nova solução incumbente se, e somente se, uma melhoria é obtida.

A meta-heurística VNS atua baseada no conceito de exploração das vizinhanças, tanto para alcançar ótimos locais, como para fugir de ótimos locais, seguindo basicamente as seguintes premissas (POSSAGNOLO, 2015):

- Um ótimo local de uma dada vizinhança não é necessariamente o mesmo ótimo local para outra estrutura de vizinhança;
- Um ótimo global é um mínimo local independente da possível estrutura de vizinhança;
- Em muitos casos, ótimos locais em relação a n estruturas de vizinhança são relativamente próximos uns dos outros.

De modo geral, os esquemas básicos de VNS e suas extensões não possuem estruturas complexas e, em alguns casos, não requerem nenhum parâmetro, podendo levar a implementações mais eficientes, simplificadas e interpretáveis (POSSAGNOLO, 2015).

4.4 IMPLEMENTAÇÕES TÍPICAS DE VNS

Dentre as propostas de implementação de algoritmos VNS, destacam-se quatro tipos de algoritmos VNS:

- VNS básica (BVNS);
- VNS de descida (VND);
- VNS geral (GVNS);

A ideia geral e principais diferenças de cada um destes algoritmos será apresentada nas seções seguintes.

4.4.1 BVNS (VNS básica)

Implementado inicialmente por Mladenović e Hansen (1997) para solucionar o problema do caixeiro viajante, o algoritmo BVNS operava da seguinte maneira:

Figura 9 – Algoritmo BVNS

Inicialização: Selecione o conjunto de estruturas de vizinhança $\mathcal{N}_k, k = 1, \dots, k_{max}$, que será utilizado na busca; encontre uma solução inicial $\mathbf{x}$; defina um critério de parada;

Repita os passos seguintes até que o critério de parada esteja satisfeito:

- (1) Faça $k \leftarrow 1$;
- (2) **Repita** os passos a seguir até $k = k_{max}$:
 - (a) **Agitação:** Gere aleatoriamente uma solução $\mathbf{x}'$ da k -ésima vizinhança de $\mathbf{x}$ ($\mathbf{x}' \in \mathcal{N}_k(\mathbf{x})$);
 - (b) **Busca local:** Aplique algum método de busca local com $\mathbf{x}'$ como solução inicial; denote por $\mathbf{x}''$ o ótimo local obtido por esta busca;
 - (c) **Mover ou não:** Se o ótimo local $\mathbf{x}''$ é melhor que a incumbente $\mathbf{x}$, mova para lá ($\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x}''$) e continue a busca em $\mathcal{N}_1$ ($k \leftarrow 1$); caso contrário faça $k \leftarrow k + 1$.

Fonte: Possagnolo (2015)

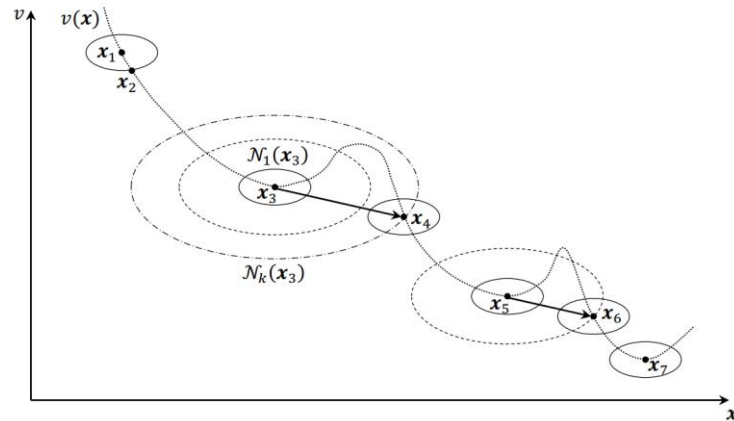
Implementando-se o algoritmo da Figura 9, verifica-se que inicialmente, uma série de estruturas de vizinhanças, definidas em torno de $\mathbf{x} \in X$, é selecionada. Partindo-se de uma solução inicial $\mathbf{x}$, seleciona-se um novo ponto de operação $\mathbf{x}'$ aleatoriamente dentro da estrutura da primeira vizinhança $\mathcal{N}_1(\mathbf{x})$ de $\mathbf{x}$. Neste passo, realiza-se uma busca local que levará a um novo ótimo local, denominado $\mathbf{x}''$. Três situações podem ocorrer:

- $\mathbf{x}'' = \mathbf{x} \rightarrow$ Assim, $\mathbf{x}$ já era um ótimo local da vizinhança e o algoritmo deve prosseguir para a próxima estrutura de vizinhança $N_k(\mathbf{x}), k \geq 2$;
- $\mathbf{x}'' \neq \mathbf{x}$ e $v(\mathbf{x}'') \geq v(\mathbf{x}) \rightarrow$ Significa que um ótimo local foi encontrado, diferente do anterior, mas que apresenta uma função objetivo de pior qualidade que a solução corrente (incumbente). Deve-se proceder a próxima estrutura de vizinhança;
- $\mathbf{x}'' \neq \mathbf{x}$ e $v(\mathbf{x}'') \leq v(\mathbf{x}) \rightarrow$ Significa que um ótimo local foi encontrado, com função objetivo de melhor qualidade que a solução anterior. Portanto, $\mathbf{x}''$ passa a ser a nova proposta de solução corrente e também a nova incumbente, fazendo que nas próximas etapas as buscas iniciem-se novamente com a primeira vizinhança a partir da nova incumbente.

Caso o último nível da estrutura de vizinhança seja atingido sem que ocorra uma atualização da incumbente, o processo de busca deve reiniciar a partir da primeira estrutura de vizinhança N_1 , até que o critério de parada seja atingido.

Graficamente, pode-se ilustrar com a Figura 10, a evolução do algoritmo BVNS. Assim, o processo se inicia através de uma busca local na solução inicial $\mathbf{x}_1$, encontrando a solução melhorada $\mathbf{x}_2$. Este processo será repetido até que nenhuma melhora possa ser observada, ilustrado como o caso de $\mathbf{x}_3$. Nota-se que $\mathbf{x}_3$ está contida em uma região de vale e esta solução irá dominar as soluções adjacentes por ser um ótimo local. Cabe à meta-heurística gerar um conjunto de soluções aleatórias nas vizinhanças $N_k(\mathbf{x}_3)$, iniciando com $k \leftarrow 1$, aplicando sempre uma busca local para cada nova solução encontrada. A adoção desta estratégia permite encontrar a solução $\mathbf{x}_4$ como um novo valor ótimo e, através da busca local, encontra-se a solução $\mathbf{x}_5$. Repete-se a estratégia utilizada em $\mathbf{x}_3$ para escapar do ótimo local, encontrando assim a solução $\mathbf{x}_6$, que submetida a uma série de buscas locais irá resultar no ótimo global $\mathbf{x}_7$.

Figura 10 – Evolução do Algoritmo BVNS



Fonte: Adaptado de Hansen; Mladenović e Pérez (2008)

O critério de parada do algoritmo BVNS pode ser, por exemplo, um número máximo de iterações, tempo de processamento máximo ou máximo número de iterações entre duas melhorias. Geralmente, níveis de vizinhança sucessivos devem estar aninhados.

4.4.2 VND (VNS de descida)

Baseada no fato que um ótimo local para uma estrutura de vizinhança não é necessariamente um ótimo local para outra estrutura de vizinhança, o algoritmo VND apresentado inicialmente por Hansen e Mladenović (2001) apresenta a estrutura básica definida na Figura 11.

Figura 11 – Algoritmo VND

Inicialização: Selecione o conjunto de estruturas de vizinhança $\mathcal{N}_l, l = 1, \dots, l_{max}$, que será utilizado na descida; encontre uma solução inicial $\mathbf{x}$;

Repita os passos seguintes até que nenhuma melhoria na solução seja obtida:

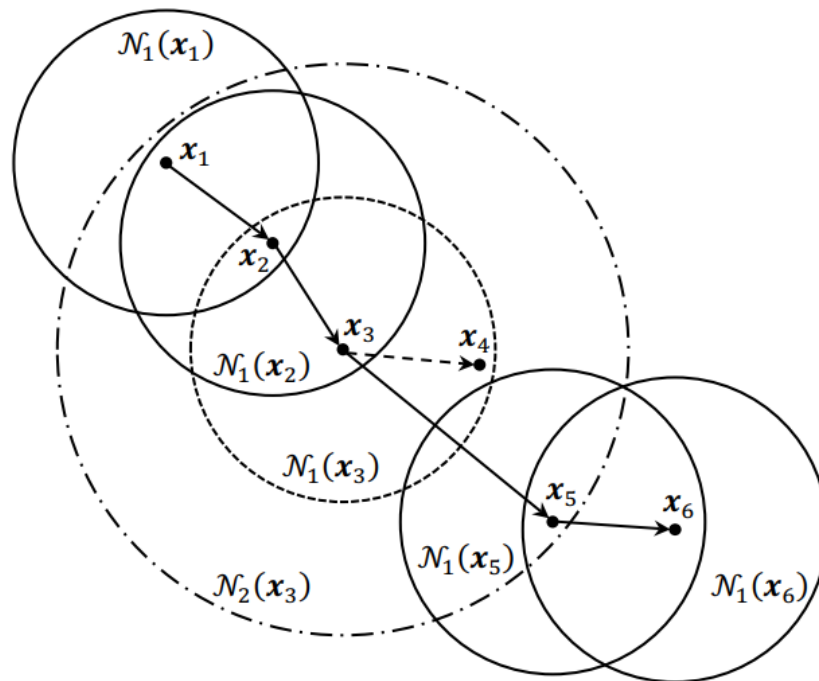
- (1) Faça $l \leftarrow 1$;
- (2) **Repita** os passos a seguir até $l = l_{max}$:
 - (a) **Exploração da vizinhança:** Encontre o melhor vizinho $\mathbf{x}'$ de $\mathbf{x}$ ($\mathbf{x}' \in \mathcal{N}_l(\mathbf{x})$);
 - (b) **Mover ou não:** Se a solução $\mathbf{x}'$ é melhor que a incumbente $\mathbf{x}$, faça $\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x}'$ e continue a busca em $\mathcal{N}_1$ ($l \leftarrow 1$); caso contrário faça $l \leftarrow l + 1$.

Fonte: Hansen e Mladenović (2001)

O algoritmo VND pode ser encarado como uma generalização do algoritmo de busca em vizinhança. Em cada passo, o algoritmo realiza buscas na vizinhança de um ponto, que também é a solução incumbente do processo. Caso nenhuma melhoria seja alcançada em determinado nível de vizinhança, então, deve-se mudar de nível de vizinhança, considerando

uma região maior do espaço de busca. Esta ideia está resumida na Figura 4.7. Agora, ao invés de parar a busca no ponto 3, o algoritmo VND passa para outra vizinhança, $N_1(\mathbf{x}_5)$ onde é obtida a solução 5. Ao atualizar a incumbente, a busca é reiniciada na primeira estrutura de vizinhança de $N_1(\mathbf{x}_5)$, obtendo uma nova solução incumbente $\mathbf{x}_6$. O processo continua até que seja encontrada uma solução que em nenhuma estrutura de vizinhança seja obtida uma melhoria.

Figura 12 – Algoritmo de busca VND



Fonte: Possagnolo (2015)

4.4.3 GVNS (VNS geral)

Ao substituir a busca local presente no passo 2(b) do algoritmo BVNS, apresentado na Figura 13, se ao invés de se utilizar uma busca local simples no passo 2(b) do algoritmo BVNS, adotar-se um algoritmo VND com solução inicial do problema definida pelo algoritmo VNS reduzido (RVNS), obtém-se o algoritmo GVNS (do inglês *General Variable Neighborhood Search*). A estrutura do algoritmo GVNS está representada na Figura 13.

Figura 13 – Algoritmo GVNS

Inicialização: Selecione um conjunto de estruturas de vizinhança $\mathcal{N}_k, k = 1, \dots, k_{max}$, que será utilizado na etapa de agitação; selecione um conjunto de estruturas de vizinhança $\mathcal{N}_l, l = 1, \dots, l_{max}$, que será utilizado na busca local; encontre uma solução inicial $\mathbf{x}$ e melhore-a utilizando o algoritmo **RVNS**; defina um critério de parada;

Repita os passos seguintes até que o critério de parada esteja satisfeito:

- (1) Faça $k \leftarrow 1$;
- (2) **Repita** os passos a seguir até $k = k_{max}$:
 - (a) **Agitação:** Gere aleatoriamente uma solução $\mathbf{x}'$ da k -ésima vizinhança de $\mathbf{x}$ ($\mathbf{x}' \in \mathcal{N}_k(\mathbf{x})$);
 - (b) **Busca com VND:** Aplique a busca **VND** com $\mathbf{x}'$ como solução inicial e com as estruturas $\mathcal{N}_l, l = 1, \dots, l_{max}$; denote por $\mathbf{x}''$ o ótimo local obtido por esta busca;
 - (c) **Mover ou não:** Se a solução $\mathbf{x}''$ é melhor que a incumbente $\mathbf{x}$, mova para lá ($\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x}''$) e continue a busca em $\mathcal{N}_1$ ($k \leftarrow 1$); caso contrário faça $k \leftarrow k + 1$.

Fonte: Possagnolo (2015)

A meta-heurística GVNS é capaz de encontrar os melhores vales rapidamente. Para evitar ficar presa em um vale, quando podem existir vales mais profundos, a união das estruturas de vizinhança em torno de qualquer solução factível deve conter todo o conjunto de soluções factíveis.

4.5 ALGORITMO UTILIZADO PARA ALOCAÇÃO DOS GERADORES DISTRIBUÍDOS

Antes de iniciar as explicações do algoritmo implementado, destacam-se duas sub-rotinas utilizadas ao longo do código para alocar otimamente os GDs. São elas a Busca por Fibonacci e o Método Cíclico Coordenado.

4.5.1 Método cíclico coordenado

Este método utiliza os eixos cartesianos como as direções de procura. Mais especificamente, este método procura ao longo das direções $\mathbf{d}_1, \dots, \mathbf{d}_n$, onde $\mathbf{d}_j$ é um vetor de zeros, com exceção de um 1 na posição j_{th} . Adicionalmente, ao longo da direção de procura $\mathbf{d}_j$, a variável $\mathbf{x}_j$ é alterada enquanto todas as outras variáveis são mantidas fixas. Caso a função seja diferenciável, o método irá convergir para um ponto estacionário.

Inicializando o método, escolhe-se um escalar $\varepsilon > 0$ como critério de parada, tal que $\|\mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{x}_k\| < \varepsilon$. Define-se $\mathbf{d}_1, \dots, \mathbf{d}_n$ como as coordenadas de direções. Escolhe-se um ponto inicial $\mathbf{x}_1$, fazendo $\mathbf{y}_1 = \mathbf{x}_1$ e $k = j = 1$. Partir aos passos principais do algoritmo:

Passos Principais:

1. Seja λ_j uma solução ótima do problema de minimização $f(\mathbf{y}_j + \lambda \mathbf{d}_j)$ sujeito a $\lambda \in R$. Faça $\mathbf{y}_{j+1} = \mathbf{y}_j + \lambda_j \mathbf{d}_j$. Se $j < n$, trocar j por $j + 1$, e repetir o Passo 1. Do contrário, se $j = n$, ir ao Passo 2.
2. Faça $\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{y}_{n+1}$. Se $\|\mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{x}_k\| < \varepsilon$, então pare. Do contrário, se $\mathbf{y}_1 = \mathbf{x}_{k+1}$ faça $j = 1$, trocando k por $k + 1$, e retornando para o Passo 1.

4.5.2 A busca unidimensional de Fibonacci

O método de Fibonacci é utilizado para minimização de uma função estritamente quase-convexa θ . Uma função semi-convexa é uma função com valores reais, definidas em um intervalo ou um subconjunto convexo de um espaço vetorial tal que a imagem inversa de qualquer conjunto da forma $(-\infty, a)$ representa um conjunto convexo. Destaca-se que todas as funções convexas são também semi-convexas, mas nem todas as funções semi-convexas são funções convexas, visto que a semi-convexidade é uma generalização da convexidade (BAZARAA; SHERALI; SHETTY, 2006).

A busca por Fibonacci realiza duas avaliações na primeira iteração e somente uma nas iterações seguintes, e toda essa busca, é baseada na sequência de Fibonacci, que pode ser definida como:

$$F_{v+1} = F_v + F_{v-1}, \quad v = 1, 2, \dots \quad (56)$$

$$F_0 = F_1 = 1$$

Os primeiros números obtidos desta sequência são: 1, 1, 2, 3, 5, 8, 13, 21, 34, 55, 89, 144, 233, [...]. Na iteração k , onde há um intervalo de incerteza $[a_k, b_k]$, considera-se dois pontos λ_k e μ_k , definidos como:

$$\lambda_k = a_k + \frac{F_{n-k-1}}{F_{n-k+1}} (b_k - a_k), \quad k = 1, 2, \dots, n-1 \quad (57)$$

$$\mu_k = a_k + \frac{F_{n-k}}{F_{n-k+1}} (b_k - a_k), \quad k = 1, 2, \dots, n-1 \quad (58)$$

Para inicialização do método de busca por Fibonacci, deve-se adotar um comprimento final de incerteza $l > 0$ e uma constante de aproximação $\varepsilon_F > 0$. Seja o intervalo inicial de

incerteza $[a_1, b_1]$, o número de observações n a serem escolhidos tal que $F_n > (b_1 - a_1)/l$, e a função alvo de estudo θ , avalia-se o valor de $\theta(\lambda_1)$ e $\theta(\mu_1)$, define-se $k = 1$, e parte-se aos passos principais do método

Passos Principais:

1. Seja $\theta(\lambda_k) > \theta(\mu_k)$, ir ao Passo 2; e se $\theta(\lambda_k) \leq \theta(\mu_k)$, ir ao Passo 3.
2. Faça $a_{k+1} = \lambda_k$ e $b_{k+1} = b_k$. Adicionalmente, faça $\lambda_{k+1} = \mu_k$ e $\mu_{k+1} = a_{k+1} + \left(\frac{F_{n-k-1}}{F_{n-k}}\right)(b_{k+1} - a_{k+1})$. Caso $k = n - 2$, ir ao Passo 5; do contrário, avaliar $\theta(\mu_{k+1})$ e ir ao Passo 4.
3. Faça $a_{k+1} = a_k$ e $b_{k+1} = \mu_k$. Adicionalmente, faça $\mu_{k+1} = \lambda_k$ e $\lambda_{k+1} = a_{k+1} + \left(\frac{F_{n-k-2}}{F_{n-k}}\right)(b_{k+1} - a_{k+1})$. Caso $k = n - 2$, ir ao Passo 5; do contrário, avaliar $\theta(\lambda_{k+1})$ e ir ao Passo 4.
4. Trocar k por $k + 1$ e retornar ao Passo 1.
5. Faça $\lambda_n = \lambda_{n-1}$ e $\mu_n = \lambda_{n-1} + \varepsilon_F$. Caso $\theta(\lambda_n) > \theta(\mu_n)$, faça $a_n = \lambda_n$ e $b_n = b_{n-1}$. Do contrário, se $(\lambda_n) \leq \theta(\mu_n)$, faça $a_n = a_{n-1}$ e $b_n = \lambda_n$. Pare; a solução ótima estará no intervalo $[a_n, b_n]$.

Bazaraa, Sherali e Shetty (2006) demonstram e provam em seu teorema 8.1.1 que para $\theta: R \rightarrow R$ estritamente semi-convexa no intervalo $[a, b]$, onde $\lambda, \mu \in [a, b]$ são tais que $\lambda < \mu$. Para este cenário, se $\theta(\lambda) > \theta(\mu)$, então $\theta(z) \geq \theta(\mu)$ para todo z pertencente a $[a, \lambda]$. Caso $\theta(\lambda) \leq \theta(\mu)$, então $\theta(z) \geq \theta(\lambda)$ para todo z pertencente a $(\mu, b]$.

De acordo com este teorema, o novo intervalo de incerteza é $[a_{k+1}, b_{k+1}]$

Exemplificando a metodologia deste algoritmo, resume-se na Tabela 1 os resultados obtidos ao minimizar a função definida em (59):

$$\begin{aligned} &\text{Minimizar } \lambda^2 + 2\lambda \\ &\text{sujeito a: } -3 \leq \lambda \leq 5. \end{aligned} \tag{59}$$

A Função é quasiconvexa no intervalo, com o mínimo ocorrendo em $\lambda = -1$.

Intervalo de incerteza definido em 0,2

Fator de aproximação entre as respostas em 0,01

Com tais dados, F_n tem de ser maior que $8/0,2 = 40$, implicando em $n = 9$

Substituindo estes valores nas equações (57)- (58), chega-se nos resultados mostrados na Tabela 1:

Tabela 1 – Iterações do algoritmo de busca por Fibonacci

Iteração	a_k	b_k	λ_k	μ_k	$\theta(\lambda)$	$\theta(\mu)$
1	-3	5	0,055	1,946	0,112	7,676
2	-3	1,946	1,109	0,055	-0,988	0,112
3	-3	0,055	-1,836	-1,109	-0,301	-0,988
4	-1,836	0,055	-1,109	-0,673	-0,988	-0,893
5	-1,836	-0,673	-1,400	-1,109	-0,840	-0,988
6	-1,400	-0,673	-1,109	-0,964	-0,988	-0,999
7	-1,109	-0,673	-0,964	-0,818	-0,999	-0,967
8	-1,109	-0,818	-0,964	-0,964	-0,999	-0,999
9	-1,109	-0,964	-0,964	-0,954	-0,999	-0,998

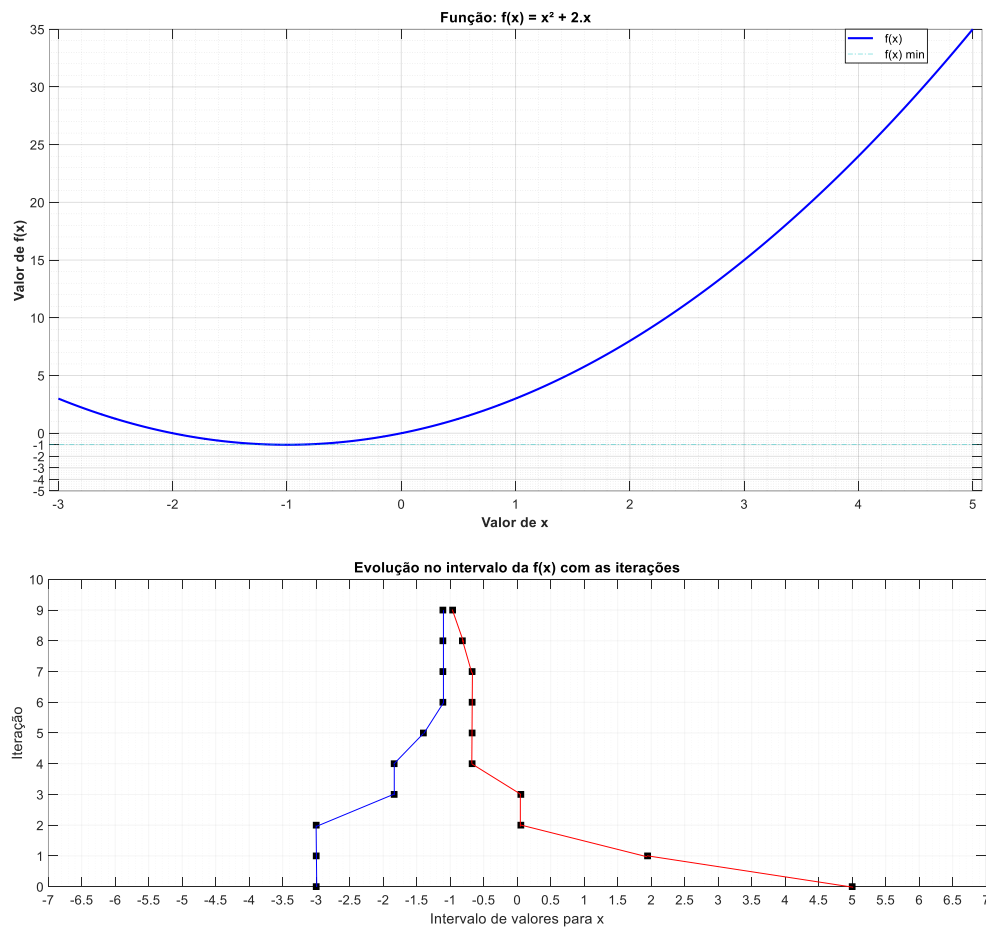
Fonte: Próprio autor

O intervalo final de incerteza $[a_9, b_9]$ será $[-1,109; -0,964]$

O comprimento deste intervalo é: 0,145

Aproxima-se assim o ponto mínimo da função para $-0,964 - 0,145/2 = -1,037$

Figura 14 – Representação gráfica do exemplo de busca por Fibonacci



Fonte: Próprio autor

Tomando este exemplo como base, a busca por Fibonacci será aplicada ao longo do código como uma sub-rotina para descobrir o valor ótimo de geração ativa ou reativa do GD para cada topologia da rede estudada.

O intervalo de incerteza inicial será a faixa permissível de geração ativa ou reativa. Para a geração ativa, a_k corresponde à mínima geração de potência ativa possível do GD e b_k corresponde à máxima geração de potência ativa possível do GD. Para a potência reativa, a_k possui a mesma definição da potência ativa, porém, para b_k , este valor deve ser atualizado em função dos valores de potência ativa encontrados, de forma a manter o fator de potência do GD dentro da faixa estipulada. Utilizando um intervalo de incerteza da ordem de 10^{-4} , pode-se obter rapidamente em relação a busca exaustiva o valor ótimo de geração ativa ou reativa do GD para a topologia atual.

4.6 DEFINIÇÃO DO VETOR SOLUÇÃO E VIZINHANÇAS

Considerando a reconfiguração e alocação ótima de GDs ocorrendo simultaneamente, o vetor solução para este tipo de problema pode ser representado da seguinte maneira:

$$\text{Vetor Solução: } \left[\begin{array}{c|c|c} S_1 & S_2 & \dots & S_n & B_1^{ND_1} & \dots & B_m^{ND_1} & P_1^{ND_1} & \dots & P_m^{ND_1} & Q_1^{ND_1} & \dots & Q_m^{ND_1} \\ \hline & & & & & & & & & & \vdots & & \\ & & & & & & & P_1^{ND_k} & \dots & P_m^{ND_k} & Q_1^{ND_k} & \dots & Q_m^{ND_k} \end{array} \right]$$

Sendo:

- S_n : Identificação da chave seccionadora n a ser aberta;
- $B_m^{ND_1}$: Identificação da barra onde o GD m deve ser instalado;
- $P_m^{ND_k}$: Identificação da potência ativa gerada pelo GD m no nível de demanda k ;
- $Q_m^{ND_k}$: Identificação da potência reativa gerada pelo GD m no nível de demanda k ;

Definido o vetor solução, define-se na sequência de que forma o GVNS implementado irá explorar as vizinhanças deste vetor.

4.6.1 Reconfiguração

O primeiro conjunto de vizinhanças a serem exploradas remete apenas a parcela do vetor solução que indica as chaves seccionadoras que devem estar com o estado operativo aber-

to, sendo denominado esse conjunto de vizinhanças, reconfiguração. Buscando exemplificar as vizinhanças, será considerado o sistema teste de 33 barras, operando com as seccionadoras 33, 34, 35, 36 e 37 abertas.

$$x_n : [33 \quad 34 \quad 35 \quad 36 \quad 37]$$

4.6.1.1 Vizinhança $\mathcal{N}_1(x_n)$

Cada chave contida no vetor solução x_n possui um laço característico, ou seja, cada chave faz parte de um conjunto de chaves adjacentes que mantém a radialidade do sistema. Para $x_n : [33 \quad 34 \quad 35 \quad 36 \quad 37]$, o vetor *Adjacentes* pode ser definido como:

$$\begin{array}{l} x_n : [33 \quad 34 \quad 35 \quad 36 \quad 37] \\ adj: \begin{bmatrix} 07 & 14 & 11 & 17 & 28 \\ 06 & 13 & 10 & 16 & 27 \\ 05 & 12 & 09 & 15 & 26 \\ 20 & 11 & 08 & 14 & 25 \\ 04 & 10 & 07 & 32 & 24 \\ 19 & 09 & 06 & 13 & 05 \\ \vdots & - & \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix} \end{array}$$

Ou seja, ao fechar a chave seccionadora 34 e abrir qualquer uma das chaves seccionadoras 14, 13, 12, 11, 10 ou 09, irá ser mantida a radialidade do sistema.

Baseado nessas características que a busca na vizinhança $\mathcal{N}_1(x_1)$ está estruturada. Para cada uma das chaves do vetor solução, estima-se, de acordo com o apresentado por Baran e Wu (1989), o valor da função objetivo realizando cada troca possível apresentada no vetor *adj*, preservando o vetor solução que a estimação apontou como o de melhor qualidade. Concluída esta etapa, resolve-se o fluxo de carga para o vetor solução apontado, verificando se de fato houve uma melhora no vetor solução que justifique a atualização da incumbente.

4.6.1.2 Vizinhaça $\mathcal{N}_2(x_n)$

A mesma filosofia discutida para a vizinhaça $\mathcal{N}_1(x_n)$ é válida. A única diferença, é que será explorado duas vezes o vetor *Adjacentes*. Realizando assim, duas trocas de estados de chaves seccionadoras.

$$\begin{array}{l}
 x_n : \begin{bmatrix} 33 & 34 & 35 & 36 & 37 \end{bmatrix} \\
 adj_1 : \begin{bmatrix} 07 & 14 & 11 & 17 & 28 \\ 06 & 13 & 10 & 16 & 27 \\ 05 & 12 & 09 & 15 & 26 \\ 20 & 11 & 08 & 14 & 25 \\ 04 & 10 & 07 & 32 & 24 \\ 19 & 09 & 06 & 13 & 05 \\ \vdots & - & \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix} \\
 x'_n :: \begin{bmatrix} \textcolor{red}{07} & 34 & 35 & 36 & 37 \end{bmatrix} \\
 adj_2 : \begin{bmatrix} 06 & 14 & 11 & 17 & 28 \\ 33 & 13 & 10 & 16 & 27 \\ 05 & 12 & 09 & 15 & 26 \\ 20 & 11 & 08 & 14 & 25 \\ 04 & 10 & 07 & 32 & 24 \\ 19 & 09 & 06 & 13 & 05 \\ \vdots & - & \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix}
 \end{array}$$

Similarmente a busca na vizinhaça $\mathcal{N}_1(x_1)$, para cada uma das chaves do vetor solução, **estima-se** o valor da função objetivo realizando cada troca possível apresentada no vetor adj_1 e adj_2 , salvando o vetor solução que a estimação apontou como o de melhor qualidade. Concluída esta etapa, resolve-se o fluxo de carga para o vetor solução apontado, verificando se de fato houve uma melhora no vetor solução que justifique a atualização da incumbente.

4.6.1.3 VIZINHANÇA $\mathcal{N}_3(x_n)$

Na vizinhaça $\mathcal{N}_3(x_n)$ a ideia é perturbar a solução corrente. São escolhidas três chaves do vetor solução aleatoriamente, e também aleatoriamente, estas são substituídas por cha-

ves seccionadoras do vetor *adj* respectivo. Não é realizado nesta etapa o fluxo de carga, visto que o objetivo desta etapa não é melhorar a função objetivo e sim escapar de ótimos locais.

4.6.2 Alocação de GDS

O segundo conjunto de vizinhanças a serem exploradas remete apenas a parcela do vetor solução que indica as barras em que os GDs devem ficar instalados e o seu nível de despacho nestas barras de acordo com o nível de demanda estipulado. Inicialmente, considera-se que a topologia do sistema irá permanecer fixa e despacho de potência único para todos os níveis de demanda, conforme apresenta o seguinte vetor solução:

$$\text{Vetor Solução: } [B_1^{ND_1} \dots B_m^{ND_1} \mid P_1^{ND_1} \dots P_m^{ND_1} \mid Q_1^{ND_1} \dots Q_m^{ND_1}]$$

4.6.2.1 Vizinhança $\mathcal{N}_4(x_n)$

Para a vizinhança $\mathcal{N}_4(x_n)$ busca-se realocar a barra de instalação do GD selecionado para outra barra candidata, preservando a topologia da rede e o despacho dos GDs do sistema.

4.6.2.2 Vizinhança $\mathcal{N}_5(x_n)$

Para a vizinhança $\mathcal{N}_5(x_n)$ o algoritmo irá realizar o redespacho de potência **ativa** do GD selecionado, preservando a topologia da rede, os demais níveis de despacho de potência e considerando **apenas um** nível de demanda a ser atendida.

4.6.2.3 Vizinhança $\mathcal{N}_6(x_n)$

Para a vizinhança $\mathcal{N}_6(x_n)$ o algoritmo irá realizar o redespacho de potência **reativa** do GD selecionado, preservando a topologia da rede, os demais níveis de despacho de potência e considerando **apenas um** nível de demanda a ser atendida.

4.6.2.4 Vizinhaça $\mathcal{N}_7(x_n)$

Para a vizinhaça $\mathcal{N}_7(x_n)$ o algoritmo irá realizar o redespacho de potência **ativa** do GD selecionado, preservando a topologia da rede, os demais níveis de despacho de potência e considerando **todos** os níveis de demanda a serem atendidos.

4.6.2.5 Vizinhaça $\mathcal{N}_8(x_n)$

Para a vizinhaça $\mathcal{N}_8(x_n)$ o algoritmo irá realizar o redespacho de potência **reativa** do GD selecionado, preservando a topologia da rede, os demais níveis de despacho de potência e considerando **todos** os níveis de demanda a serem atendidos.

Resume-se na Figura 15 as vizinhaças consideradas na elaboração do algoritmo VNS completo.

Figura 15 – Resumo de vizinhaças consideradas

Lista de Vizinhaças	
$\mathcal{N}_1$	Altera 1 par de chaves
$\mathcal{N}_2$	Altera 2 pares de chaves
$\mathcal{N}_3$	Pertuba 3 pares de chaves aleatoriamente
$\mathcal{N}_4$	Altera a barra do GD
$\mathcal{N}_5$	Busca de FB p/ P Mesmo P para todos níveis de demanda
$\mathcal{N}_6$	Busca de FB p/ Q Mesmo Q para todos níveis de demanda
$\mathcal{N}_7$	Busca de FB p/ P P individualizado por nível de demanda
$\mathcal{N}_8$	Busca de FB p/ Q Q individualizado por nível de demanda

Fonte: Próprio autor

4.7 ALGORITMO VNS COMPLETO

O algoritmo a ser descrito nesta seção é baseado no Algoritmo VNS para RSDEE, datado de dezembro de 2014 (POSSAGNOLO, 2015). Altera-se o mesmo para que além da resolução do problema de reconfiguração da rede, ele seja capaz de alocar e dimensionar otimamente três unidades geradoras distribuídas na rede de distribuição.

Para estimativa do custo anual de operação, foi adotada a seguinte expressão:

$$Custos = \sum_{k=1}^d (Perdas_k) * (Nhoras_k) * (Cust_k) \quad (60)$$

Onde “Custos” representam a estimativa de custo anual das perdas no sistema, considerando todos os d níveis de demanda, $Perdas_k$ representa as perdas ativas do sistema para a topologia proposta no nível de demanda k e $Nhoras_k$ é a quantidade de horas que o GD irá operar anualmente. Adotou-se 1.000 horas para o período de carga leve, 6.760 horas para o período de carga nominal e 1.000 horas para o período de carga pesada. Por fim, $Cust_k$ representa o preço da energia elétrica praticado no sistema (US\$/kWh) no nível de demanda k , possibilitando quantificar financeiramente o impacto das perdas. A cada iteração, o algoritmo calcula $Perdas_k$, para então aplicar os fatores $Nhoras$ e $Cust$ para formar o preço anual estimado para todos os níveis de demanda considerados, que é a função objetivo de minimização.

A variação do algoritmo VNS proposto incorpora vizinhanças tanto para determinar a topologia da rede (POSSAGNOLO, 2015) como para identificar a localização e despacho dos GDs (determinando tanto o despacho ótimo da potência ativa como da potência reativa em cada nível de demanda). Para avaliação da operação da rede em cada proposta de solução, é utilizado o algoritmo de fluxo de carga de varredura (SHIRMOHAMMADI et al., 1988b). A estrutura do algoritmo proposto é apresentada na Figura 16.

Durante o trecho “Leitura dos dados do sistema e definição dos parâmetros da busca por Fibonacci”, ocorre a seleção do caso teste a ser solucionado; são definidos quantos níveis de demanda serão considerados, qual o mínimo valor possível para o fator de potência das unidades geradoras a serem alocadas, o número de repetições que os futuros processos meta-heurísticos irão respeitar e por fim é elaborada a sequência de Fibonacci, visando auxiliar futuramente o processo de alocação dos GDs.

No trecho seguinte “Solução inicial utilizando AHC”, implementa-se o algoritmo AHC para fornecer uma primeira solução de qualidade para facilitar a inicialização da meta-

heurística implementada. Para esta etapa de solução, busca-se apenas encontrar qual o estado operacional das chaves seccionadoras nos três níveis de demanda irá produzir o menor valor de custo anual de operação para o sistema. Os GDs não são alocados nesta etapa.

Embora a solução encontrada seja de melhor qualidade que uma solução gerada aleatoriamente, esta não leva em conta a alocação dos geradores distribuídos, não caracterizando assim uma boa escolha como solução ideal para inicializar a meta-heurística deste trabalho. Portanto, nos trechos seguintes será aplicada uma versão simplificada do algoritmo principal, onde além das etapas de reconfiguração da rede, serão alocados simultaneamente os GDs. Entretanto, o dimensionamento será único para todos os níveis de demanda, ou seja, o algoritmo não buscará encontrar qual o par de potências ativa e reativa produzirá o menor custo anual para a cada nível de demanda especificado, buscará apenas qual o par de potência ativa e reativa irá produzir o menor custo anual para todos os níveis de demanda simultaneamente. Destaca-se que para cada etapa de reconfiguração, alteram-se os estados de três das chaves do vetor solução para chaves aleatórias, mas que mantenham o atendimento da carga ainda radial, ajudando assim no processo de escape de ótimos locais. Ao final desta etapa, fica disponível para ser usada pelo algoritmo uma solução inicial de qualidade superior.

O algoritmo principal, descrito na Figura 16, é iniciado com uma busca por Fibonacci na solução inicial de boa qualidade encontrada anteriormente. O algoritmo tentará realocar cada um dos GDs previamente alocados, prevendo agora, pares de potência ativa e reativa distintos conforme o nível de demanda especificado. Após a realocação deste GD, será realizada a comparação da função objetivo com a solução incumbente. Se a função objetivo for até duas vezes o valor da incumbente, o algoritmo interpretará que esta solução é uma boa candidata a ser explorada e dará sequência ao processo de otimização. Caso a solução encontrada supere o valor de duas vezes a incumbente, tal solução será descartada e o algoritmo passa a analisar a próxima barra candidata.

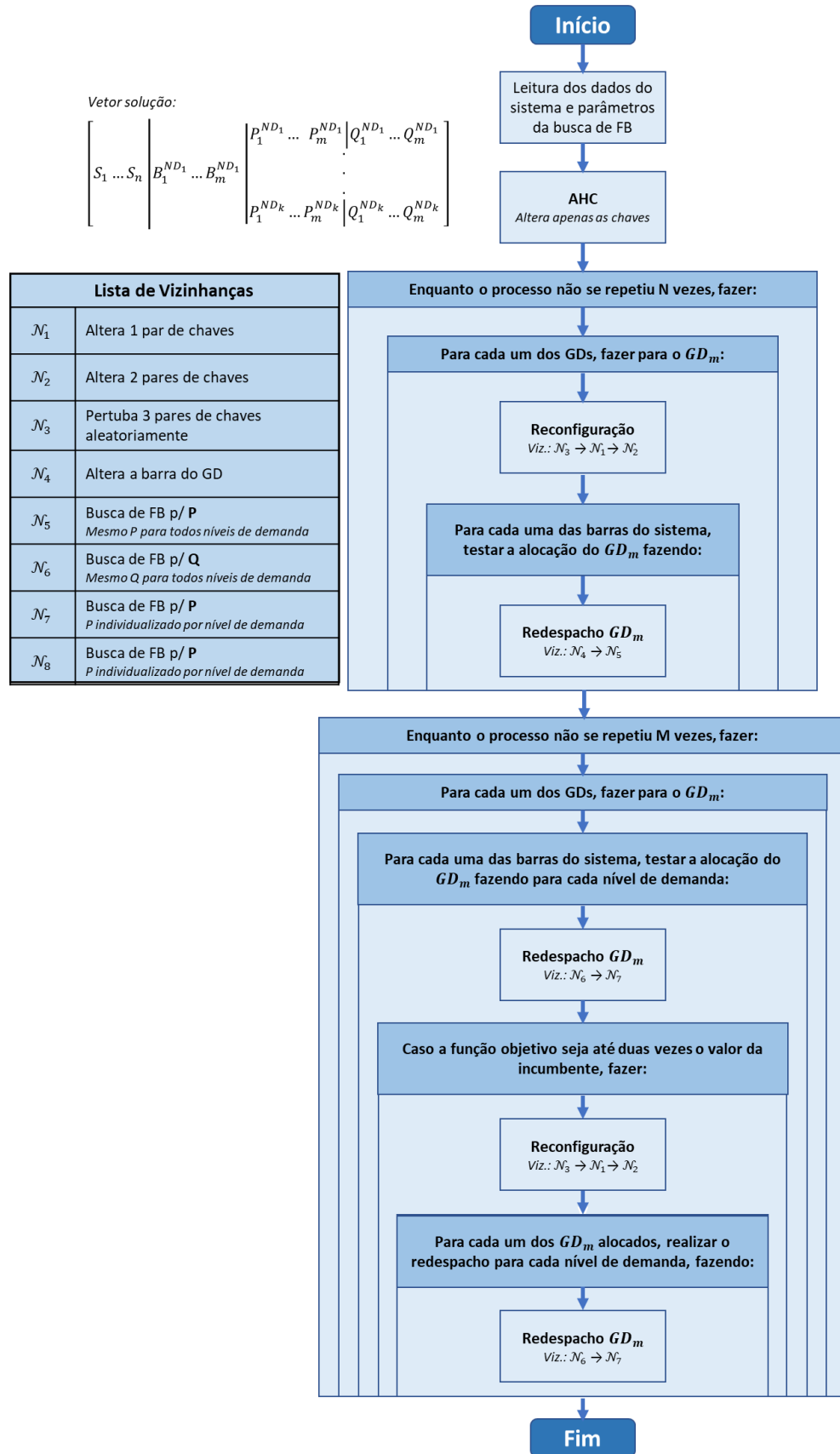
Nesta etapa final de otimização, após a troca da barra/geração do GD resultar em um valor que não supere duas vezes o valor da incumbente, aplica-se a seguinte sequência para obter uma boa solução deste cenário:

1. Aplicação da estratégia de reconfiguração, contando com a etapa de alteração do estado de operação de três chaves do vetor solução para novas chaves aleatórias que mantenham o sistema radial, coletando o conjunto de seccionadoras que resultem no menor valor da função objetivo.

2. Para este estado das seccionadoras e fixando-se as barras dos GDs, aplica-se a busca por Fibonacci nos três geradores alocados, buscando encontrar quais os novos pares de potência ativa e reativa minimizam a função objetivo,
3. Repetir o passo 1 e passo 2;
4. Comparar o resultado obtido com a incumbente e guardar o conjunto solução mais eficiente na minimização da função objetivo.

Concluída a busca local descrita para todos os GDs em todas as barras possíveis do sistema, o processo irá repetir M vezes em busca da solução incumbente.

Figura 16 – Diagrama esquemático do algoritmo GVNS implementado



Fonte: Próprio autor

5 TESTES E RESULTADOS

De forma a avaliar o desempenho do algoritmo proposto para reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica com alocação simultânea de geradores distribuídos serão utilizados três sistemas testes clássicos apresentados na literatura, de 33, 69 e 84 barras.

Para todos os sistemas, cinco cenários serão analisados para testar a efetividade do método proposto:

Cenário I: O sistema não foi reconfigurado e nem conta com geração distribuída (Caso Base).

Cenário II: Idêntico ao Cenário I, exceto que o sistema foi reconfigurado buscando reduzir o custo de operação anual.

Cenário III: O sistema é reconfigurado utilizando a mesma filosofia do Cenário II e, na sequência, são alocadas/dimensionadas as unidades de GDs considerando fator de potência unitário, visando a diminuir o custo de operação anual.

Cenário IV: Considera-se simultaneamente a reconfiguração da rede e a alocação/dimensionamento das unidades de GDs com fator de potência unitário para minimizar o custo de operação anual.

Cenário V: Considera-se simultaneamente a reconfiguração da rede e a alocação/dimensionamento das unidades de GDs com a faixa para o fator de potência entre 0,80 e 1,00, injetando potência reativa na rede.

Nos Cenários III–V, o número de GDs a serem alocados nos sistemas é pré-definido, e vários casos são analisados para se avaliar a sensibilidade da função objetivo do problema em relação ao número de GDs alocados.

O algoritmo VNS proposto foi programado em MATLAB, sendo as simulações realizadas em um computador com processador Intel® Core™ i7-6700 de 3,4 GHz com 16 GB RAM. O modelo de PCSOIM (Programação cônica de segunda ordem inteira mista) (31)-(50) foi implementado em linguagem de modelagem matemática AMPL e resolvido com o solver CPLEX com o objetivo de se avaliar a qualidade das soluções encontradas pelo algoritmo VNS. Todos os resultados também foram simulados na plataforma MATPOWER (ZIMMERMAN; MURILLO-SANCHEZ; THOMAS, 2011) para fins de conferência dos resultados obtidos.

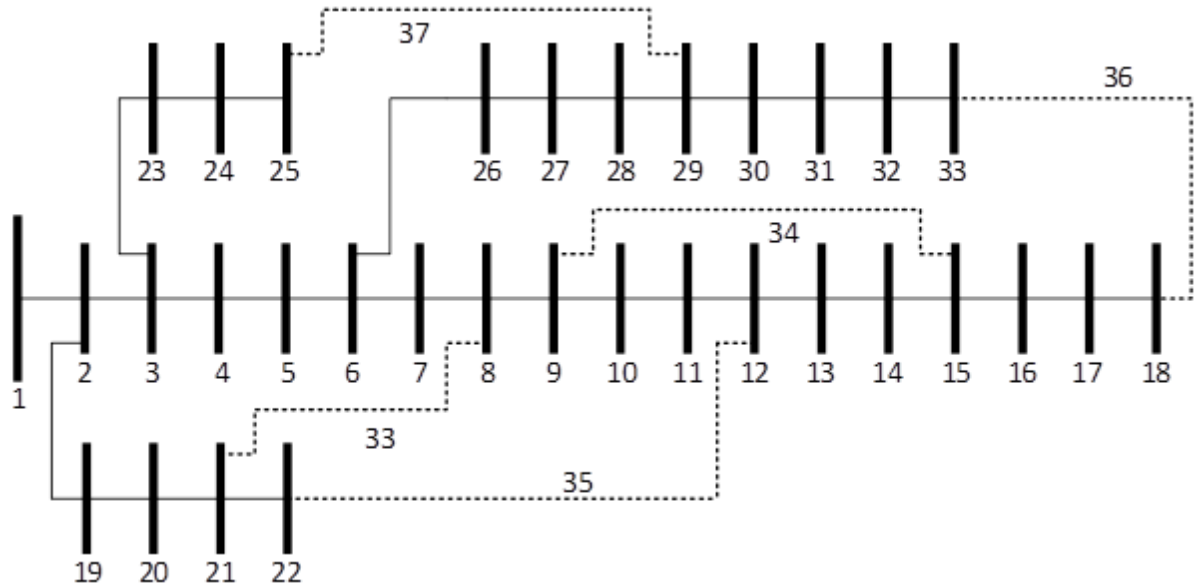
5.1 SISTEMA DE 33 BARRAS

O sistema 33 barras contém 32 chaves normalmente fechadas (numeradas de 1 a 32) e 5 chaves normalmente abertas (numeradas de 33 a 37), conforme pode ser observado na Figura 17. Os dados das linhas e cargas estão disponíveis em (SRINIVASA RAO et al., 2011), sendo que a potência total das cargas do sistema é de 3 715 kW de potência ativa e 2 300 kVAr de potência reativa para nível nominal de demanda.

Nos cenários onde ocorre o dimensionamento/alocação do GD (Cenários III, IV e V), o algoritmo buscou identificar qual o conjunto de barras candidatas que, ao receberem um GD dimensionado de maneira adequada acarretaria o menor valor de custo anual de operação. Uniformizando a alocação dos GDs, foi definido estar disponível a conexão de até três unidades de GDs, ficando disponível a estes geradores, a faixa de operação de 0 a 2 MVA.

Com a aplicação do fator de 0,5 para carga leve, 1,0 para carga nominal e de 1,6 para carga pesada nos dados do sistema de distribuição radial de 33 barras, foram simulados três níveis de carga (leve, nominal e pesada), cabendo ao algoritmo garantir que a resposta obtida otimize a operação em todos os níveis de carga.

Figura 17 – Sistema de distribuição radial de 33 barras.



Fonte: Possagnolo (2015)

Todos os resultados obtidos para os cinco cenários, em cada um dos três níveis de carga, estão representados na Tabela 2. Nota-se que para carga leve, o custo estimado anual para o Cenário I foi calculado em U\$ 2 823,60, sendo reduzido para U\$ 2 003,20; U\$ 858,88; U\$ 744,04 e U\$ 131,27 nos cenários II, III, IV e V, respectivamente. A redução percentual dos custos totais para os cenários de II a V são 29,1%, 69,6%, 73,6% e 95,4%. De maneira similar os mesmos níveis de redução percentual dos custos podem ser observados no período de carga nominal e carga pesada para os cenários II ao V, sendo 30,9%; 71,1%; 75,0% e 95,7% para a carga nominal e 33,7%; 73,2%; 76,8% e 96% para a carga pesada.

Evidenciando-se a partir destes resultados a grande influência da alocação adequada da geração distribuída no sistema, influência esta que é mais acentuada para o cenário V, já que o mesmo atua otimizando não apenas a potência ativa, mas também a potência reativa, que conforme foi mostrado na Figura 2, tem papel fundamental na redução das perdas no sistema e, consequentemente, no custo de operação. Nota-se também que embora o nível de carga seja incrementado da condição leve até a pesada, os níveis percentuais de redução de custo anual permaneceram muito próximos.

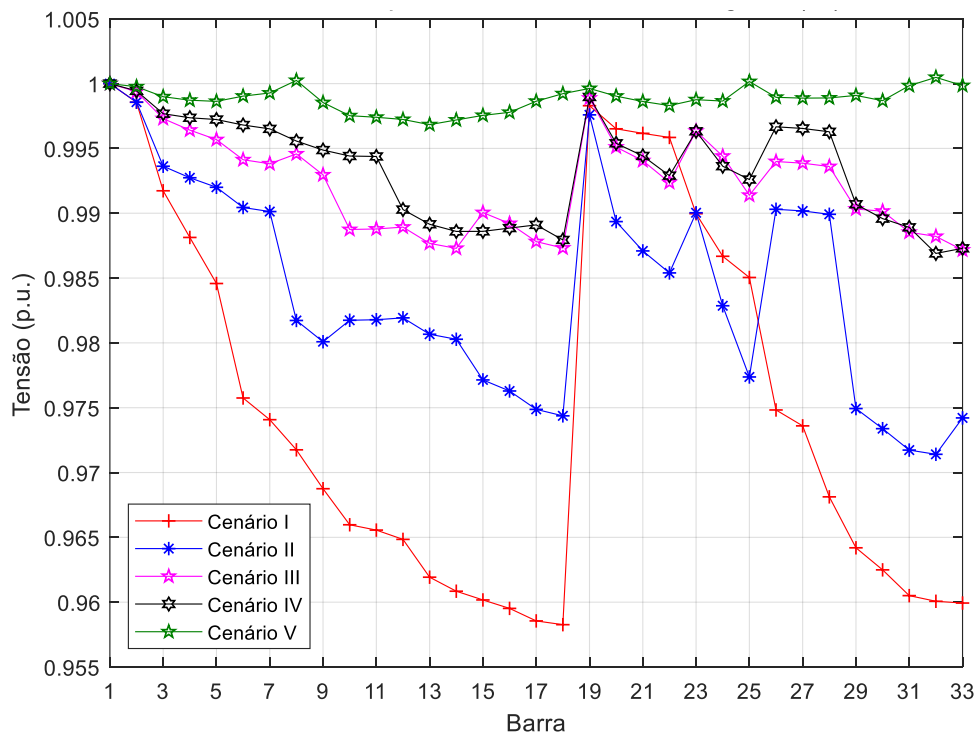
Tabela 2 – Resultados para o sistema de 33 barras – 3GDs.

Cenário		Nível de Carga		
		Leve (0,5)	Nominal (1,0)	Pesada (1,6)
Caso Base (Cenário I)	Chaves abertas	33, 34, 35, 36, 37		
	Custo (U\$)	2.823,60	82.202,95	34.516,20
	Mínima tensão	0,958	0,913	0,853
	Custos Totais (U\$)	119 542,75		
Somente reconfiguração (Cenário II)	Chaves abertas	7, 9, 14, 28, 32		
	Custo (U\$)	2.003,20	56.775,15	22.874,39
	Redução de Custo (%)	29,1	30,9	33,7
	Mínima tensão	0,971	0,941	0,903
	Custos Totais (U\$)	81 652,74 (↓ 31,7%)		
Reconfigura e depois aloca o GD considerando fator de potência unitário (Cenário III)	Chaves abertas	7, 9, 14, 28, 32		
	Alocação dos GDs	0,464 (08) 0,488 (24) 0,425 (30)	0,935 (08) 0,995 (24) 0,856 (30)	1,513 (08) 1,629 (24) 1,381 (30)
	Custo (U\$)	858,88	23.738,73	9.238,34
	Redução de Custo (%)	69,6	71,1	73,2
	Mínima tensão	0,987	0,974	0,958
	Custos Totais (U\$)	33 835,95 (↓ 71,7%)		
Reconfigura e aloca o GD si- multaneamente considerando fator de potência unitário (Cenário IV)	Chaves abertas	11, 28, 31, 33, 34		
	Alocação dos GDs	0,633 (25) 0,375 (17) 0,477 (07)	1,280 (25) 0,754 (17) 0,958 (07)	2 000 (25) 1 212 (17) 1 560 (07)
	Custo (U\$)	741,02	20.524,06	8.000,08
	Redução de Custo (%)	73,6	75,0	76,8
	Mínima tensão	0,987	0,973	0,955
	Custos Totais (U\$)	29 265,16 (↓ 75,5%)		
Reconfigura e aloca o GD si- multaneamente considerando fator de potência de 0,80 a 1,00 (Cenário V)	Chaves abertas	5, 13, 20, 27, 35		
	Alocação dos GDs	0,578+j0,270 (08) 0,540+j0,404 (25) 0,405+j0,304 (32)	1,160+j0,544 (08) 1,083+j0,809 (25) 0,813+j0,610 (32)	1,816+j0,839 (08) 1,640+j1,144 (25) 1,404+j1,053 (32)
	Custo (U\$)	131,27	3.560,61	1.381,33
	Redução de Custo (%)	95,4	95,7	96,0
	Mínima tensão	0,997	0,994	0,987
	Custos Totais (U\$)	5 073,21 (↓ 95,8%)		

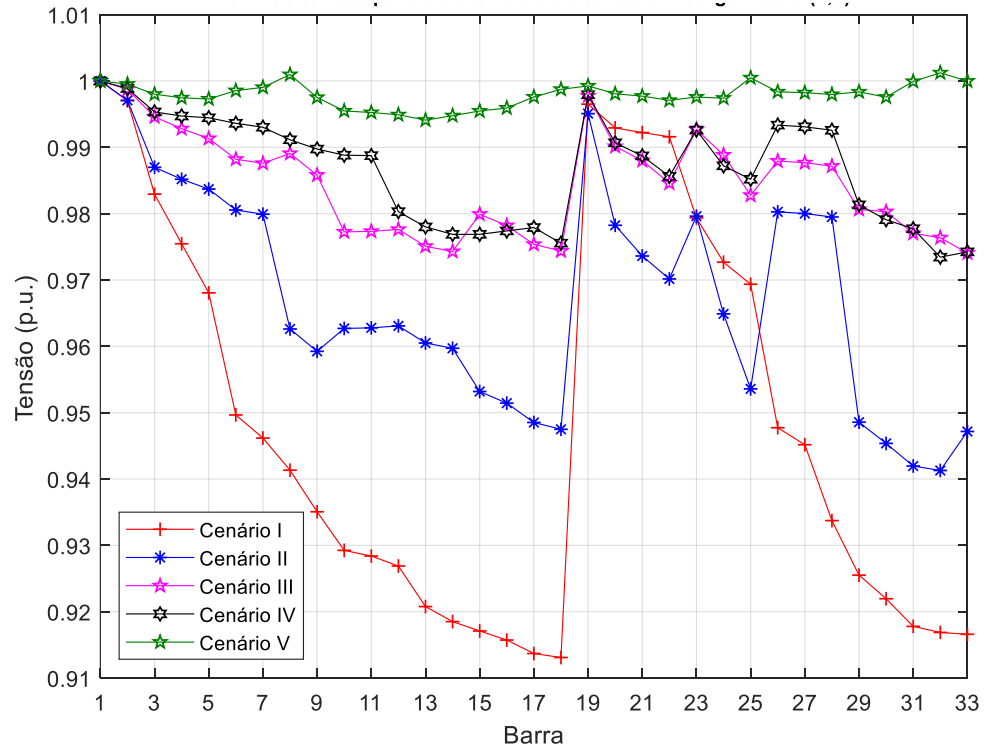
Fonte: Próprio autor

Quanto ao perfil de tensão no sistema após sofrer cada uma das modificações indicadas nos cinco cenários, nota-se que o Cenário V apresenta o melhor perfil de tensão (mais próximo de 1,0 p.u.) em todos os níveis de carga considerados, conforme pode ser visto na Figura 18 (a)-(c). Embora haja alguma discrepância em alguns pontos de magnitude de tensão, nota-se que o perfil de tensão é praticamente constante nos três níveis de carga para os cinco cenários estipulados, notando-se apenas uma tendência no perfil de tensão ser reduzido conforme se avança do cenário de carga leve para carga pesada. Ressalta-se que dentre os Cenários III e IV, o Cenário III, em que a reconfiguração da rede é seguida da alocação ótima do GD, apresenta piores resultados tanto em custo de operação como perfil de tensão quando comparados com o Cenário IV, que embora utilize a mesma estratégia de fator de potência unitário para os GDs, considera a reconfiguração da rede e a alocação dos GDs simultaneamente, destacando a importância da abordagem simultânea de reconfiguração e alocação e dimensionamento para este problema de otimização.

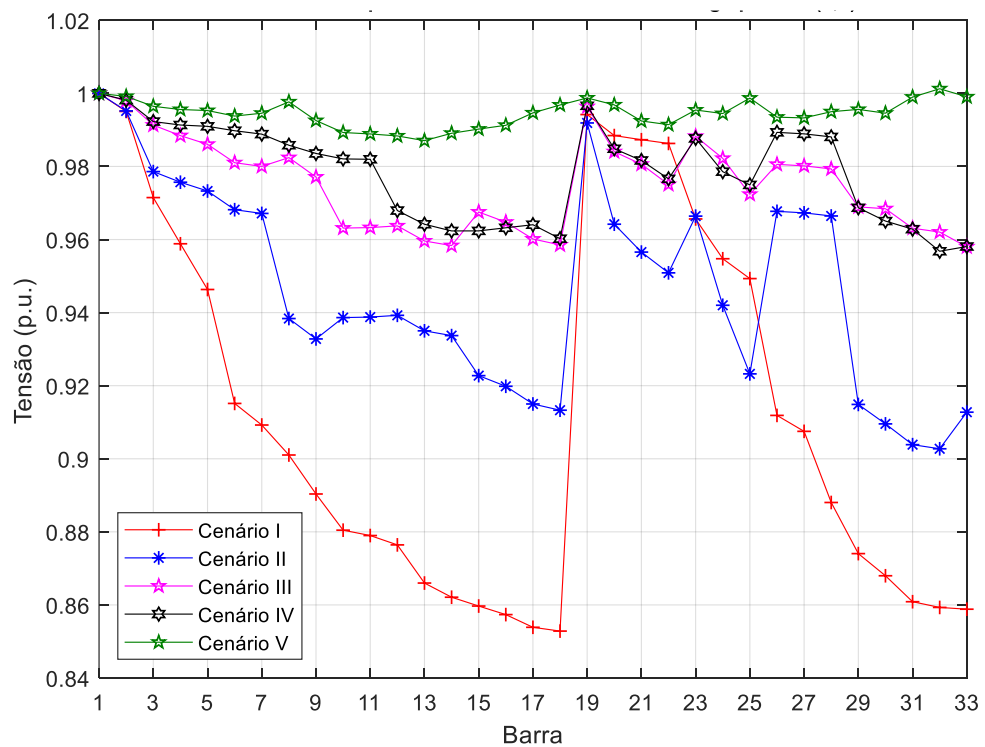
Figura 18 – Perfis de tensão do sistema 33 barras em carga (a) leve, (b) nominal e (c) pesada.



(a)



(b)



(c) Carga pesada

Fonte: Próprio autor

Na Tabela 3 é apresentada a relação entre o número de GDs instalados no sistema e a redução do custo anual estimado no Cenário V em relação ao Cenário I. Todos os resultados

apresentados na Tabela 3 foram obtidos com o algoritmo proposto, alterando-se apenas o parâmetro que define a quantidade de GDs a ser alocada/dimensionada.

Como regra geral para todos os períodos de carga, verifica-se uma redução no custo anual estimado conforme se aloca mais GDs, mas a taxa com que esse decaimento do custo ocorre decai expressivamente. Assim, embora os níveis de perdas, custo anual estimado e perfil de tensão sejam os melhores no cenário em que são instalados quatro GDs, o impacto de inserir um quarto GD nos níveis de perdas, custo anual estimado e perfil de tensão é marginal. Assim, com o investimento em apenas dois GDs, e utilizando o algoritmo proposto, o nível de redução percentual do custo anual das perdas superaria 86% e o perfil de tensão, mesmo em carga pesada, conforme pode ser observado na Tabela 3, se mantém acima de 0,975 p.u.

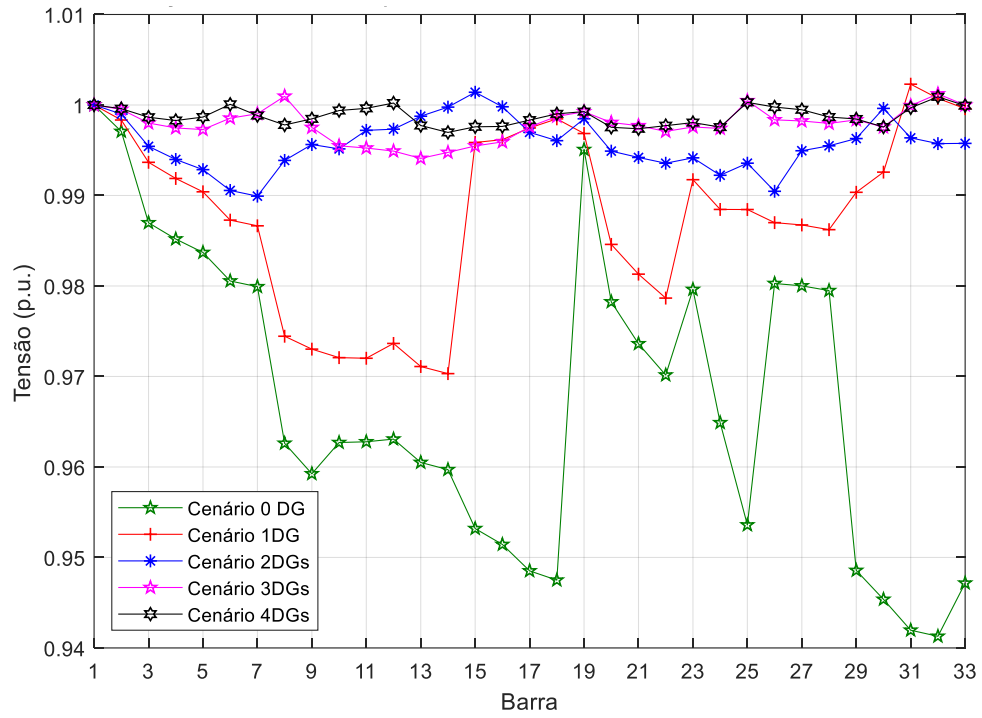
Tabela 3 – Efeito do número de GDs na redução do custo operacional das perdas

Número de GDs instalados		1 GD	2 GDs	3 GDs	4 GDs
Carga Leve	Custos (U\$)	644,33	264,27	131,27	88,87
	Redução dos custos (%)	67,8	86,8	93,4	95,6
Carga Nominal	Custos (U\$)	17.726,32	7.190,41	3.560,60	2.408,57
	Redução dos custos (%)	68,8	87,3	93,7	95,8
Carga Pesada	Custos (U\$)	8.766,20	3.780,68	1.381,33	914,46
	Redução dos custos (%)	61,7	83,5	94,0	96,0
Custo Anual Estimado (U\$)		27.136,86	11.235,36	5.073,20	3.411,90
Redução no Custo Anual Estimado (%)		66,8	86,2	93,8	95,8

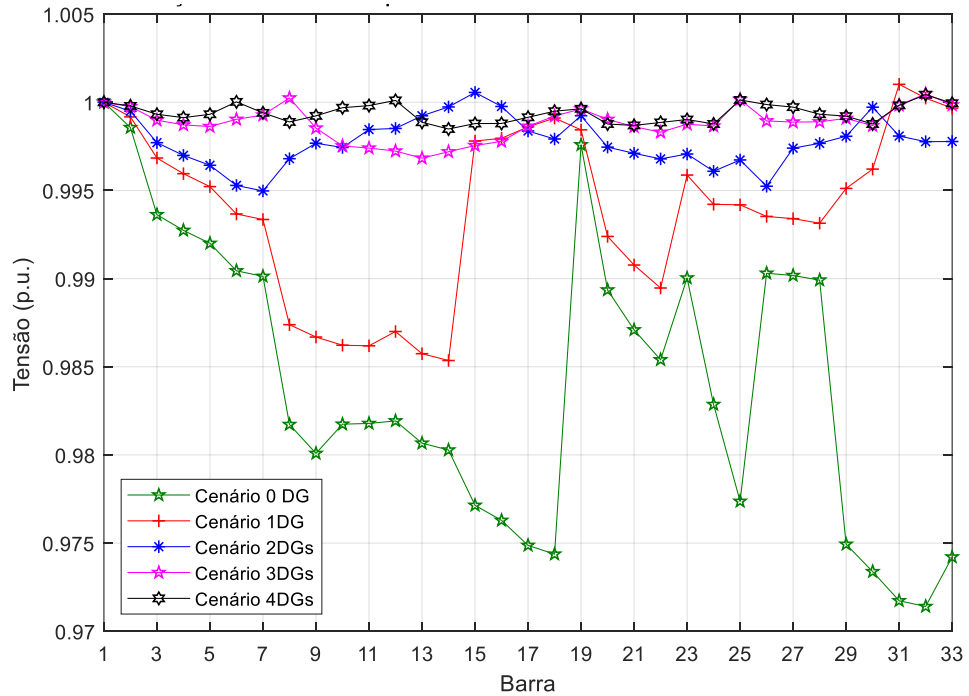
Fonte: Próprio autor

Concluindo as análises da meta-heurística desenvolvida, as soluções do algoritmo para os casos com 0, 1, 2, 3 e 4 GDs foram comparados com os resultados fornecidos pelo modelo de programação cônica de segunda ordem inteiro misto (11)-(30), com o objetivo de se avaliar a qualidade da solução fornecida pela meta-heurística proposta. Apresenta-se na Tabela 4 o efeito do número de GDs no sistema 33 barras na redução do custo.

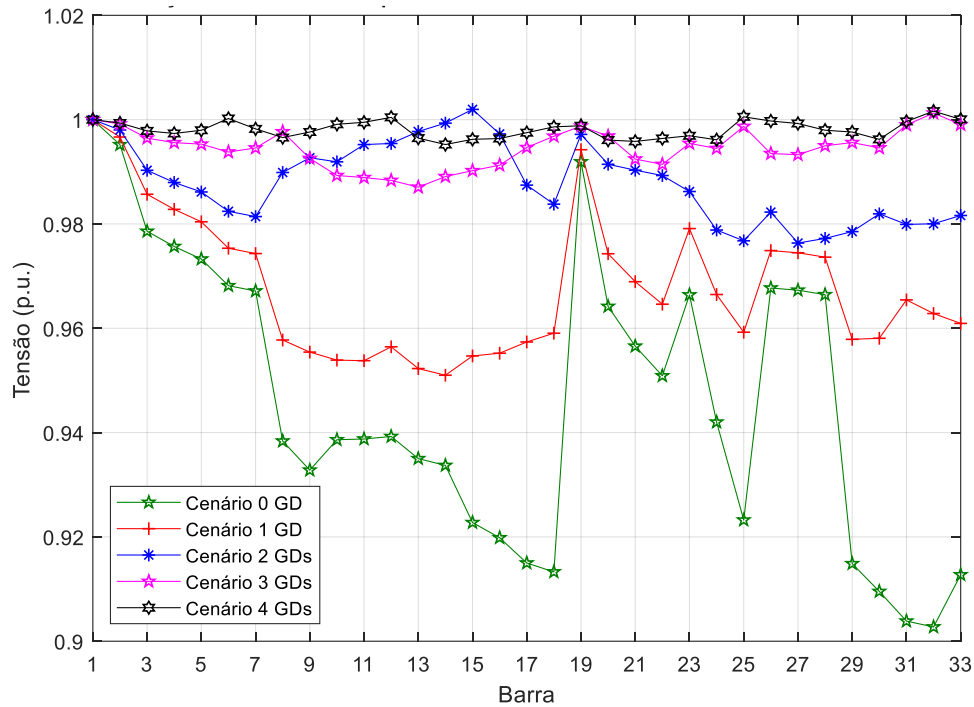
Figura 19 – Perfil de tensão para o sistema 33 barras de acordo com o número de GDs instalados em (a) carga leve, (b) carga nominal e (c) carga pesada



(a)



(b)



(c)

Fonte: Próprio autor

Tabela 4 – Efeito do número de GDs no sistema 33 barras na redução do custo

	Custo anual (US\$)			
Número de GDs instalados	Resposta obtida PCSOIM via CPLEX	Resposta obtida PCSOIM via fluxo de carga	Resposta obtida do GVNS implementado	Delta (%)
0 GD	81.424,90	81.424,90	81.652,75	0,280
1 GD	27.059,90	27.059,90	27.136,86	0,284
2 GDs	10.683,55	10.683,55	10.712,49	0,271
3 GDs	5.066,24	5.066,24	5.073,20	0,137
4 GDs	3.400,61	3.400,61	3.400,74	0,004

Fonte: Próprio autor

Baseando no fluxograma descrito na Figura 16 para comentar sobre o tempo computacional demandado pelo algoritmo, pode-se dividir a execução do programa em basicamente 3 etapas, que são:

- 1. AHC;
- 2. Etapa 1 do algoritmo principal (que se repete N vezes) responsável por gerar uma solução inicial de boa qualidade;

- 3. Etapa 2 do algoritmo principal (que se repete M vezes) responsável por gerar a solução final e com capacidade de escapar de ótimos locais.

Resume-se na Tabela 5, os tempos computacionais de cada uma destas etapas, comparando-se os tempos demandados pelo modelo cônico de segunda ordem.

Tabela 5 – Análise do desempenho computacional para o sistema de 33 barras

Número de GDs instalados	Tempo total modelo CPLEX (s)	Tempo do AHC (s)	Tempo etapa 1 (N) (s)	Tempo etapa 2 (M) (s)	Tempo total do algoritmo para uma iteração (s)
0 GD	4,00	0,0175	0,0003	0,0002	0,0180
1 GD	71,69	0,0175	0,4686	1,7108	2,1969
2 GDs	96,38	0,0175	1,0478	2,3829	3,4482
3 GDs	169,75	0,0175	1,6057	2,7374	4,3606
4 GDs	413,00	0,0175	2,2468	3,9890	6,2533

Fonte: Próprio autor

O tempo computacional na execução da etapa AHC é constante, independentemente do número de GDs. Para a etapa 1 do algoritmo principal, pode-se considerar que o tempo total nesta etapa é o produto entre o tempo descrito na Tabela 5 e o número de vezes que esta etapa se repete (M). Porém, o mesmo não se pode afirmar para a Etapa 2 do algoritmo principal, visto que o número de vizinhanças da solução tende a diminuir, conforme o algoritmo vai encontrando soluções de melhor qualidade. Descreve-se na Tabela 6 valores típicos de desempenho computacional para diversos valores de N .

Tabela 6 – Desempenho computacional da Etapa 2 para o sistema de 33 barras

Número de GDs instalados	Tempo para 1 Iteração (s)	Tempo para 10 Iterações (s)	Tempo para 25 Iterações (s)	Tempo para 50 Iterações (s)	Tempo para 100 Iterações (s)
0 GD	0,0002	0,0037	0,0023	0,0023	0,0047
1 GD	1,7108	9,5618	23,1357	49,5569	96,4107
2 GDs	2,3829	11,5506	33,1289	61,7184	119,9646
3 GDs	2,7374	15,1226	21,4672	39,4550	76,5343
4 GDs	3,9890	21,4489	46,6408	88,5264	143,1830

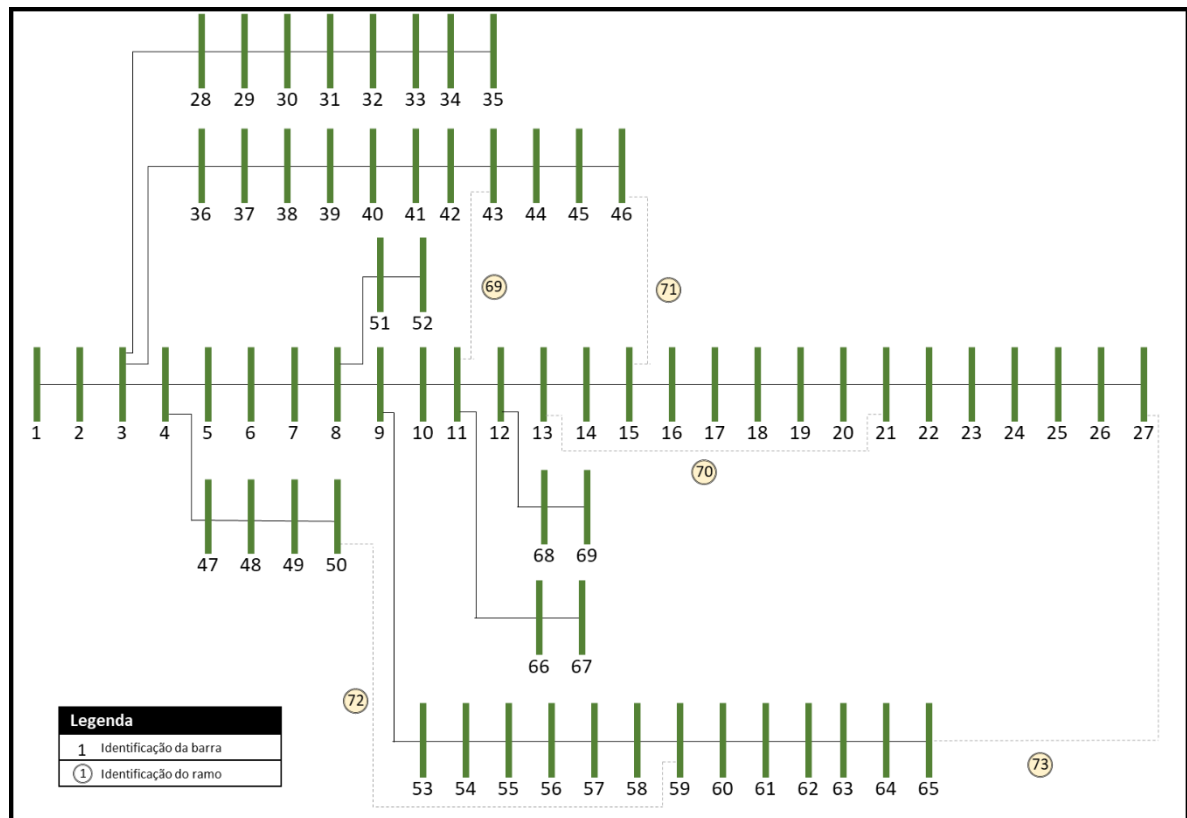
Fonte: Próprio autor

5.2 SISTEMA DE 69 BARRAS

O sistema 69 barras é um sistema de distribuição radial contendo 68 chaves normalmente fechadas (numeradas de 1 a 68) e 5 chaves normalmente abertas (numeradas de 69 a 73), conforme pode ser observado na Figura 20. Os dados das linhas e cargas podem ser encontrados em (SAVIER; DAS, 2007), sendo que a potência total das cargas do sistema é constituída de 3 802 kW de potência ativa e 2 694 kVAr em potência reativa.

De modo similar ao sistema de testes 1, o sistema de 69 barras também foi simulado para cinco cenários e três níveis de carga e os resultados estão apresentados na Tabela 7. Os limites impostos aos GDs nos cenários III, IV e V são os mesmos estipulados para o sistema de testes 1.

Figura 20 – Sistema de distribuição radial de 69 barras.



Fonte: Adaptado de Taher e Afsari (2012)

Tabela 7 – Resultados para o sistema de 69 barras

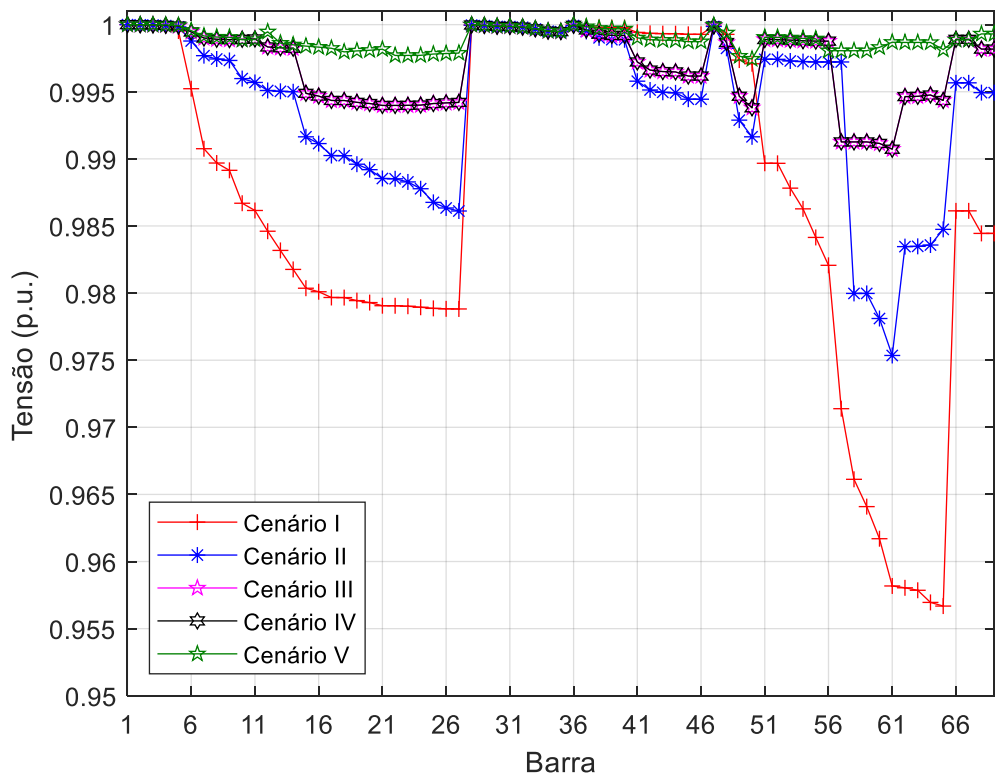
Cenário		Nível de Carga		
		Leve (0,5)	Nominal (1,0)	Pesada (1,6)
Caso Base (Cenário I)	Chaves abertas	69, 70, 71, 72, 73		
	Custo (U\$)	3.095,44	91.233,17	39.140,17
	Mínima tensão	0,957	0,909	0,845
	Custos Totais (U\$)	133 468,80		
Somente reconfiguração (Cenário II)	Chaves abertas	14, 57, 61, 69, 70		
	Custo (U\$)	1.394,34	39.360,81	15.772,34
	Redução de Custo (%)	55,0	56,9	59,70
	Mínima tensão	0,975	0,950	0,917
	Custos Totais (U\$)	56 527,49 (↓ 57,8%)		
Reconfigura e depois aloca o GD considerando fator de potência unitário (Cenário III)	Chaves abertas	14, 56, 61, 69 70		
	Alocação dos GDs	0,268 (11)	0,538 (11)	0,863 (11)
		0,713 (61)	1,434 (61)	2,000 (61)
		0,239 (64)	0,480 (64)	0,772 (64)
	Custo (U\$)	509,11	14.014,75	5.557,19
	Redução de Custo (%)	83,6	84,6	85,8
Reconfigura e aloca o GD simultaneamente considerando fator de potência unitário (Cenário IV)	Mínima tensão	0,991	0,981	0,963
	Custos Totais (U\$)	20 081,05 (↓ 84,9%)		
	Chaves abertas	14, 56, 61, 69 70		
	Alocação dos GDs	0,268 (11)	0,538 (11)	0,863 (11)
		0,713 (61)	1,434 (61)	2,000 (61)
		0,239 (64)	0,480 (64)	0,772 (64)
	Custo (U\$)	509,11	14.014,75	5.557,19
Reconfigura e aloca o GD simultaneamente considerando fator de potência de 0,80 a 1,00 (Cenário V)	Redução de Custo (%)	83,6	84,6	85,8
	Mínima tensão	0,991	0,981	0,963
	Custos Totais (U\$)	20 081,05 (↓ 84,9%)		
	Chaves abertas	10, 11, 15, 45, 48		
	Alocação dos GDs	0,331+j0,225 (21)	0,662+j0,451 (21)	1,453+j0,941 (21)
		0,797+j0,569 (50)	1,595+j1,139 (50)	1,600+j1,200 (50)
		0,409+j0,291 (61)	0,817+j0,583 (61)	1,600+j1,200 (61)
	Custo (U\$)	46,84	1.269,45	1.307,27
	Redução de Custo (%)	97,8	98,1	97,8
	Mínima tensão	0,998	0,996	0,986
	Custos Totais (U\$)	2 623,55 (↓ 97,6%)		

Fonte: Próprio autor

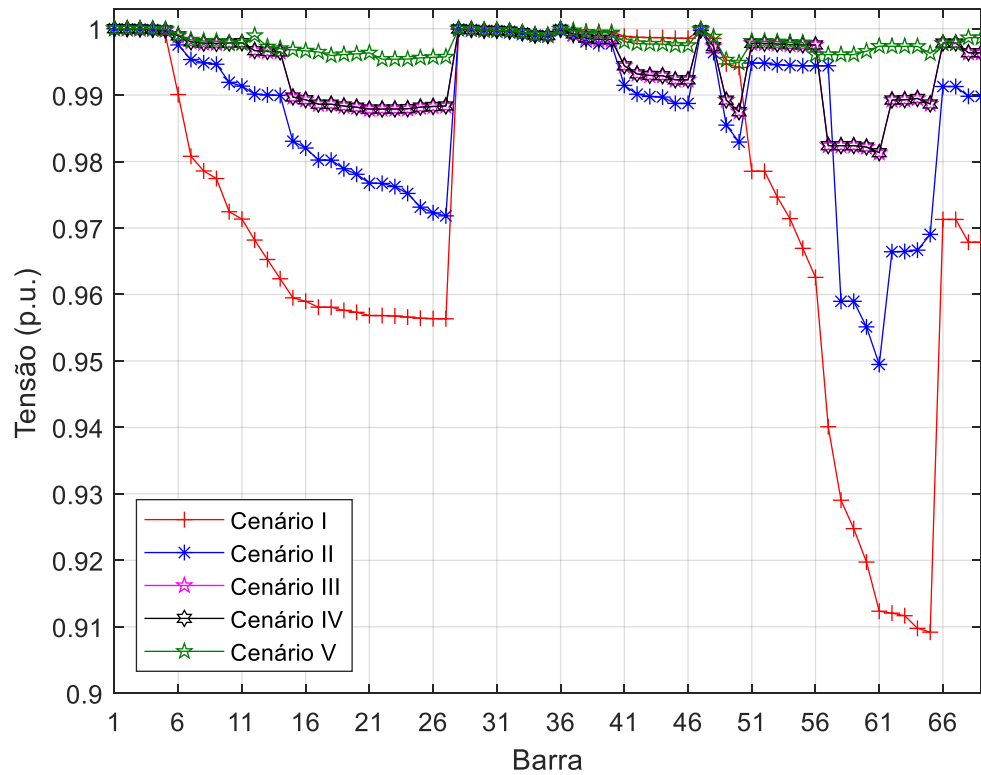
O custo anual estimado para o caso base do sistema de 69 barras em carga leve, nominal e pesada é de U\$ 3 095,44, U\$ 91 233,17 e U\$ 39 140,17, respectivamente. Assim como no sistema de testes 1, o cenário V é aquele que apresenta maior índice de redução do custo anual comparado aos outros quatro cenários.

O cenário V também é responsável por produzir os melhores resultados de perfil de tensão em todos os níveis de carga estipulados, inclusive em carga pesada conforme pode ser visto na Figura 21. Ressalta-se que dentre os cenários III e IV, para o sistema testes de 69 barras, a reconfiguração ótima do sistema seguida da alocação/dimensionamento do GD produziu os mesmos resultados que a reconfiguração simultânea com a alocação/dimensionamento do GD.

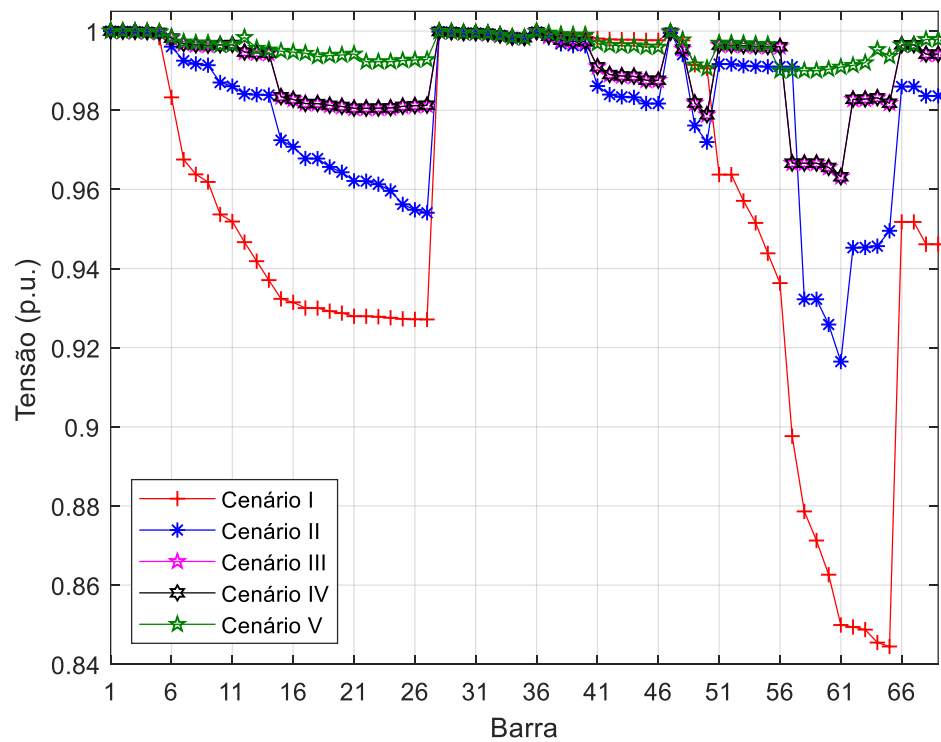
Figura 21 – Perfis de tensão do sistema 69 barras em carga (a) leve, (b) nominal e (c) pesada.



(a)



(b)



(c)

Fonte: Próprio autor

É apresentada na Tabela 8 a relação entre o número de GDs candidatos e a redução do custo anual estimado para o cenário V. Todos os resultados presentes nesta tabela foram origi-

nados do algoritmo proposto, alterando-se no mesmo apenas o parâmetro que indica a quantidade de GDs a ser alocada e dimensionada.

Como regra geral para todos os períodos de carga, nota-se uma diminuição no custo anual estimado conforme se alocam mais GDs, mas a taxa com que esse decaimento do custo ocorre decai expressivamente. Assim, embora os níveis de perdas, custo anual estimado e perfil de tensão sejam os melhores no cenário em que são instaladas 4 GDs, o impacto de inserir um quarto GD nos níveis de perdas, custo anual estimado e perfil de tensão é marginal. Assim, com o investimento em apenas dois GDs, e utilizando o algoritmo proposto, o nível de redução percentual do custo anual superaria 90% e o perfil de tensão, mesmo em carga pesada conforme pode ser observado na Figura 22, se manteria acima de 0,98 p.u.

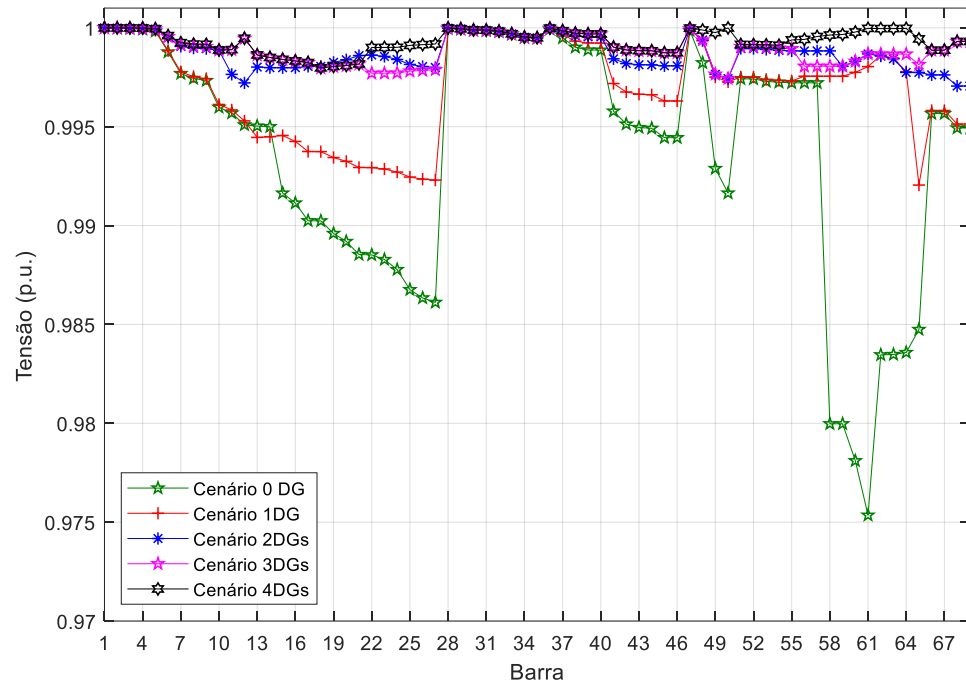
Tabela 8 – Efeito do número de GDs na redução do custo

Número de GDs instalados		1 GD	2 GDs	3 GDs	4 GDs
Carga Leve	Custos (U\$)	236,01	81,08	46,83	32,68
	Redução dos custos (%)	83,1	94,2	96,6	97,7
Carga Nominal	Custos (U\$)	6.446,21	2.224,32	1.269,45	885,84
	Redução dos custos (%)	83,6	94,3	96,8	97,7
Carga Pesada	Custos (U\$)	5.149,73	2.136,99	1.307,27	458,12
	Redução dos custos (%)	67,3	86,5	91,7	97,1
Custo Anual estimado (U\$)		11.831,95	4.442,39	2.623,55	1.376,64
Redução no Custo Anual Estimado (%)		87,3	92,1	95,4	97,6

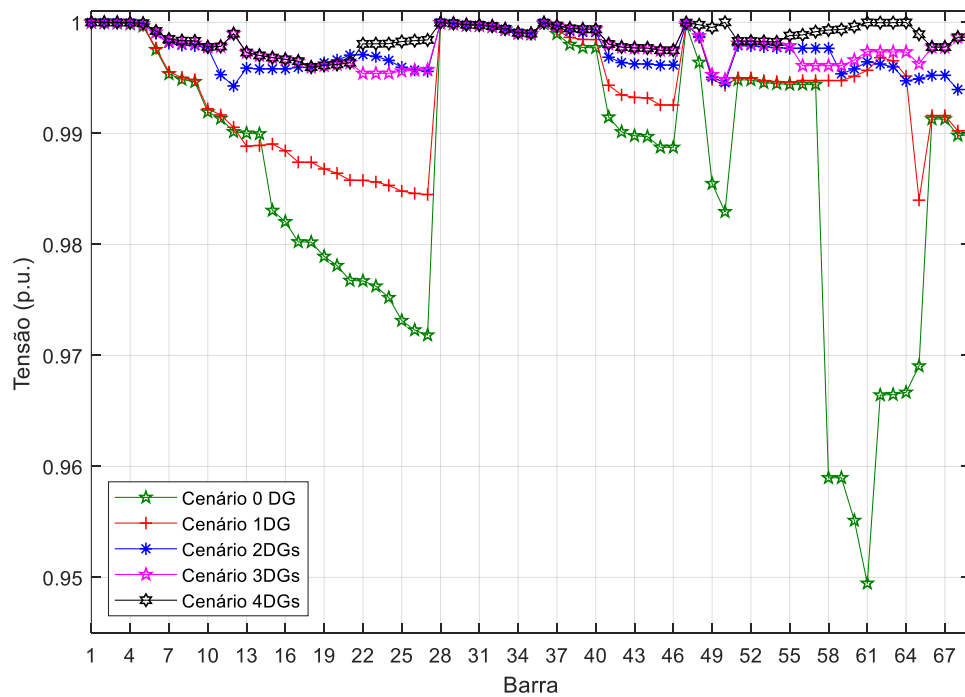
Fonte: Próprio autor

Concluindo as análises da meta-heurística desenvolvida, foi comparada a resposta do algoritmo para o caso com 0, 1, 2, 3 e 4 GDs com o modelo cônico de segunda ordem, buscando evidenciar a proximidade das respostas obtidas. Apresenta-se na Tabela 9 o efeito do número de GDs no sistema 69 barras na redução do custo.

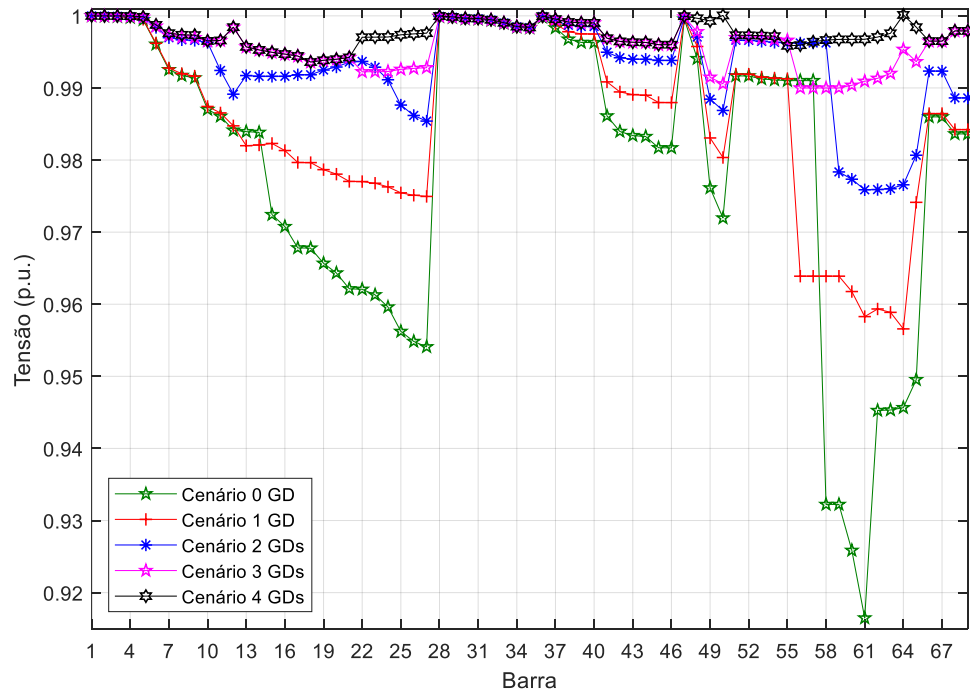
Figura 22 – Perfil de tensão para o sistema 69 barras de acordo com o número de GDs instalados em (a) carga leve, (b) carga nominal e (c) carga pesada



(a)



(b)



(c)

Fonte: Próprio autor

Tabela 9 – Efeito do número de GDs no sistema 69 barras na redução do custo

	Custo anual (US\$)			
Número de GDs instalados	Resposta obtida PCSOIM via CPLEX	Resposta obtida PCSOIM via fluxo de carga	Resposta obtida do GVNS implementado	Delta (%)
0 GD	56.527,54	56.527,49	56.527,49	0
1 GD	10.527,29	10.338,05	10.257,29	-0,22
2 GDs	4.388,32	4.388,32	4.397,16	0,2
3 GDs	2.611,54	2.611,54	2.623,55	0,46
4 GDs	1.376,65	1.376,65	1.376,64	-0,001

Fonte: Próprio autor

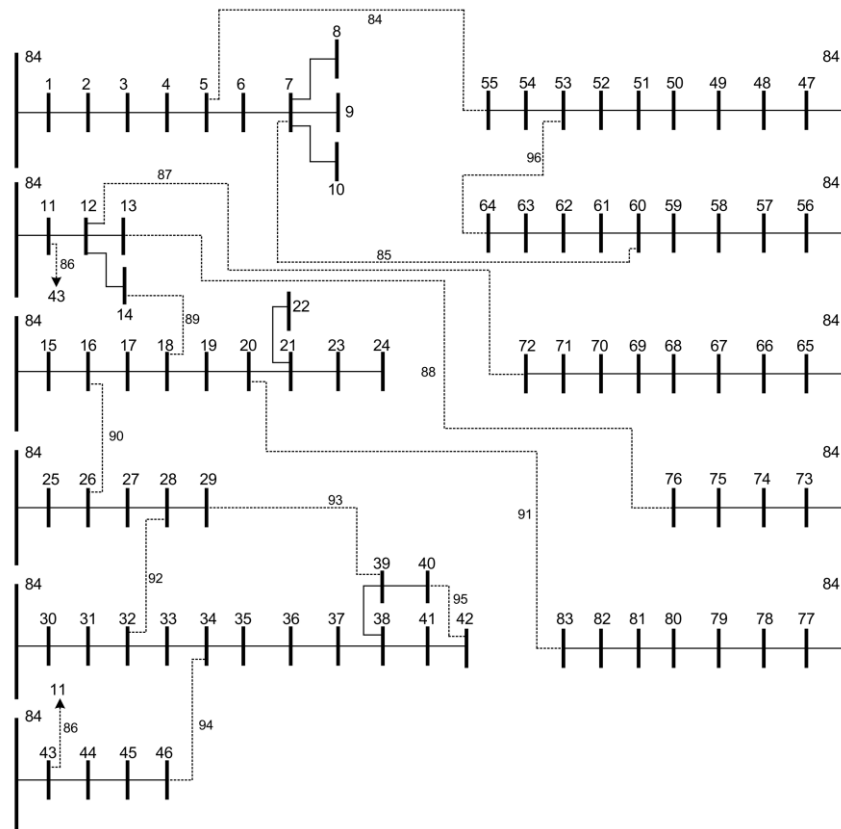
5.3 SISTEMA DE 84 BARRAS

O sistema 84 barras é um sistema de distribuição radial contendo 83 barras de carga, uma barra de subestação e 96 circuitos, conforme pode ser observado na Figura 23. Os dados das linhas e cargas estão contidos em (POSSAGNOLO, 2015), sendo que a potência total das cargas do sistema é constituída de 28 351 kW de potência ativa e 20 700 kVAr em potência reativa.

De modo complementar aos sistemas de testes 1 e 2, o sistema de 84 barras foi simulado para cinco cenários e três níveis de carga e os resultados estão apresentados na Tabela 7. Os limites impostos aos GDs nos cenários III, IV e V são os mesmos estipulados para o sistema de testes 1.

Devido à características restritivas deste sistema, alterou-se os fatores de demanda para as cargas leve, nominal e pesada para 0,2 – 0,5 – 1,0, respectivamente. Tal mudança foi necessária devido a problemas de factibilidade do sistema, quando considerado um aumento de 60% na potência demanda em carga pesada.

Figura 23 – Sistema de distribuição radial de 84 barras.



Fonte: Possagnolo (2015)

Tabela 10 – Resultados para o sistema de 84 barras

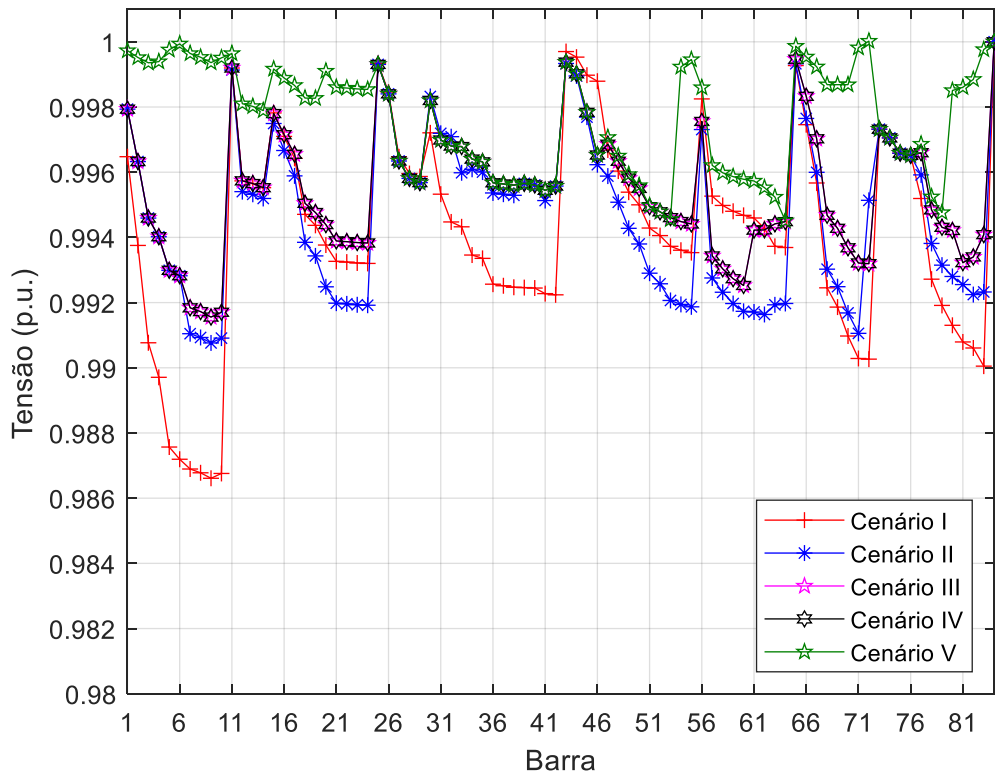
Cenário		Nível de Carga		
		Leve (0,2)	Nominal (0,5)	Pesada (1,0)
Caso Base (Cenário I)	Chaves abertas	84, 85, 86, 87, 88, 89, 90, 91, 92, 93, 94		
	Custo (U\$)	1.191,41	51.597,46	31.919,85
	Mínima tensão	0,9866	0,9657	0,9285
	Custos Totais (U\$)	84 708,72		
Somente reconfiguração (Cenário II)	Chaves abertas	7, 13, 34, 39, 42, 55, 62, 72, 83, 86, 89, 90, 92		
	Custo (U\$)	1.065,71	45.957,86	28.193,79
	Redução de Custo (%)	10,6	10,9	11,7
	Mínima tensão	0,9911	0,9773	0,9532
	Custos Totais (U\$)	75 217,36 (↓ 11,2%)		
Reconfigura e depois aloca o GD considerando fator de potência unitário (Cenário III)	Chaves abertas	7, 34, 39, 42, 61, 81, 84, 86, 87, 88, 89, 90, 92		
	Alocação dos GDs	0,648 (53)	1,622 (53)	2,000 (53)
		0,685 (20)	1,713 (20)	2,000 (20)
		0,504 (71)	1,263 (71)	2,000 (71)
	Custo (U\$)	762,78	32.787,22	21.164,43
	Redução de Custo (%)	36,0%	36,5%	33,7%
Mínima tensão	0,9911	0,9773	0,9532	
Custos Totais (U\$)	54 698,62 (↓ 36,7%)			
Reconfigura e aloca o GD si- multaneamente considerando fator de potência unitário (Cenário IV)	Chaves abertas	7, 34, 39, 42, 61, 81, 84, 86, 87, 88, 89, 90, 92		
	Alocação dos GDs	0,649 (53)	1,623 (53)	1,999 (53)
		0,686 (20)	1,714 (20)	1,999 (20)
		0,505 (71)	1,263 (71)	1,999 (71)
	Custo (U\$)	744,66	32.043,15	19.582,60
	Redução de Custo (%)	36,0%	36,5%	33,7%
Mínima tensão	0,9902	0,9750	0,9487	
Custos Totais (U\$)	52 370,41 (↓ 38,2%)			
Reconfigura e aloca o GD si- multaneamente considerando fator de potência de 0,80 a 1,00 (Cenário V)	Chaves abertas	34, 39, 42, 54, 64, 71, 80, 85, 86, 88, 89, 90, 92		
	Alocação dos GDs	0,758+j0,522 (06)	1,655+j1,124 (06)	1,812+j0,848 (06)
		0,669+j0,502 (83)	1,651+j1,130 (83)	1,600+j1,200 (83)
		0,740+j0,541 (72)	1,612+j1,185 (72)	1,600+j1,200 (72)
	Custo (U\$)	460,08	20.186,02	19.439,95
	Redução de Custo (%)	61,4%	60,9%	39,1%
Mínima tensão	0,9945	0,9861	0,9483	
Custos Totais (U\$)	40 086,05 (↓ 52,7%)			

Fonte: Próprio autor

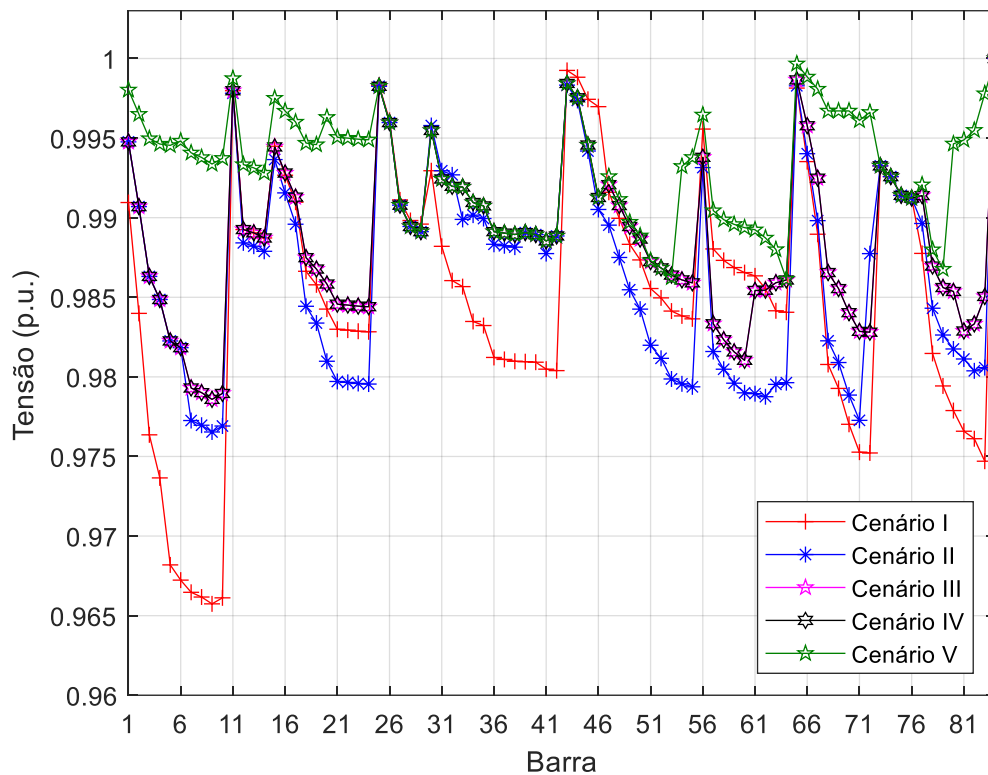
O custo anual estimado para o caso base do sistema de 84 barras em carga leve, nominal e pesada é de U\$ 1 191,41, U\$ 51 597,46 e U\$ 31 919,85, respectivamente. Assim como no sistema de testes 1 e 2, o cenário V é aquele que apresenta maior índice de redução do custo anual comparado aos outros quatro cenários.

O cenário V também é responsável por produzir os melhores resultados de perfil de tensão em todos os níveis de carga estipulados, inclusive em carga pesada conforme pode ser visto na Figura 24. Ressalta-se que dentre os cenários III e IV, para o sistema testes de 84 barras, a reconfiguração ótima do sistema seguida da alocação/dimensionamento do GD produziu resultados de mesma grandeza quando comparados ao cenário de reconfiguração simultânea com a alocação/dimensionamento do GD.

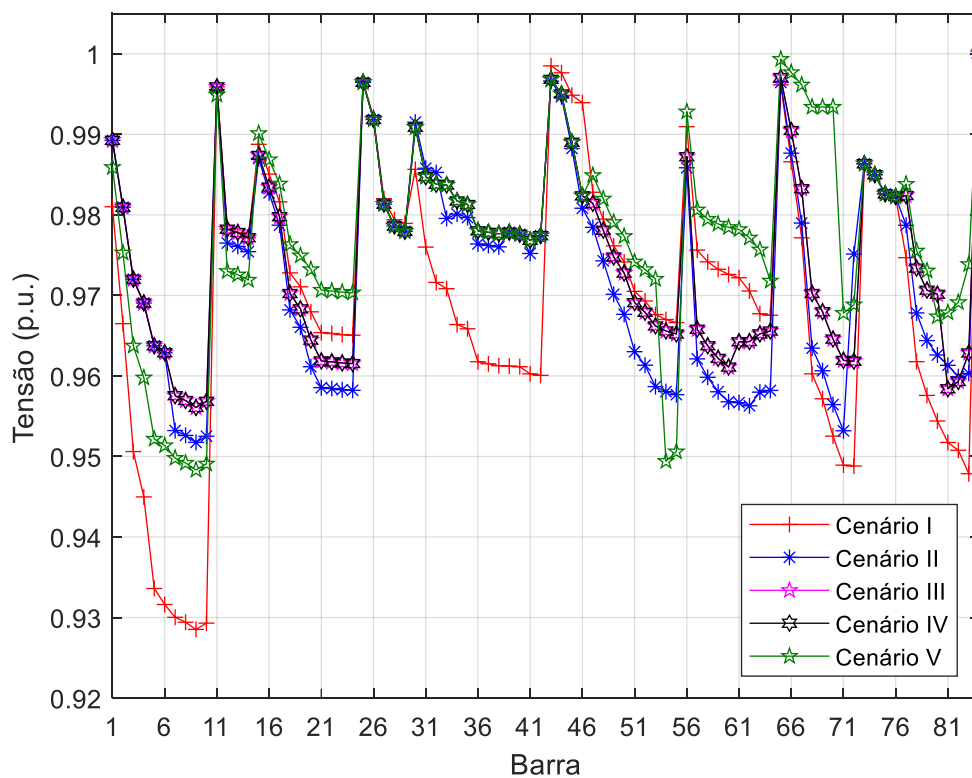
Figura 24 – Perfis de tensão do sistema 84 barras em carga (a) leve, (b) nominal e (c) pesada.



(a)



(b)



(c)

Fonte: Próprio autor

É apresentada na Tabela 11 a relação entre o número de GDs candidatos e a redução do custo anual estimado para o cenário V. Todos os resultados presentes nesta tabela foram originados do algoritmo proposto, alterando-se no mesmo apenas o parâmetro que indica a quantidade de GDs a ser alocada e dimensionada.

Como regra geral para todos os níveis de cargas, nota-se uma diminuição no custo anual estimado conforme se alocam mais GDs, notando uma tendência quase linear de redução. Mesmo assim, embora os níveis de perdas, custo anual estimado e perfil de tensão sejam os melhores no cenário em que são instaladas 4 GDs, deve-se analisar se os benefícios de instalação de 4 GDs fazem frente aos investimentos necessários. Portanto, com a adoção do algoritmo proposto, nota-se agora um perfil diferente de redução do custo anual das perdas, quando comparado aos sistemas de 33 e 69 barras. Embora a redução das perdas seja menor no sistema de 84 barras, para a alocação de 3 GDs nota-se um nível de redução percentual do custo anual das perdas superior a 46% e o perfil de tensão, mesmo em carga pesada conforme pode ser observado na Figura 25, se manteria acima de 0,96 p.u.

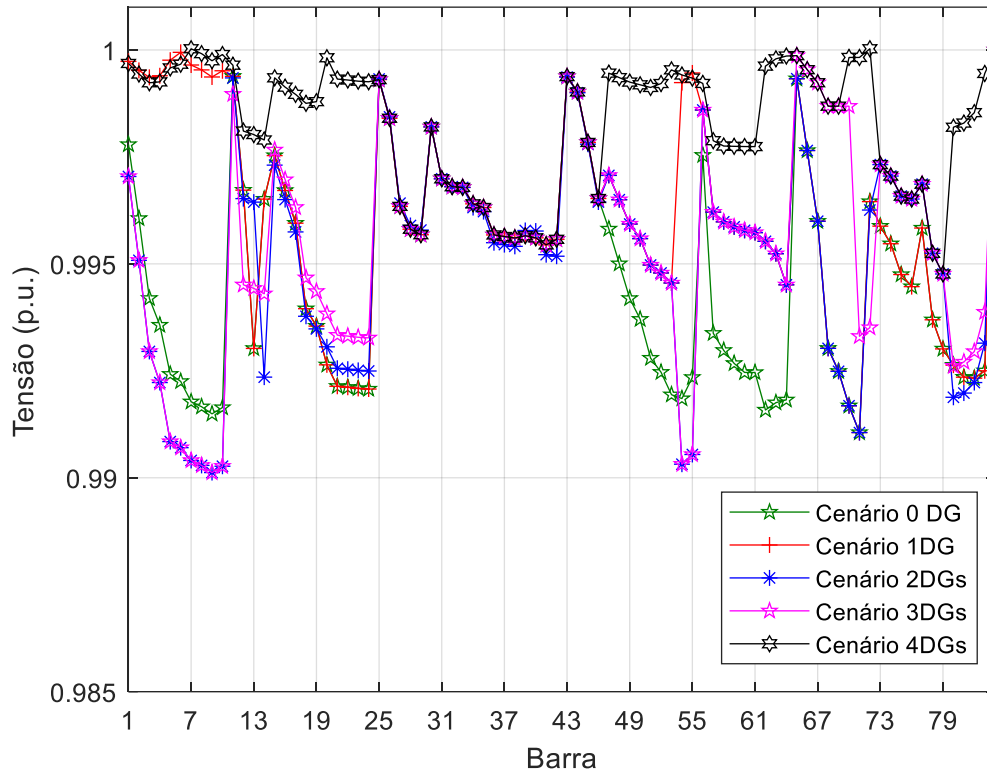
Tabela 11 – Efeito do número de GDs na redução do custo em relação ao caso reconfigurado

Número de GDs instalados		1 GD	2 GDs	3 GDs	4 GDs
Carga Leve	Custos (U\$)	810,08	616,17	460,08	363,62
	Redução dos custos (%)	24,0	42,2	56,8	65,9
Carga Nominal	Custos (U\$)	35.124,68	26.950,83	20.186,02	15.880,30
	Redução dos custos (%)	23,6	41,4	56,1	65,4
Carga Pesada	Custos (U\$)	24.787,18	21.942,69	19.439,95	16.335,88
	Redução dos custos (%)	12,1	22,2	31,0	42,1
Custo Anual estimado (U\$)		60.721,93	49.509,69	40.086,05	32.579,80
Redução no Custo Anual Estimado (%)		19,3	34,2	46,7	56,7

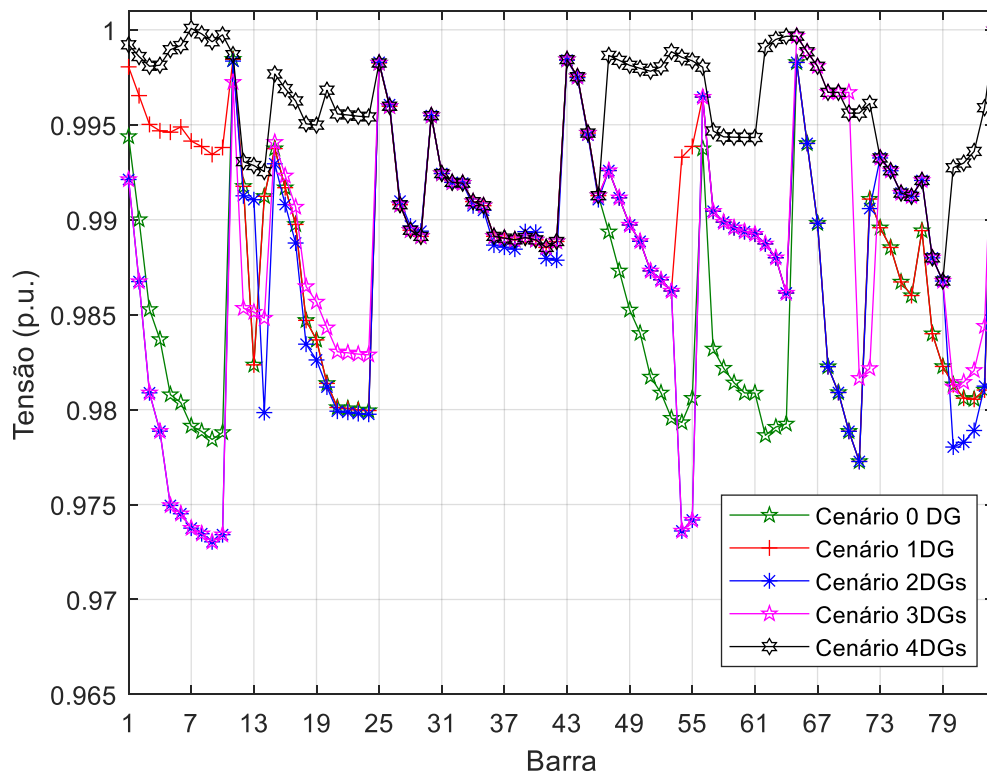
Fonte: Próprio autor

Concluindo as análises da meta-heurística desenvolvida, foi comparada a resposta do algoritmo para o caso com 0, 1, 2, 3 e 4 GDs com o modelo cônico de segunda ordem, buscando evidenciar a proximidade das respostas obtidas.

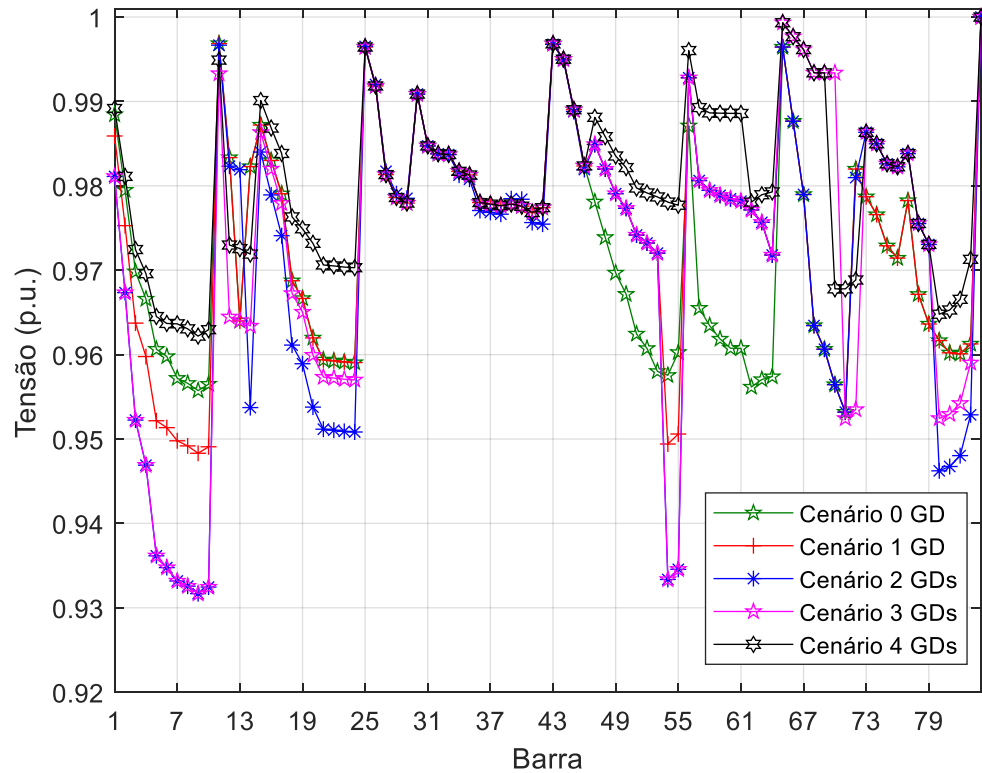
Figura 25 – Perfil de tensão para o sistema 84 barras de acordo com o número de GDs instalados em (a) carga leve, (b) carga nominal e (c) carga pesada.



(a)



(b)



(c)

Fonte: Próprio autor

Tabela 12 – Efeito do número de GDs no sistema 84 barras na redução do custo

Número de GDs instalados	Custo anual (U\$)			
	Resposta obtida PCSOIM via CPLEX	Resposta obtida PCSOIM via fluxo de carga	Resposta obtida do GVNS implementado	Delta (%)
0 GD	75.236,66	75.236,66	75.216,35	-0,03
1 GD	61.039,86	61.039,86	60.721,93	-0,52
2 GDs	49.371,21	49.371,21	49.509,69	0,28
3 GDs	40.020,01	40.020,01	40.086,05	0,17 %
4 GDs	32.578,96	32.578,96	32.579,80	0,00 %

Fonte: Próprio autor

5.4 DISCUSSÕES COMPLEMENTARES

Através do algoritmo implementado, destaca-se ainda a questão da dificuldade citada de migração entre ótimos locais, e como os resultados são otimizados ao longo de cada iteração.

5.4.1 Migração entre ótimos locais

Buscando exemplificar o desafio de migrar entre um ótimo local, para uma solução de melhor qualidade, quando um número grande de variáveis necessita ser otimizado simultaneamente, têm-se o seguinte exemplo: foram obtidas duas soluções para o sistema de 33 barras com 3 GDs a serem alocados. Nota-se que a última solução é de melhor qualidade que a primeira, conforme é mostrado na Tabela 13.

Tabela 13 – Soluções analisadas no quesito ótimos locais

SOLUÇÃO	TOPOLOGIA	ALOCAÇÃO DOS GDS				CUSTO ANUAL
1	6 13 15 25 33	LEVE	NOMINAL	PESADA	BARRAS	U\$ 5 572,20
		0,431 +j0,323	0,863 +j0,647	1,447 +j1,085	31	
		0,547 +j0,392	1,097 +j0,786	1,630 +j1,159	25	
		0,463 +j0,227	0,929 +j0,456	1,493 +j0,736	9	
2	5 13 20 26 35	LEVE	NOMINAL	PESADA	BARRAS	U\$ 5 075,07
		0,412 +j0,307	0,826 +j0,615	1,456 +j1,092	31	
		0,564 +j0,414	1,130 +j0,829	1,629 +j1,160	25	
		0,548 +j0,258	1,099 +j0,518	1,752 +j0,830	9	

Fonte: Próprio autor

Busca-se mostrar a evolução da função objetivo, conforme a solução muda entre vizinhanças. No primeiro caminho, a primeira vizinhança a ser alterada é referente à topologia da rede, sendo alterado o estado de uma chave seccionadora por vez, para que na sequência sejam alteradas as barras de instalação dos GDs e por fim, o despacho de potência ativa e reativa, conforme é mostrado na Tabela 14. Para o segundo caminho, alterou-se apenas a ordem da topologia, deixando essa para ser atualizada por último. Resume-se na Tabela 15 estes últimos resultados.

Tabela 14 – Evolução do custo de operação seguindo a primeira trajetória

ETAPA	ALTERAÇÃO REALIZADA	CUSTO DE OPERAÇÃO (US\$)	VARIAÇÃO
1	Caso Base	5.572,12	-
2	Altera chave 4	5.763,11	1,77%
3	Altera chave 3	7.785,96	2,86%
4	Altera chave 4	8.885,67	9,65%
5	Altera chave 5	9.181,29	64,77%
6	Altera barra GD 1	8.552,89	53,49%
7	Altera barra GD 3	6.383,79	14,57%
8	Altera despacho P GD1	6.459,43	15,92%
9	Altera despacho Q GD1	6.610,16	18,63%
10	Altera despacho P GD2	6.516,87	16,95%
11	Altera despacho Q GD2	6.460,50	15,94%
12	Altera despacho P GD3	5.235,41	-6,04%
13	Altera despacho Q GD3	5.075,09	-8,92%

Fonte: Próprio autor

Tabela 15 – Evolução do custo de operação seguindo a segunda trajetória

ETAPA	ALTERAÇÃO REALIZADA	CUSTO DE OPERAÇÃO (US\$)	VARIAÇÃO
1	Caso Base	5.572,12	-
2	Altera barra GD 1	5.639,34	1,21%
3	Altera barra GD 3	6.158,19	10,52%
4	Altera despacho P GD1	6.136,13	10,12%
5	Altera despacho Q GD1	6.124,89	9,92%
6	Altera despacho P GD2	6.115,01	9,74%
7	Altera despacho Q GD2	6.107,70	9,61%
8	Altera despacho P GD3	7.463,57	33,94%
9	Altera despacho Q GD3	7.651,94	37,33%
10	Altera chave 1	6.798,19	0,96%
11	Altera chave 3	6.929,84	-2,74%
12	Altera chave 4	6.617,22	-4,51%
13	Altera chave 5	5.075,09	-8,92%

Fonte: Próprio autor

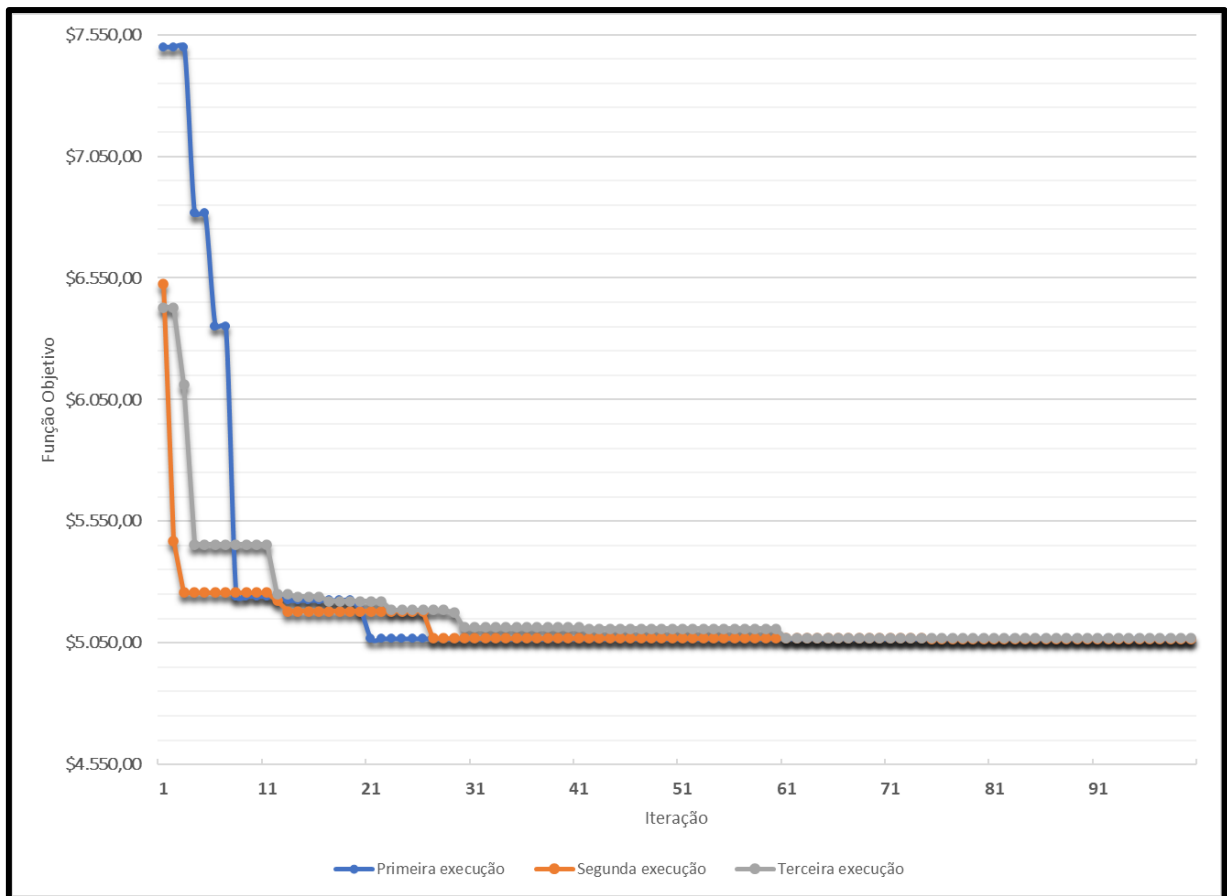
Analisando os resultados da Tabela 14 e Tabela 15, verifica-se que no trajeto de um ótimo local para outro de melhor qualidade, ao seguir um caminho direto entre uma solução e a outra, o que já é uma aproximação muito otimista, ocorre uma piora de até 64% no valor do custo operacional. Isto implica que para buscar ótimos locais de melhor qualidade, o algoritmo deve aumentar muito a vizinhança de procura, implicando em aumento do esforço computacional para ser capaz de tal migração entre ótimos locais.

5.4.2 Evolução da FO de acordo com as iterações

Ainda utilizando como base soluções obtidas para o sistema de 33 barras, considerando a alocação de 3 GDs, definiu-se o número de repetições da segunda etapa do algoritmo como 100, e a cada iteração, registrou-se o valor da função objetivo, permitindo-se visualizar se durante aquela iteração, houve minimização nos custos operacionais. Os resultados obtidos estão resumidos adiante.

A Figura 26 traz informações importantes para o entendimento da execução do algoritmo. Analisando-a, nota-se que não há um padrão a ser adotado para definir o número máximo de iterações que o programa deve seguir. Quanto mais se deseja garantir que o algoritmo forneça a melhor solução possível, maior deve ser o número de iterações que o mesmo deve ser submetido, e conseqüentemente, maior o esforço computacional para se obter uma solução com maiores chances de ser de melhor qualidade do que uma solução obtida do algoritmo utilizando um menor número de iterações.

Figura 26 – Evolução do custo de operação de acordo com a iteração atual

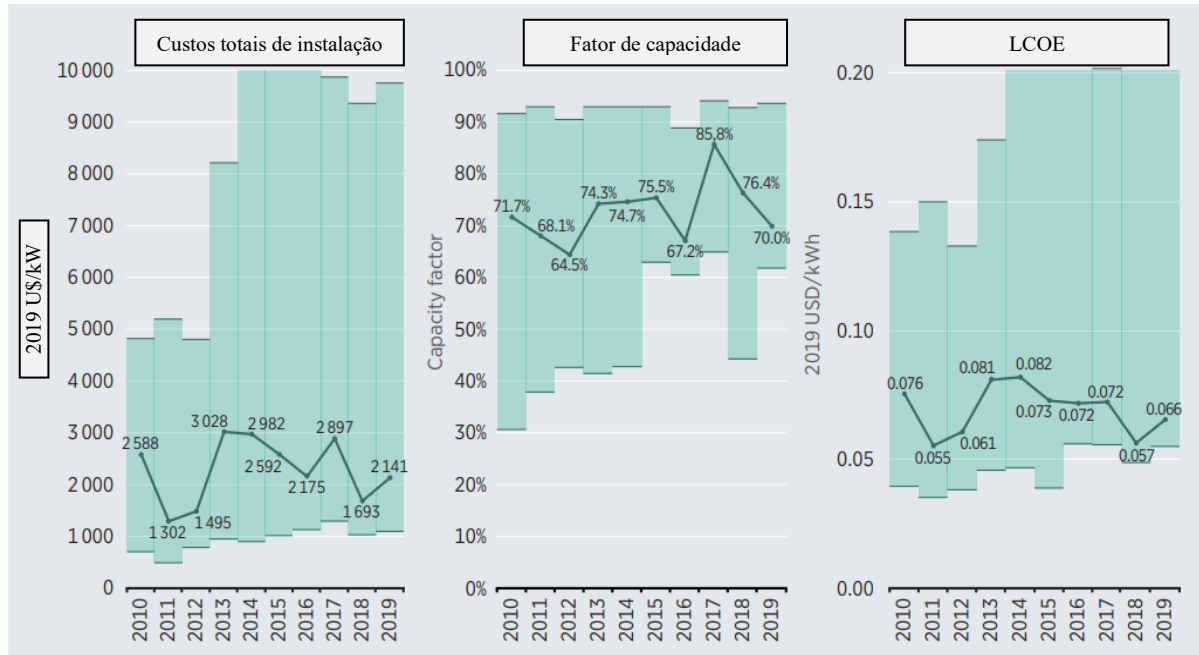


Fonte: Próprio autor

5.4.3 Avaliando o impacto dos GDS no custo da energia

Buscando quantificar o impacto do número de GDs instalados no custo da energia e no lucro ao final da vida útil dos GDs, desenvolveu-se a análise contida nesta seção. Para a tecnologia empregada para os GDs adotou-se geração térmica a biomassa, que possui como média ponderada global dos custos totais de instalação, para o ano de 2019, de aproximadamente 2141 U\$/kW, conforme mostra a Figura 27. Conforme informado por NREL 2016), a estimativa de vida útil para a geração térmica a biomassa é de 28 anos.

Figura 27 – Média global ponderada dos custos totais de instalação, fatores de capacidade e LCOE para bioenergia, 2010-2019



Fonte: Adaptado de Irena (2020b)

A Figura 27 também informa que o custo estimado do LCOE (*Levelised cost of electricity*), para o ano de 2019, foi de 0,066 US\$/kW, enquanto o custo médio da energia nos Estados Unidos, para novembro de 2020, ficou em 0,136 US\$/kW (U.S. BUREAU OF LABOR STATISTICS, 2020).

Em relação ao dimensionamento dos GDs, considerou-se que a potência máxima gerada pelos GDs seja equivalente a 40 % da máxima demanda observada em todos os cenários. Assim, fica possível analisar como a concentração de todo o montante de GD em um único ponto do sistema, ou sua difusão ao longo do mesmo irão impactar os lucros esperados.

Os custos anuais da energia então podem ser calculados como:

$$E_k^{SE} = D_k^{SE} + perdas_k - P_k^{GD} \quad (61)$$

$$Custo_anual_k^{GD} = P_k^{GD} * (Nhoras_k) * (Cust_k^{GD}) \quad (62)$$

$$Custo_anual_k^{SE} = E_k^{SE} * (Nhoras_k) * (Cust_k^{SE}) \quad (63)$$

$$Custo_anual_k^{SE+GD} = Custo_anual_k^{GD} + Custo_anual_k^{SE} \quad (64)$$

$$Custo_anual_total = \sum_{k=1}^d Custo_anual_k^{SE+GD} \quad (65)$$

Onde, E_k^{SE} representa a energia a ser suprida pela SE no nível de demanda k , D_k^{SE} é a potência demandada pelo sistema no nível de demanda k , $Custo_anual_k^{GD}$ é o custo de operação para o GD no período estipulado e no nível de demanda k , $Custo_anual_k^{SE}$ é o custo de operação para a subestação no período estipulado e no nível de demanda k , $Cust_k^{GD}$ é o custo da tarifa aplicada para o GD no nível de demanda k e $Cust_k^{SE}$ é o custo da tarifa aplicada para o restante do sistema no nível de demanda k .

A equação (65) traz a informação do custo de operação apenas do primeiro ano de análise. Sendo assim, utiliza-se a equação descrita em (66) para atualizar os valores de custo de operação anual do ano 1 até o ano 28, que é a estimativa de vida útil da tecnologia empregada no GD.

$$Custo_anual_total_n = \frac{Custo_anual_total}{(1 + juros_{valor_presente})^{ano_oper - 1}} \quad (66)$$

Onde, $Custo_anual_total_n$ representa o custo de operação projetado para o ano n , $juros_{valor_presente}$ corresponde a taxa de juros anual aplicada e ano_oper é o ano de operação analisado.

A cada ano de operação também foi levantado o nível de economia acumulado no período, conforme mostra (67), proporcionando uma estimativa do montante de retorno financeiro no final de vida útil do GD.

$$Economia_acum_n^m = Economia_acum_{n-1} + Custo_anual_total_n^m - Custo_anual_total_n^0 \quad (67)$$

Onde, $Economia_acum_n^m$ representa a economia estimada para o caso com m GDs instalados, $Custo_anual_total_n^m$ representa o custo de operação projetado para o ano n ao se instalar m GDs e $Custo_anual_total_n^0$ representa o custo de operação projetado para o ano n quando não se instalam GDs.

Por fim, pode-se obter os lucros estimados no período como:

$$Custo_instal_{total}^m = P_{max}^{GD} * Custo_instal \quad (68)$$

$$Lucro_período^m = Economia_acum_n^m - Custo_instal_{total}^m \quad (69)$$

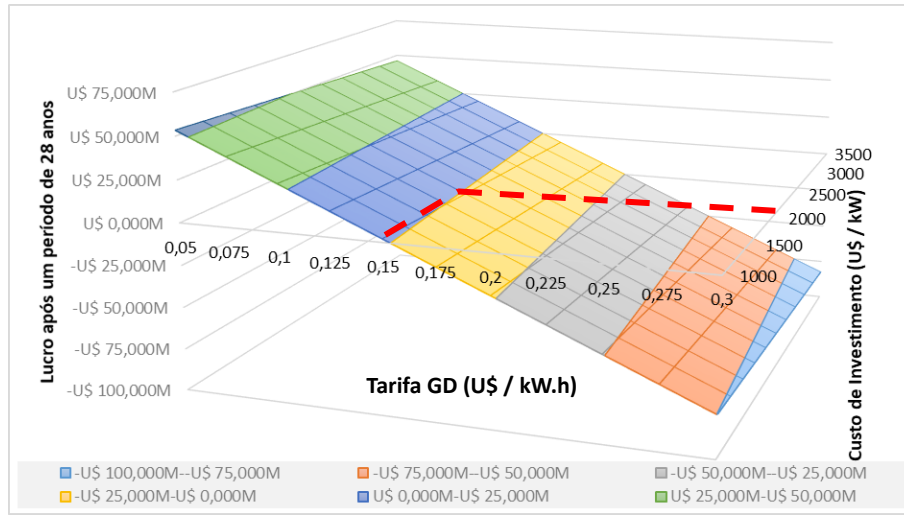
Onde, $Custo_instal$ representa o custo estimado de instalação do GD em U\$/kW e $Lucro_período^m$ representa o lucro obtido ao longo da vida útil para o caso com m GDs instalados.

Estabelecida a metodologia de análise, analisou-se inicialmente o impacto no montante de lucros no período ao se variar o custo de energia e de instalação dos GDs. Na sequência, mostrou-se também o impacto no montante de lucros no período ao se variar o custo de energia da subestação e GDs, assim como o custo de instalação dos GDs.

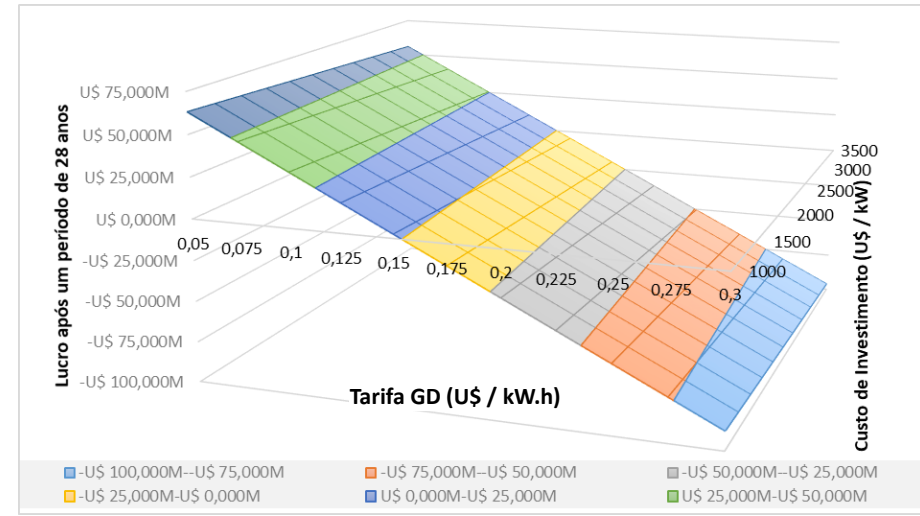
O sistema de 33 barras, considerando cenários com 1, 2, 3 ou 4 GDs instalados são analisados na Figura 28. É fixada a tarifa de energia para a subestação em 0,15 U\$/kW.h, sendo variados os valores da tarifa da energia do GD de 0,05 U\$/kW.h à 0,30 U\$/kW.h, e os valores do custo de instalação dos GDs de 1000 U\$/kW à 3500 U\$/kW. Esta análise de sensibilidade permite concluir, por exemplo, que para o caso da Figura 28 (a), caso o custo de instalação dos GDs seja 2100 U\$/kW, então o custo da tarifa da energia do GD deve ser menor que 0,14 U\$/kW.h para que se verifiquem lucros no final do período analisado. Esta mesma análise de sensibilidade é explorada para o sistema de 69 barras na Figura 29.

O sistema de 33 barras é novamente analisado, considerando cenários com 1, 2, 3 ou 4 GDs instalados, na Figura 30. Para esta análise de sensibilidade, assume-se que são iguais as tarifas da energia do GD e da subestação, sendo estas variadas de 0,05 U\$/kW.h à 0,30 U\$/kW.h, e os valores do custo de instalação dos GDs de 1000 U\$/kW à 3500 U\$/kW. Esta análise de sensibilidade permite concluir, por exemplo, que para o caso da Figura 30 (a), caso o custo de instalação dos GDs seja 2100 U\$/kW, então o custo das tarifas deveria ser superior a 0,22 U\$/kW.h para que se verifiquem lucros no final do período analisado. Esta mesma análise de sensibilidade é explorada para o sistema de 69 barras na Figura 31.

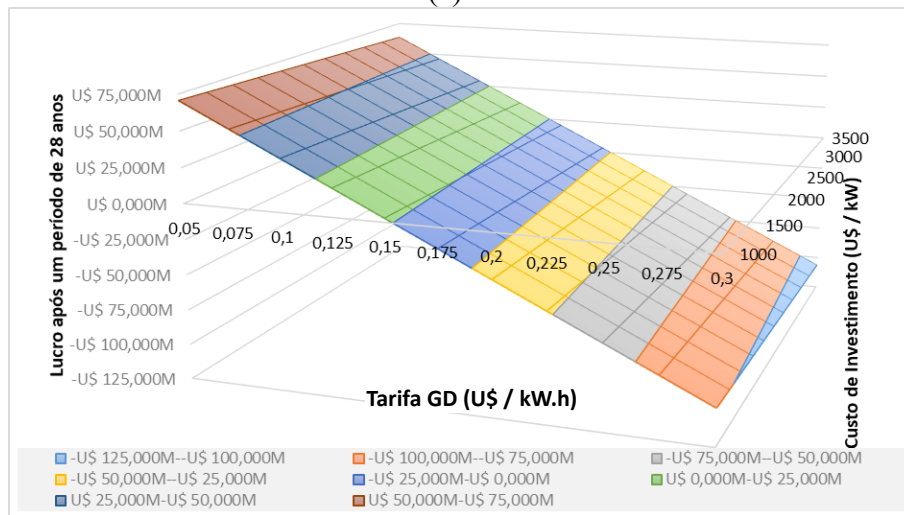
Figura 28 – Lucros após um período de 28 anos considerando N GDs instalados (33 barras) (a) N=1; (b) N=2; (c) N=3; (d) N=4.



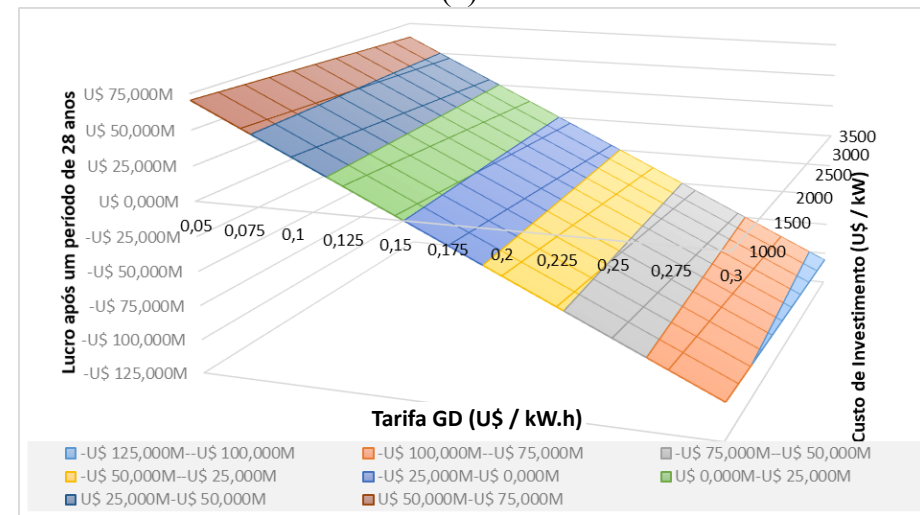
(a)



(b)



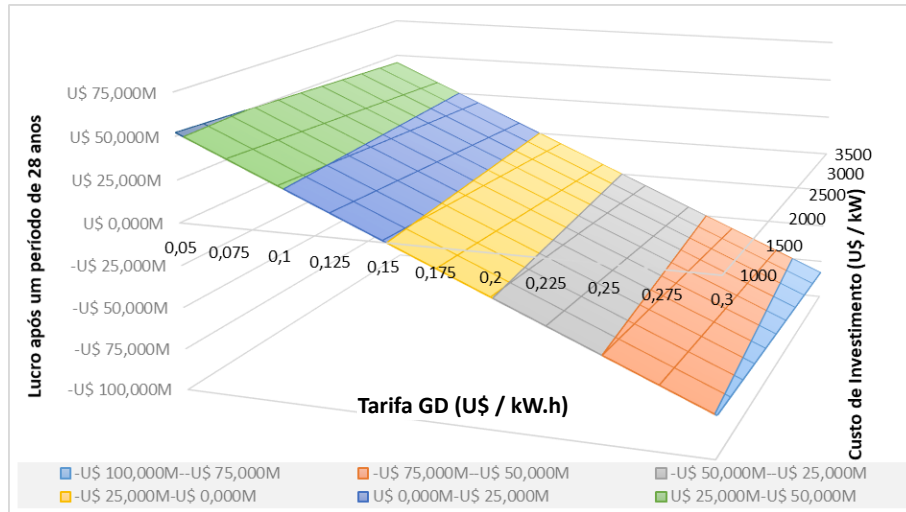
(c)



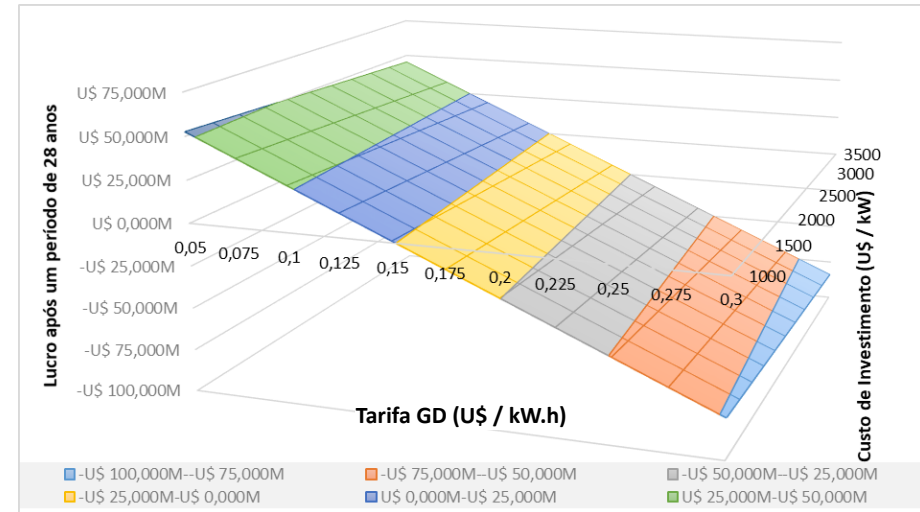
(d)

Fonte: Próprio autor

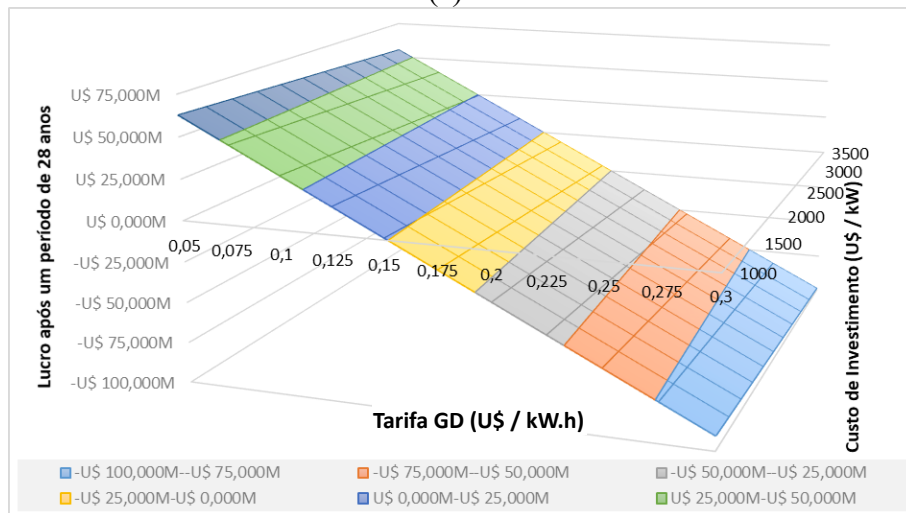
Figura 29 – Lucros após um período de 28 anos considerando N GDs instalados (69 barras) (a) N=1; (b) N=2; (c) N=3; (d) N=4.



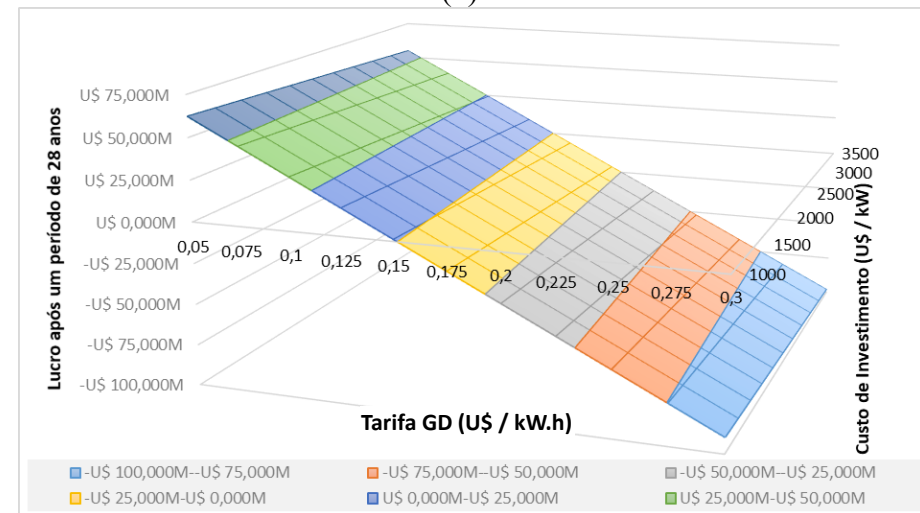
(a)



(b)



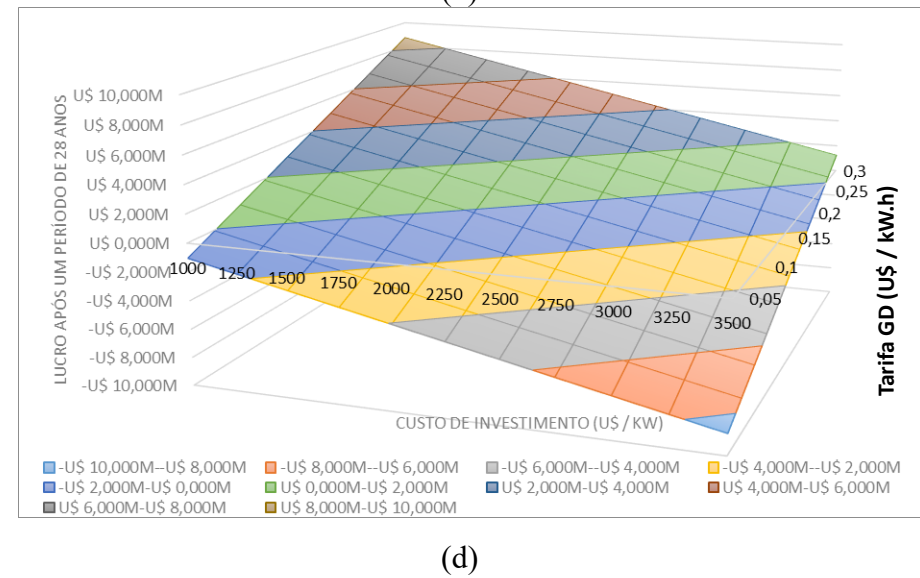
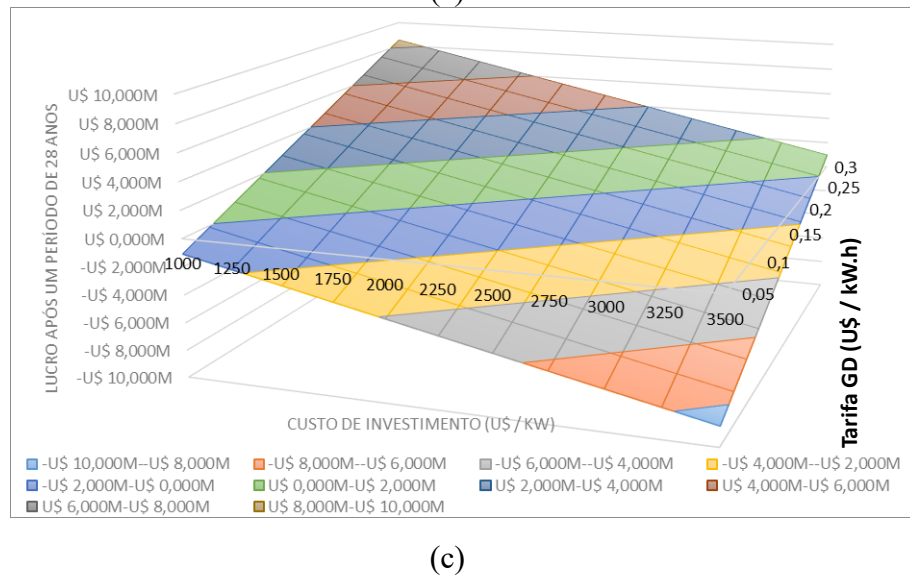
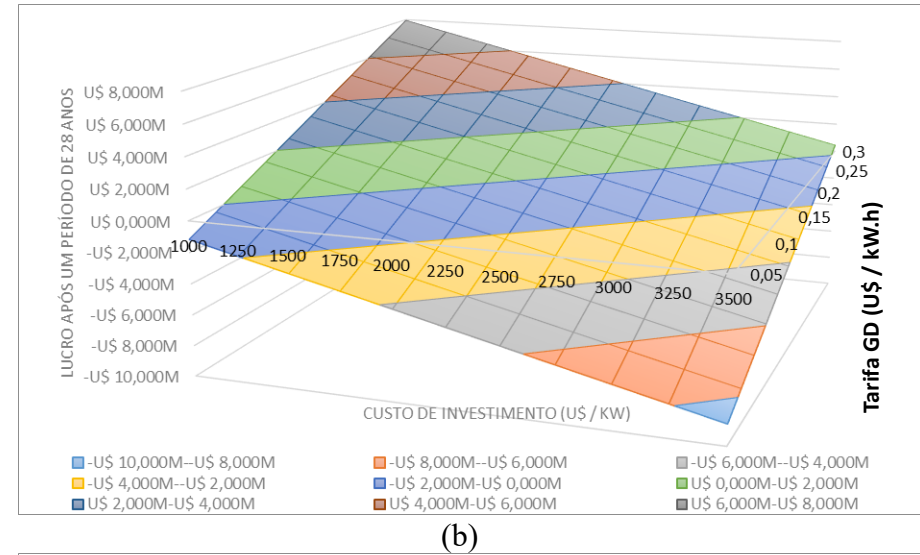
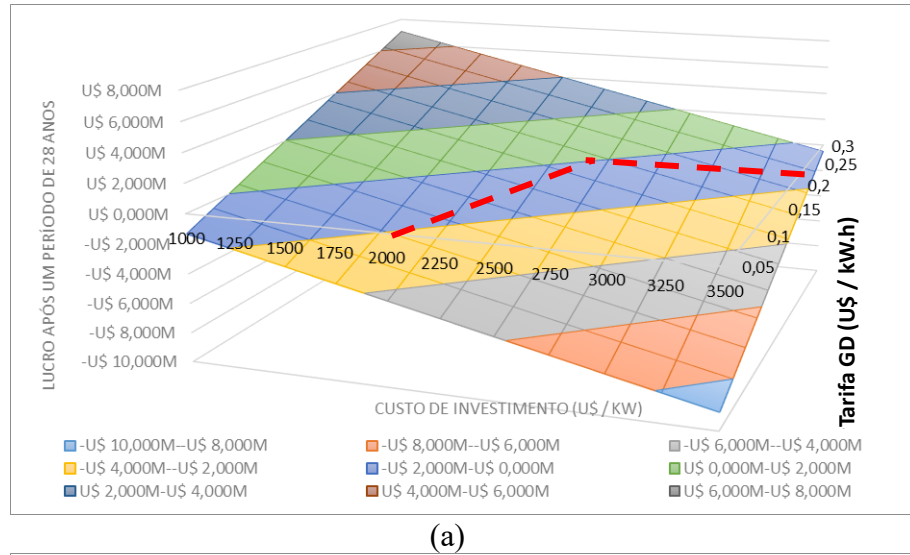
(c)



(d)

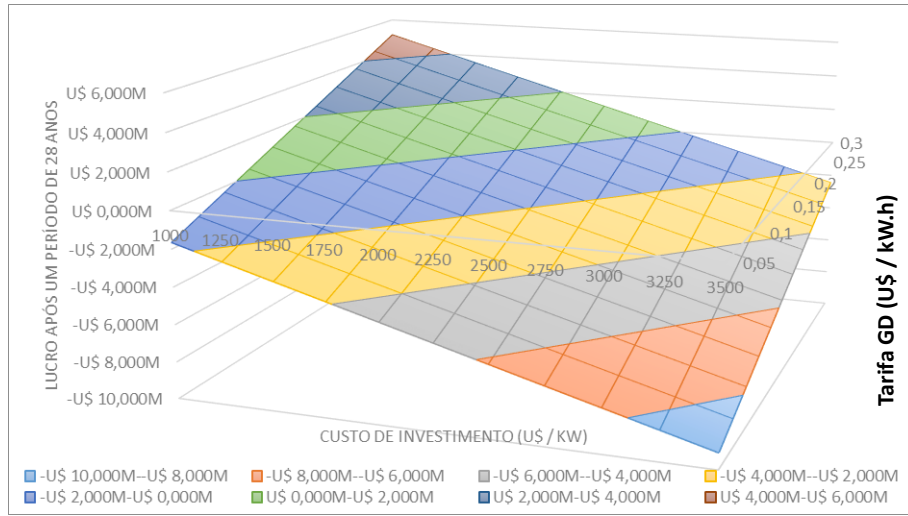
Fonte: Próprio autor

Figura 30 – Lucros após um período de 28 anos considerando N GDs instalados (33 barras) (a) N=1; (b) N=2; (c) N=3; (d) N=4.

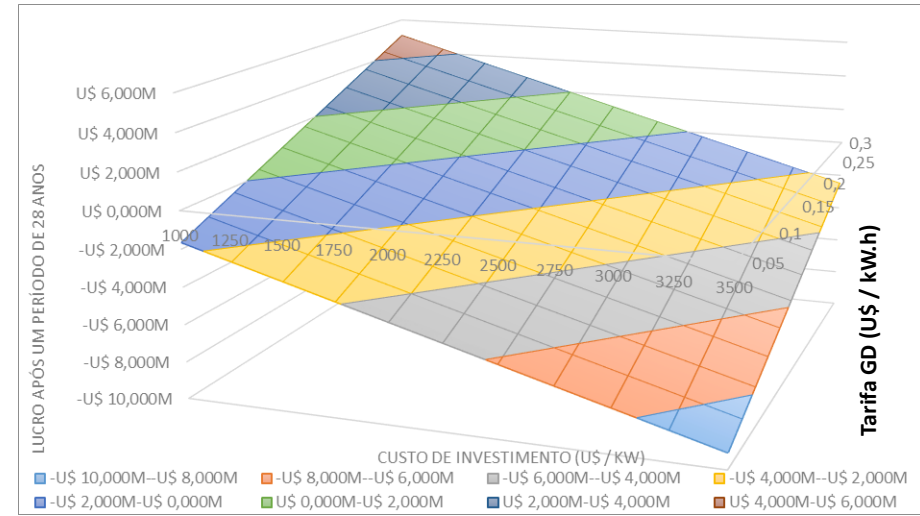


Fonte: Próprio autor

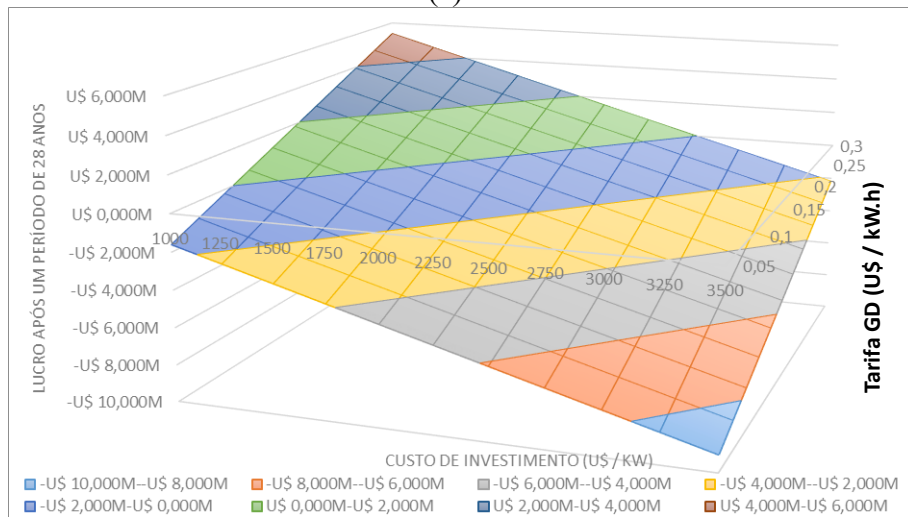
Figura 31 – Lucros após um período de 28 anos considerando N GDs instalados (69 barras) (a) N=1; (b) N=2; (c) N=3; (d) N=4.



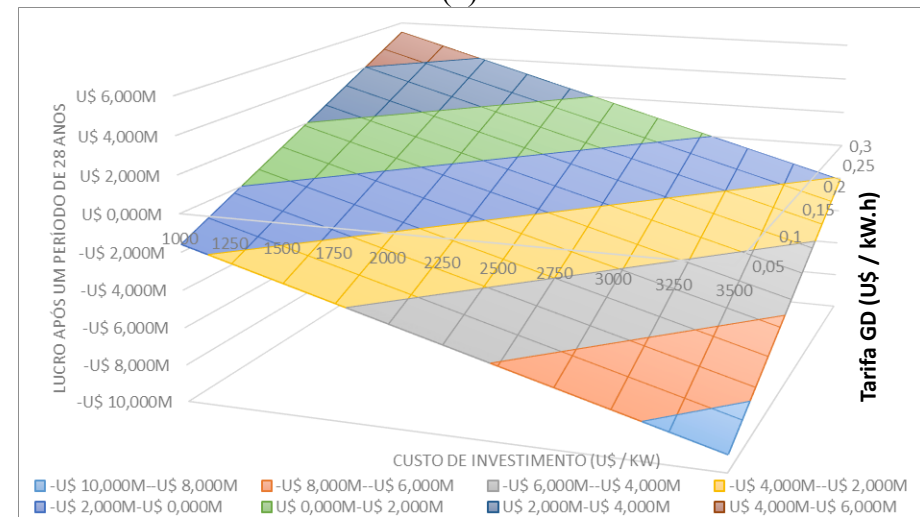
(a)



(b)



(c)



(d)

Fonte: Próprio autor

6 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Neste trabalho foi proposto um algoritmo VNS especializado para resolver o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica radiais considerando a alocação simultânea de geradores distribuídos. A proposta considera vários níveis de demanda para a operação e topologia única de operação da rede.

6.1 DISCUSSÃO

Explorando o conceito de vizinhanças para o problema de reconfiguração com alocação simultânea de GD, o algoritmo GVNS implementado associa cada mudança do vetor solução como uma vizinhança a ser explorada, possibilitando o algoritmo definir uma certa vizinhança a ser explorada caso se deseje otimizar o despacho dos GDs e outra vizinhança caso se deseje otimizar a topologia da rede. Considerando o grande número de elementos do vetor solução, a presença de ótimos locais e maneiras de se migrar a partir desses ótimos foi o principal desafio enfrentado pelo algoritmo.

O algoritmo implementado foi testado usando os dados de três sistemas de distribuição clássicos da literatura: o sistema IEEE 33 barras, o sistema de 69 barras e o sistema de 84 barras. Tais sistemas demandaram elevado esforço computacional para encontrar a solução ótima global ao considerar simultaneamente a reconfiguração da rede e a alocação e dimensiona-

mento ótimo dos geradores distribuídos, tanto em relação à potência ativa, como a potência reativa, respeitando o fator de potência do GD e adotando estratégias de migração de ótimos locais. Foram considerados diferentes cenários de demanda, e o objetivo de minimização foi o custo operacional anual devido às perdas. Todos os resultados obtidos consideraram topologia da rede e localização constante dos GDs para todos os níveis de demanda, porém, o despacho de potência ativa e reativa foi individualizado por nível de demanda. Além da redução das perdas operacionais, e consequentemente, do custo de operação anual, o algoritmo atuou também na melhoria do perfil de tensão ao longo da rede de distribuição, mantendo a tensão relativamente próxima da nominal, mesmo em barras distantes do alimentador.

6.2 CONCLUSÕES

Os resultados obtidos evidenciam que a máxima redução no custo operacional anual das perdas e o melhor perfil de tensão ocorrem para o cenário onde o despacho de potência ativa e reativa é considerado. Já em relação ao número de GDs candidatos à alocação, embora fique evidenciado que a opção com despacho de quatro GDs seja a de menor nível de custo operacional das perdas e melhor perfil de tensão, os benefícios trazidos por ela já ficam pouco expressivos quando comparado ao cenário do despacho de dois GDs.

Mesmo em frente a grande quantidade de variáveis a serem otimizadas simultaneamente, ou seja, além de encontrar qual o conjunto de seccionadoras devem ser abertas para gerar a solução com menor custo operacional, o algoritmo também tem que determinar simultaneamente, quais potências ativas e reativas de cada um dos geradores deverá ser despachado, assim como a localização das barras destes geradores. Salientando-se que, para atingir o ótimo global, a busca nos geradores deve ser realizada em grupo e simultaneamente com a reconfiguração aumenta drasticamente a complexidade do problema, visto que a alocação de um gerador por vez ou a mudança apenas da topologia acaba prendendo a solução em ótimos locais.

Mesmo em frente a esse grau de complexidade, o algoritmo implementado foi capaz de encontrar soluções de boa qualidade, reproduzíveis, e superiores às disponíveis na literatura de referência.

6.3 PUBLICAÇÕES

Com base no trabalho apresentado, foi submetido e aprovado no Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos o artigo “Um algoritmo VNS para a reconfiguração de sistemas de distribuição com a alocação simultânea de geradores distribuídos”.

6.4 TRABALHOS FUTUROS

Sugestões de trabalho futuro incluem:

- Considerar a alocação de geradores distribuídos baseados em fontes renováveis.
- Levar em conta, além da alocação de geradores distribuídos, a presença de veículos elétricos e sistemas de armazenamento de energia conectados na rede de distribuição.
- Adotar incertezas ao trabalhar com a demanda.

REFERÊNCIAS

- ABU-MOUTI, F. S.; EL-HAWARY, M. E. Optimal distributed generation allocation and sizing in distribution systems via artificial bee colony algorithm. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, v. 26, n. 4, p. 2090–2101, 2011.
- BADRAN, O.; MEKHILEF, S.; MOKHLIS, H.; DAHALAN, W. Optimal reconfiguration of distribution system connected with distributed generations: A review of different methodologies. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, [s. l.], v. 73, n. January, p. 854–867, 2017.
- BARAN, M. E.; WU, F. F. Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, v. 4, n. 2, p. 1401–1407, 1989.
- BAUM, E. B. Toward practical ‘neural’ computation for combinatorial optimization problems. **Neural networks for computing**, [s. l.], p. 53–58, 1986.
- BAZARAA, M. S.; SHERALI, H. D.; SHETTY, C. M. **Nonlinear Programming: Theory and Algorithms**. 3rd ed. ed. New York: Wiley Interscience, 2006.
- BORGES, M. C. O.; FRANCO, J. F.; RIDER, M. J. Optimal reconfiguration of electrical distribution systems using mathematical programming. Journal of Control, Automation and Electrical Systems. **Journal of Control, Automation and Electrical Systems**, Heidelberg, v. 1, n. 2, p. 1–9, 2013.
- CAPITANESCU, F.; OCHOA, L. F.; MARGOSSIAN, H.; HATZIARGYRIOU, N. D. Assessing the potential of network reconfiguration to improve distributed generation hosting capacity in active distribution systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 30, n. 1, p. 346–356, 2015.
- CIVANLAR, S.; GRAINGER, J.; YIN, H.; LEE, S. Distribution feeder reconfiguration for loss reduction. **IEEE Trans. Power Del**, New York, v. 3, n. 3, p. 1217–1223, 1988.
- DAS, D. A fuzzy multi-objective approach for network reconfiguration of distribution systems. **IEEE Trans. Power Del.**, New York, v. 21, n. 1, p. 202–209, 2006.
- DING, F.; LOPARO, K. A. Feeder Reconfiguration for Unbalanced Distribution Systems with Distributed Generation: A Hierarchical Decentralized Approach. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 31, n. 2, p. 1633–1642, 2016.
- DOROSTKAR-GHAMSARI, M. R.; FOTUHI-FIRUZABAD, M.; LEHTONEN, M.; SAFDARIAN, A. Value of Distribution Network Reconfiguration in Presence of Renewable Energy Resources. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 31, n. 3, p. 1879–1888, 2016.
- ESMAEILI, M.; SEDIGHIZADEH, M.; ESMAILI, M. Multi-objective optimal reconfiguration and DG (Distributed Generation) power allocation in distribution networks using Big Bang-Big Crunch algorithm considering load uncertainty. **Energy**, Stanford, v. 103, p. 86–99, 2016.

ESMAEILIAN, H. R.; FADAEINEDJAD, R. Distribution system efficiency improvement using network reconfiguration and capacitor allocation. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, Oxford, v. 64, p. 457–468, 2015.

FRANCO, J. F.; RIDER, M. J.; LAVORATO, M.; ROMERO, R. Optimal conductor size selection and reconductoring in radial distribution systems using a mixed-integer LP approach. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 28, n. 1, p. 10–20, fev. 2013.

FRANCO, J. F.; RIDER, M. J.; ROMERO, R. A mixed-integer quadratically-constrained programming model for the distribution system expansion planning. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, Oxford, v. 62, p. 265–272, nov. 2014.

GLOVER, F.; KOCHENBERGER, G. A. **Handbook of metaheuristics**. 2 ed. ed. Boston: Kluwer Academic, 2003.

GOLSHAN, M. E. H.; AREFIFAR, S. A. Optimal allocation of distributed generation and reactive sources considering tap positions of voltage regulators as controls variables. **Eur. Trans. Electr. Power**, [s. l.], p. 219–239, 2007.

HANSEN, P.; MLADENović, N.; PÉREZ, J. A. M. Variable neighbourhood search: methods and applications. **4OR: A Quarterly Journal of Operations Research**, [s. l.], v. 6, n. 4, p. 319–360, 2008.

HARRISON, G. P.; WALLACE, A. R. Optimal power flow evaluation of distribution network capacity for the connection of distributed generation. *In*: IEE PROCEEDINGS: GENERATION, TRANSMISSION AND DISTRIBUTION 2005, [s. l.]. **Anais...** [S.l: s.n.], 2008.

IRENA. **RENEWABLE POWER GENERATION COSTS IN 2019**. 2020b.

KEANE, A.; O'MALLEY, M. Optimal allocation of embedded generation on distributed networks. **IEEE Trans. Power Syst.**, New York, p. 1640–1646, 2005.

LEE, S.-H.; PARK, J.-W. Selection of optimal location and size of multiple distributed generations by using Kalman filter algorithm. **IEEE Trans. Power Syst.**, New York, p. 1393–1400, 2009.

MERLIN, A.; BACK, H. Search for a minimal-loss operating spanning tree configuration in an urban power distribution system. **Proc. 5th Power System Computation Conf. (FSCC)**, [s. l.], p. 1–18, 1975.

MICHALEWICZ, Z. .; FOGEL, D. B. **How to solve it: modern heuristics**. Berlin: Springer-Verlag, 2000.

MLADENović, N.; HANSEN, P. Variable neighborhood search. **Computers and Operations Research**, New York, v. 11, n. 24, p. 1097–1100, 1997.

NARA, K.; SATOH, T.; KUWABARA, H.; AOKI, K.; KITAGAWA, M.; ISHIHARA, T. Distribution systems expansion planning by multi-stage branch exchange. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 7, n. 1, p. 208–214, 1992.

NGUYEN, T. T.; TRUONG, A. V.; PHUNG, T. A. A novel method based on adaptive cuckoo search for optimal network reconfiguration and distributed generation allocation in distribution network. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, Oxford, v. 78, p. 801–815, 2016.

NREL. **Distributed Generation Renewable Energy Estimate of Costs**. 2016.
POORNAZARYAN, B.; KARIMYAN, P.; GHAREHPETIAN, G. B.; ABEDI, M. Optimal allocation and sizing of DG units considering voltage stability, losses and load variations. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, Oxford, v. 79, p. 42–52, 2016.

POSSAGNOLO, L. H. F. M. **Reconfiguração de sistemas de distribuição operando em vários níveis de demanda através de uma meta-heurística de busca em vizinhança variável**. [S. l.: s. n.], 2015.

PROMMEE, W.; ONGSAKUL, W. Optimal multiple distributed generation placement in microgrid system by improved reinitialized social structures particle swarm optimization. **European Transactions on Electrical Power**, [s. l.], v. 21, n. 1, p. 489–504, jan. 2011.

RAO, R. S.; RAVINDRA, K.; SATISH, K.; NARASIMHAM, S. V. L. Power loss minimization in distribution system using network reconfiguration in the presence of distributed generation. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 28, n. 1, p. 317–325, 2013.

RAU, N. S.; WAN, Y. H. Optimum Location of Resources in Distributed Planning. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 9, n. 4, p. 2014–2020, 1994.

REUDA-MEDINA, A. C.; FRANCO, J. F.; RIDER, M. J.; FELTRIN, A. P.; ROMERO, R. A mixed-integer linear programming approach for optimal type, size and allocation of distributed generation in radial distribution systems. **Electric Power Systems Research**, Lausanne, v. 97, p. 133–143, 2013.

RIBEIRO, É. T. A. R.; FLORES, M. J. R. Aplicação de programação cônica de segunda ordem inteira mista para a alocação ótima de bancos de capacitores em sistemas de distribuição de energia elétrica radiais. **11vo Simposio Argentino de Investigacion Operativa, SIO 2013**, [s. l.], p. 15–29, 2013.

SAMMAN, M. Al; MOKHLIS, H.; MANSOR, N. N.; MOHAMAD, H.; SUYONO, H.; SAPARI, N. M. Fast optimal network reconfiguration with guided initialization based on a simplified network approach. **IEEE Access**, New York, v. 8, p. 1–1, 2020.

SAVIER, J. S.; DAS, D. Impact of network reconfiguration on loss allocation of radial distribution systems. **IEEE Trans. Power Del.**, New York, v. 2, n. 4, p. 2473–2480, 2007.

SHAABAN, M. F.; ATWA, Y. M.; F., E.; EL-SAADANY. DG allocation for benefit maximization in distribution networks. **IEEE Trans. Power Syst.**, New York, p. 639–649, 2013.

- SHAHNIA, F.; AREFI, A.; LICH, G. **Electric distribution network planning**. [s.l.: s.n.]. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1007/978-981-10-7056-3> MIT Access Only>
- SHIRMOHAMMADI, D.; HONG, H. W. Reconfiguration of electric distribution networks for resistive line losses reduction. **IEEE Trans. Power Del**, New York, v. 4, n. 2, p. 1492–1498, 1989.
- SHIRMOHAMMADI, D.; HONG, H. W.; SEMLYEN, A.; LUO, G. X. A compensation based power flow method for weakly meshed distribution and transmission networks. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 3, n. 2, p. 753–762, 1988. a.
- SHIRMOHAMMADI, D.; HONG, H. W.; SEMLYEN, A.; LUO, G. X. A compensation-based power flow method for weakly meshed distribution and transmission networks. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 3, n. 2, p. 753–762, mai. 1988. b.
- SRINIVASA RAO, R.; NARASIMHAM, S. V. L.; RAJU, M. R.; SRINIVASA RAO, A. Optimal network reconfiguration of large-scale distribution system using harmony search algorithm. **IEEE Trans. Power Syst.**, New York, v. 26, n. 3, p. 1080–1088, 2011.
- SURESH, N.; GOWRI MANOBAR, T. Optimal citing of custom power controller in distribution system for loss reduction. **National Conference on GSSSETW**, [s. l.], 2009.
- TAHER, S.; AFSARI, S. A. Optimal Location and Sizing of UPQC in Distribution Networks Using Differential Evolution Algorithm. **Mathematical Problems in Engineering**. [s. l.], 2012.
- U.S. BUREAU OF LABOR STATISTICS. **Average energy prices for the United States, regions, census divisions, and selected metropolitan areas**. 2020.
- VINOTHKUMAR, K.; M. P. SELVAN. Fuzzy embedded genetic algorithm method for distributed generation planning. **Electr. Power Compon.**, [s. l.], p. 346–366, 2011.
- WILLIS, L.; SCOTT, W. G. **Distributed Power Generation: Planning and Evaluation**. **Marcel Dekker**, [s. l.], v. 10, 2000.
- ZHU, D.; BROADWATER, R. P.; TAM, K. S.; SEGUIN, R.; ASGEIRSSON, H. Impact of DG placement on reliability and efficiency with time-varying loads. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 21, n. 1, p. 419–427, fev. 2006.
- ZHU, J. Z. Optimal reconfiguration of electrical distribution network using the refined genetic algorithm. **IEEE Trans. Power Syst.**, New York, v. 7, n. 3, p. 1044–1051, 1992.
- ZIMMERMAN, R. D.; MURILLO-SANCHEZ, C. E.; THOMAS, R. J. MATPOWER: Steady-State Operations, Planning and Analysis Tools for Power Systems Research and Education. **Power Systems, IEEE Transactions on**, New York, v. 26, n. 1, p. 12–19, 2011.

ANEXO A – FLUXO DE CARGA EM SISTEMAS RADIAIS

Ao utilizar como base do algoritmo implementado, o trabalho desenvolvido por Possagnolo (2015), cabe destacar que a base do trabalho desenvolvido por esse autor está sustentada na proposta de uma metodologia para cálculo do fluxo de carga (FC) rápida, confiável e especializada para sistemas de distribuição radiais, ou seja, ao invés de buscar a solução desse problema via método iterativo de Newton, opta-se pela utilização de métodos específicos para sistemas de distribuição (SHIRMOHAMMADI et al., 1988a), métodos estes, muito mais rápidos e de melhor convergência que a solução via Método de Newton. Destaca-se nessa seção do trabalho, as principais considerações da formulação desta solução especializada do fluxo de carga para sistemas de distribuição radiais.

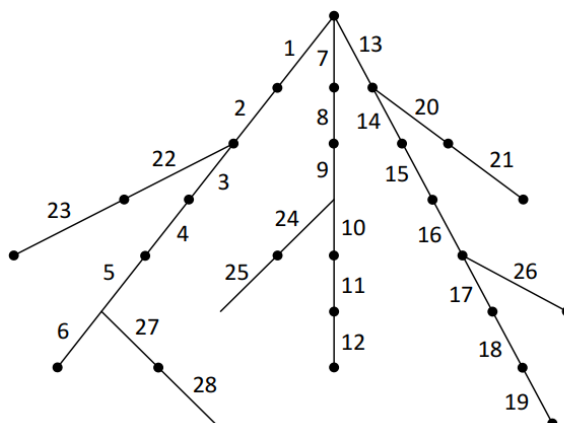
A.1. FLUXO DE CARGA EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO RADIAIS

Devido a característica dos processos iterativos, ora partirem da barra de referência em direção às barras terminais, ora partirem das barras terminais em direção à barra de referência, o algoritmo, baseado no trabalho de Shirmohammadi et al. (1988), também recebe a denominação de método de varredura.

Conforme fica evidente nas

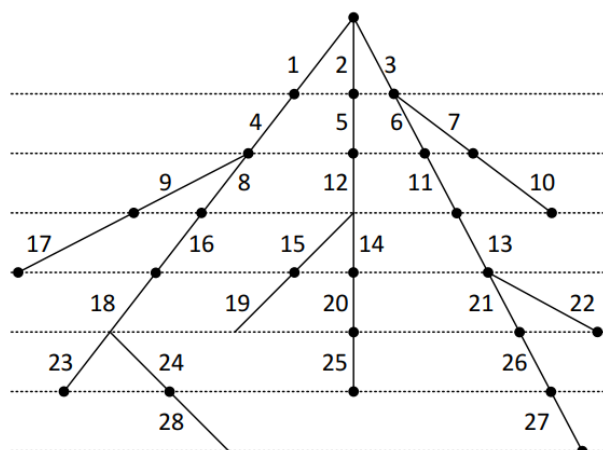
Figura 32 e Figura 33, antes de partir na busca da solução do problema, é necessário garantir que as barras do sistema sigam uma lógica hierárquica de identificação via um processo de renumeração. Partindo da subestação de referência, renumera-se somente as barras com conexão direta à subestação de referência, formando-se assim uma primeira seção de barras renumeradas. Para a segunda seção, são renumeradas apenas as barras com conexão direta às subestações pertencentes à primeira seção. O processo é então repetido até que não haja mais nenhuma barra sem ter sofrido uma renumeração.

Figura 32 – Sistema de distribuição radial com identificação original



Fonte: Adaptado de Shirmohammadi et al. (1988)

Figura 33 – Sistema de distribuição radial após processo de renumeração

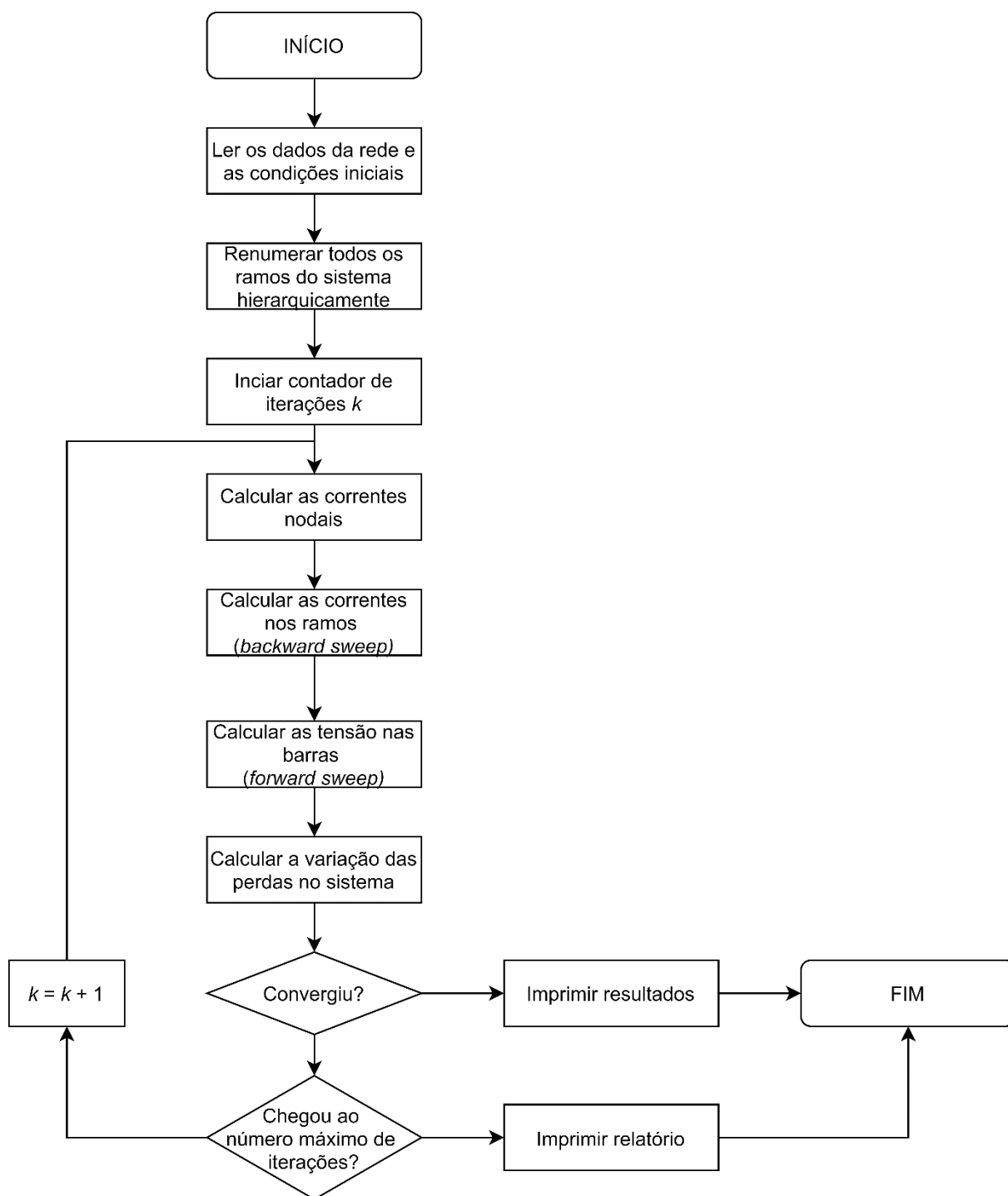


Fonte: Adaptado de Shirmohammadi et al. (1988)

Estipulando-se o valor de tensão da barra de referência para o restante das barras do sistema, o processo de resolução é iniciado. Assim, conhecendo-se todas as tensões do sistema é iniciado o processo *backwards*, onde, calcula-se a corrente de carga em todas as barras e consequentemente, todas as correntes em todos os ramos do sistema. Ao final desse processo, de maneira aproximada, podem-se estimar as perdas do sistema e as correntes que deixa a subestação de referência.

Então, com os novos valores das correntes recém-calculados, parte-se da subestação de referência em direção às demais barras do sistema, recalculando as tensões em todas as barras do sistema, no processo agora denominado *forward*. Efetuada essa primeira bateria de cálculos do processo *backward* e *forward*, esse processo será repetido até que a variação das perdas ativas entre duas iterações seja menor que uma tolerância especificada ou o número máximo de iterações seja atingido. Tal processo pode ser resumido no fluxograma retratado na Figura 34.

Figura 34 – Algoritmo de fluxo de carga de varredura para redes radiais

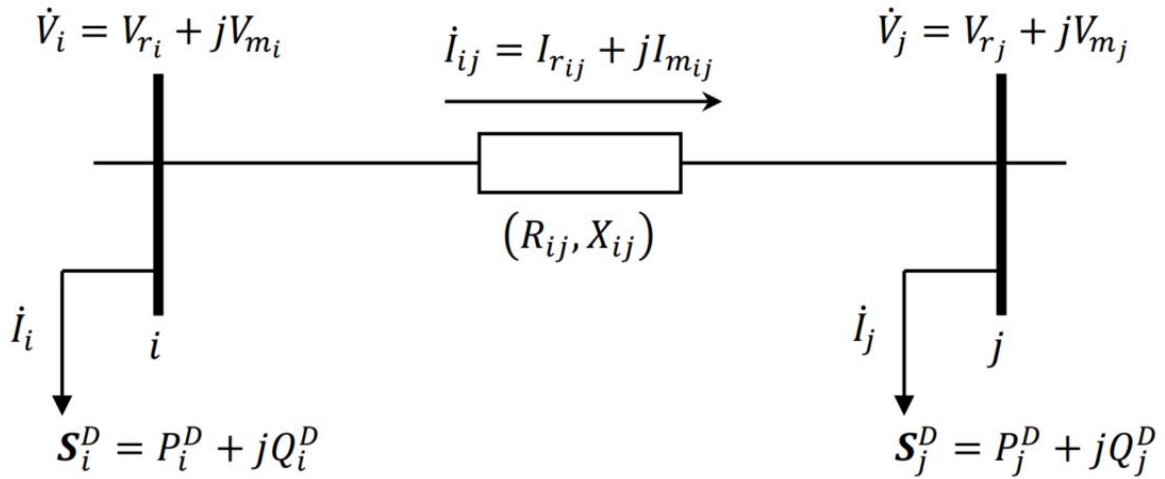


Fonte: Adaptado de Shirmohammadi et al. (1988a)

Os detalhes para executar tais cálculos são retratados na sequência.

É apresentado na Figura 35 um trecho de um sistema de distribuição radial, contendo duas barras (i e j).

Figura 35 – Seção de um sistema de distribuição radial



Fonte: Possagnolo (2015)

Onde R_{ij} e X_{ij} representam respectivamente, a resistência e a reatância da linha ij ; S_i^D , P_i^D e Q_i^D , representam, respectivamente, a potência complexa, a potência ativa e a potência reativa demandada da barra i . $\dot{V}_i$ é o fasor de tensão da barra i , sendo V_{ri} e V_{mi} sua parte real e imaginária. $\dot{I}_i$ é o fasor de corrente sendo absorvido pela carga na barra i , e $\dot{I}_{ij}$ o fasor corrente no ramo ij , sendo I_{rij} e I_{mij} , respectivamente, sua parte real e imaginária.

A.1.1.PROCESSO BACKWARD SWEEP

Conforme explicado anteriormente, nesta etapa serão calculadas as correntes absorvidas pelas cargas nas barras e as correntes nos ramos do sistema. As equações (70) e (71) definem, respectivamente, a potência complexa demandada da barra i (S_i^D) e o fasor de tensão na barra i ($\dot{V}_i^{(k-1)}$), na iteração $k - 1$:

$$S_i^D = P_i^D + jQ_i^D \quad (70)$$

$$\dot{V}_i^{(k-1)} = V_{ri}^{(k-1)} + jV_{mi}^{(k-1)} \quad (71)$$

Assim, o fasor da corrente absorvida pela carga ($\dot{I}_i^{(k)}$) fica definida pela equação (72):

$$\dot{I}_i^{(k)} = \left(\frac{S_i^D}{\dot{V}_i^{(k-1)}} \right)^* \quad (72)$$

Substituindo (70) e (71) em (72), obtém-se (73) e (74):

$$\dot{I}_i^{(k)} = \left(\frac{P_i^D + jQ_i^D}{V_{ri}^{(k-1)} + jV_{mi}^{(k-1)}} \frac{V_{ri}^{(k-1)} - jV_{mi}^{(k-1)}}{V_{ri}^{(k-1)} - jV_{mi}^{(k-1)}} \right)^* \quad (73)$$

$$\dot{I}_i^{(k)} = \frac{(P_i^D V_{r_i}^{(k-1)} + Q_i^D V_{m_i}^{(k-1)}) + j(P_i^D V_{m_i}^{(k-1)} - Q_i^D V_{r_i}^{(k-1)})}{(V_{r_i}^{(k-1)})^2 + (V_{m_i}^{(k-1)})^2} \quad (74)$$

A equação (74) ainda pode ser representada em função de suas parcelas real ($I_{r_i}^{(k)}$) e imaginária ($I_{m_i}^{(k)}$), conforme mostra (75) e (76):

$$I_{r_i}^{(k)} = \frac{(P_i^D V_{r_i}^{(k-1)} + Q_i^D V_{m_i}^{(k-1)})}{(V_{r_i}^{(k-1)})^2 + (V_{m_i}^{(k-1)})^2} \quad (75)$$

$$I_{m_i}^{(k)} = \frac{(P_i^D V_{m_i}^{(k-1)} - Q_i^D V_{r_i}^{(k-1)})}{(V_{r_i}^{(k-1)})^2 + (V_{m_i}^{(k-1)})^2} \quad (76)$$

Portanto, o fasor de corrente $I_{ij}^{(k)}$ presente no ramo ij , na iteração k , é dado por:

$$\dot{I}_{ij}^{(k)} = I_{r_{ij}}^{(k)} + I_{m_{ij}}^{(k)} \quad (77)$$

Sendo $I_{r_{ij}}^{(k)}$ e $I_{m_{ij}}^{(k)}$, respectivamente, as partes real e imaginária do fasor de corrente presente no ramo ij . Com a expressão (77) definida, então, a corrente total presente nos ramos será:

$$\dot{I}_{ij}^{(k)} = \dot{I}_j^{(k)} + \sum_{jl \in \Omega_i} \dot{I}_{jl}^{(k)} \quad (78)$$

Onde j é a barra mais distante da subestação em cada ramo ij . $\dot{I}_j^{(k)}$ é o fasor da corrente absorvida pela carga na barra j , na iteração k . O termo interior ao somatório corresponde aos fluxos de corrente em ramos ligados à barra j e pertencentes às camadas hierarquicamente inferiores, na iteração k . A equação (78) é aplicada da última para a primeira camada.

A.1.2.PROCESSO FORWARD SWEEP

Conforme mencionado anteriormente, nesta etapa serão calculadas as tensões nas barras do sistema, calculando-se sempre a tensão na barra j em função da tensão na barra i , que está hierarquicamente mais próxima da subestação. As equações (79) e (80) retratam como obter o fasor de tensão na barra j , durante a iteração k , via fasor de tensão na barra i .

$$\dot{V}_i^{(k)} = V_{r_i}^{(k)} + jV_{m_i}^{(k)} = \dot{V}_j^{(k)} + (R_{ij} + jX_{ij})(I_{r_{ij}}^{(k)} + I_{m_{ij}}^{(k)}) \quad (79)$$

$$V_{r_i}^{(k)} + jV_{m_i}^{(k)} = V_{r_j}^{(k)} + jV_{m_j}^{(k)} + (R_{ij}I_{r_{ij}}^{(k)} - X_{ij}I_{m_{ij}}^{(k)}) + j(R_{ij}I_{m_{ij}}^{(k)} + X_{ij}I_{r_{ij}}^{(k)}) \quad (80)$$

Separando o resultado obtido em função das partes real e imaginária, obtém-se (81) e (82):

$$V_{r_j}^{(k)} = V_{r_i}^{(k)} - R_{ij}I_{r_{ij}}^{(k)} + X_{ij}I_{m_{ij}}^{(k)} \quad (81)$$

$$V_{m_j}^{(k)} = V_{m_i}^{(k)} - R_{ij}I_{m_{ij}}^{(k)} - X_{ij}I_{r_{ij}}^{(k)} \quad (82)$$

Ressaltando-se que tal processo deve ser aplicado desde a primeira até a última camada do sistema de distribuição renumerado.

A.1.3.CÁLCULO DAS PERDAS

Obtidos os valores de correntes e tensões, via processo *backward* e *forward*, as perdas nas linhas, durante a iteração k , ficam definidas então como:

$$P_{ls_{ij}}^{(k)} = R_{ij} \left(I_{ij}^{(k)} \right)^2 \quad (83)$$

$$Q_{ls_{ij}}^{(k)} = X_{ij} \left(I_{ij}^{(k)} \right)^2 \quad (84)$$

Sendo $P_{ls_{ij}}^{(k)}$ e $Q_{ls_{ij}}^{(k)}$, respectivamente, as perdas ativas e reativas do ramo ij , durante a iteração k . Portanto, as perdas totais, ativas e reativas, ficam definidas em (85) e (86):

$$P_{ls}^{(k)} = \sum_{ij \in \Omega_l} R_{ij} \left(I_{ij}^{(k)} \right)^2 \quad (85)$$

$$Q_{ls}^{(k)} = \sum_{ij \in \Omega_l} X_{ij} \left(I_{ij}^{(k)} \right)^2 \quad (86)$$

ANEXO B – DADOS DOS SISTEMAS DE 33, 69 E 84 BARRAS

São apresentados nesta seção, os dados referentes aos sistemas IEEE 33, 69 e 84 barras. Os dados dos ramos e das potências demandadas do sistema 33 barras estão presentes na

Tabela 16, os dados dos ramos e das potências demandadas do sistema 69 barras estão presentes na

Tabela 17 e na

Tabela 18 estão os dados do sistema 84 barras.

Tabela 16 – Dados do Sistema 33 barras

DADOS DOS RAMOS				DADOS DA DEMANDA			
DE	PARA	R (ohm)	X (ohm)	Barra	Pd (kw)	Qd (kw)	Qbc (kW)
1	2	0,092	0,047	1	0	0	0
2	3	0,493	0,251	2	100	60	0
3	4	0,366	0,186	3	90	40	0
4	5	0,381	0,194	4	120	80	0
5	6	0,819	0,707	5	60	30	0
6	7	0,187	0,619	6	60	20	0
7	8	0,711	0,235	7	200	100	0
8	9	1,030	0,740	8	200	100	0
9	10	1,044	0,740	9	60	20	0
10	11	0,197	0,065	10	60	20	0
11	12	0,374	0,124	11	45	30	0
12	13	1,468	1,155	12	60	35	0
13	14	0,542	0,713	13	60	35	0
14	15	0,591	0,526	14	120	80	0
15	16	0,746	0,545	15	60	10	0
16	17	1,289	1,721	16	60	20	0
17	18	0,732	0,574	17	60	20	0
2	19	0,164	0,157	18	90	40	0
19	20	1,504	1,355	19	90	40	0
20	21	0,410	0,478	20	90	40	0
21	22	0,709	0,937	21	90	40	0
3	23	0,451	0,308	22	90	40	0
23	24	0,898	0,709	23	90	50	0
24	25	0,896	0,701	24	420	200	0
6	26	0,203	0,103	25	420	200	0
26	27	0,284	0,145	26	60	25	0
27	28	1,059	0,934	27	60	25	0
28	29	0,804	0,701	28	60	20	0
29	30	0,508	0,259	29	120	70	0
30	31	0,974	0,963	30	200	600	0
31	32	0,311	0,362	31	150	70	0
32	33	0,341	0,530	32	210	100	0
8	21	2,000	2,000	33	60	40	0
9	15	2,000	2,000				
12	22	2,000	2,000				
18	33	0,500	0,500				
25	29	0,500	0,500				

Fonte: Rao et al. (2011)

Tabela 17 – Dados do Sistema 69 barras

DADOS DOS RAMOS				DADOS DA DEMANDA			
DE	PARA	R (ohm)	X (ohm)	Barra	Pd (kw)	Qd (kw)	Qbc (kW)
1	2	0,001	0,001	1	0	0	0
2	3	0,001	0,001	2	0	0	0
3	4	0,002	0,004	3	0	0	0
4	5	0,025	0,029	4	0	0	0
5	6	0,366	0,186	5	0	0	0
6	7	0,381	0,194	6	2,6	2,2	0
7	8	0,092	0,047	7	40,4	30	0
8	9	0,049	0,025	8	75	54	0
9	10	0,819	0,271	9	30	22	0
10	11	0,187	0,062	10	28	19	0
11	12	0,711	0,235	11	145	104	0
12	13	1,030	0,340	12	145	104	0
13	14	1,044	0,345	13	8	5	0
14	15	1,058	0,350	14	8	5,5	0
15	16	0,197	0,065	15	0	0	0
16	17	0,374	0,124	16	45,5	30	0
17	18	0,005	0,002	17	60	35	0
18	19	0,328	0,108	18	60	35	0
19	20	0,211	0,069	19	0	0	0
20	21	0,342	0,113	20	1	0,6	0
21	22	0,014	0,005	21	114	81	0
22	23	0,159	0,053	22	5	3,5	0
23	24	0,346	0,115	23	0	0	0
24	25	0,749	0,248	24	28	20	0
25	26	0,309	0,102	25	0	0	0
26	27	0,173	0,057	26	14	10	0
3	28	0,004	0,011	27	14	10	0
28	29	0,064	0,157	28	26	18,6	0
29	30	0,398	0,132	29	26	18,6	0
30	31	0,070	0,023	30	0	0	0
31	32	0,351	0,116	31	0	0	0
32	33	0,839	0,282	32	0	0	0
33	34	1,708	0,565	33	14	10	0
34	35	1,474	0,487	34	19,5	14	0
3	36	0,004	0,011	35	6	4	0
36	37	0,064	0,157	36	6	18,55	0
37	38	0,105	0,123	37	6	18,55	0
38	39	0,030	0,036	38	0	0	0
39	40	0,002	0,002	39	24	17	0
40	41	0,728	0,851	40	24	17	0
41	42	0,031	0,362	41	1,2	1	0
42	43	0,041	0,048	42	0	0	0
43	44	0,009	0,012	43	6	4,3	0
44	45	0,109	0,137	44	0	0	0
45	46	0,001	0,001	45	39,22	26,3	0
4	47	0,003	0,008	46	39,22	26,3	0
47	48	0,085	0,208	47	0	0	0
48	49	0,290	0,709	48	79	56,4	0

49	50	0,082	0,201
8	51	0,093	0,047
51	52	0,332	0,111
9	53	0,174	0,089
53	54	0,203	0,103
54	55	0,284	0,145
55	56	0,281	0,143
56	57	1,590	0,534
57	58	0,784	0,263
58	59	0,304	0,101
59	60	0,386	0,117
60	61	0,508	0,259
61	62	0,097	0,050
62	63	0,145	0,074
63	64	0,711	0,362
64	65	1,041	0,530
11	66	0,201	0,061
66	67	0,005	0,001
12	68	0,739	0,244
68	69	0,005	0,002
11	43	0,500	0,500
13	21	0,500	0,500
15	46	1,000	0,500
50	59	2,000	1,000
27	65	1,000	0,500

49	384,7	274,5	0
50	384,7	274,5	0
51	40,5	28,3	0
52	3,6	2,7	0
53	4	3,5	0
54	26,4	19	0
55	24	17,2	0
56	0	0	0
57	0	0	0
58	0	0	0
59	100	72	0
60	0	0	0
61	1.244	888	0
62	32	23	0
63	0	0	0
64	227	162	0
65	59	42	0
66	18	13	0
67	18	13	0
68	28	20	0
69	28	20	0

Fonte: Savier e Das (2007)

Tabela 18 – Dados do Sistema 84 barras

DADOS DOS RAMOS				DADOS DA DEMANDA			
DE	PARA	R (ohm)	X (ohm)	Barra	Pd (kw)	Qd (kw)	Qbc (kW)
1	84	0,194	0,662	1	0	0	0
1	2	0,210	0,430	2	100	50	0
2	3	0,236	0,484	3	300	200	0
3	4	0,092	0,188	4	350	250	0
4	5	0,210	0,430	5	220	100	0
5	6	0,039	0,081	6	1100	800	0
6	7	0,041	0,138	7	400	320	0
7	8	0,105	0,215	8	300	200	0
7	9	0,236	0,484	9	300	230	0
7	10	0,105	0,215	10	300	260	0
11	84	0,079	0,161	11	0,9	0	0
11	12	0,341	0,694	12	1200	800	0
12	13	0,026	0,054	13	800	600	0
12	14	0,079	0,161	14	700	500	0
15	84	0,113	0,386	15	0	0	0
15	16	0,052	0,108	16	300	150	0
16	17	0,052	0,108	17	500	350	0
17	18	0,157	0,323	18	700	400	0
18	19	0,039	0,081	19	1200	1000	0
19	20	0,170	0,350	20	300	300	0
20	21	0,236	0,484	21	400	350	0
21	22	0,157	0,323	22	50	20	0
21	23	0,197	0,404	23	50	20	0
23	24	0,131	0,269	24	50	10	0
25	84	0,057	0,193	25	50	30	0
25	26	0,105	0,215	26	100	60	0
26	27	0,249	0,511	27	100	70	0
27	28	0,049	0,166	28	1800	1300	0
28	29	0,131	0,269	29	200	120	0
30	84	0,197	0,396	30	0	0	0
30	31	0,131	0,269	31	1800	1600	0
31	32	0,131	0,269	32	200	150	0
32	33	0,026	0,054	33	200	100	0
33	34	0,170	0,350	34	800	600	0
34	35	0,052	0,108	35	100	60	0
35	36	0,498	1,022	36	100	60	0
36	37	0,039	0,081	37	20	10	0
37	38	0,039	0,081	38	20	10	0
38	39	0,079	0,161	39	20	10	0
39	40	0,210	0,430	40	20	10	0
38	41	0,197	0,404	41	200	160	0
41	42	0,210	0,430	42	50	30	0
43	84	0,049	0,166	43	0	0	0
43	44	0,039	0,081	44	30	20	0
44	45	0,131	0,269	45	800	700	0
45	46	0,236	0,484	46	200	150	0
47	84	0,243	0,828	47	0	0	0

47	48	0,066	0,135	48	0	0	0
48	49	0,066	0,135	49	0	0	0
49	50	0,039	0,081	50	200	160	0
50	51	0,079	0,161	51	800	600	0
51	52	0,039	0,081	52	500	300	0
52	53	0,079	0,161	53	500	350	0
53	54	0,052	0,108	54	500	300	0
54	55	0,131	0,269	55	200	80	0
56	84	0,227	0,773	56	0	0	0
56	57	0,537	1,103	57	30	20	0
57	58	0,052	0,108	58	600	420	0
58	59	0,041	0,138	59	0	0	0
59	60	0,039	0,081	60	20	10	0
60	61	0,026	0,054	61	20	10	0
61	62	0,105	0,215	62	200	130	0
62	63	0,236	0,484	63	300	240	0
63	64	0,024	0,083	64	300	200	0
65	84	0,049	0,166	65	0	0	0
65	66	0,170	0,350	66	50	30	0
66	67	0,122	0,414	67	0	0	0
67	68	0,219	0,745	68	400	360	0
68	69	0,049	0,166	69	0	0	0
69	70	0,073	0,248	70	0	0	0
70	71	0,057	0,193	71	2000	1500	0
71	72	0,026	0,053	72	200	150	0
73	84	0,324	1,104	73	0	0	0
73	74	0,032	0,110	74	0	0	0
74	75	0,057	0,193	75	1200	950	0
75	76	0,049	0,166	76	300	180	0
77	84	0,251	0,856	77	0	0	0
77	78	0,130	0,442	78	400	360	0
78	79	0,049	0,166	79	2000	1300	0
79	80	0,131	0,264	80	200	140	0
80	81	0,131	0,264	81	500	360	0
81	82	0,092	0,188	82	100	30	0
82	83	0,314	0,646	83	400	360	0
5	55	0,131	0,269	84	0	0	1
7	60	0,131	0,269				
11	43	0,131	0,269				
12	72	0,341	0,699				
13	76	0,459	0,942				
14	18	0,537	1,082				
16	26	0,092	0,188				
20	83	0,079	0,161				
28	32	0,052	0,108				
29	39	0,079	0,161				
34	46	0,026	0,054				
40	42	0,197	0,404				
53	64	0,039	0,081				

Fonte: Possagnolo (2015)