

Universidade Federal de Juiz de Fora  
Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica  
Mestrado em Engenharia Elétrica

Francisco Carlos Rodrigues Coelho

**ALOCAÇÃO DE GERAÇÃO DISTRIBUÍDA EM SISTEMAS DE  
DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA VIA OTIMIZAÇÃO  
BIOINSPIRADA NA ECOLOCALIZAÇÃO DE MORCEGOS**

Juiz de Fora  
Agosto de 2013

Francisco Carlos Rodrigues Coelho

**ALOCAÇÃO DE GERAÇÃO DISTRIBUÍDA EM SISTEMAS DE  
DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA VIA OTIMIZAÇÃO  
BIOINSPIRADA NA ECOLOCALIZAÇÃO DE MORCEGOS**

Dissertação submetida ao corpo docente da coordenação do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, área de Sistemas de Energia Elétrica, da Universidade Federal de Juiz de Fora como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de mestre em engenharia elétrica.

Orientador: Prof. Ivo Chaves da Silva Junior, D. Sc.

Juiz de Fora  
Agosto de 2013

**ALOCAÇÃO DE GERAÇÃO DISTRIBUÍDA EM SISTEMAS DE  
DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA VIA OTIMIZAÇÃO  
BIOINSPIRADA NA ECOLOCALIZAÇÃO DE MORCEGOS**

FRANCISCO CARLOS RODRIGUES COELHO

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DA COORDENAÇÃO  
DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA,  
ÁREA DE SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA, DA UNIVERSIDADE  
FEDERAL DE JUIZ DE FORA COMO PARTE DOS REQUISITOS  
NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM  
ENGENHARIA ELÉTRICA.

Aprovada por:

---

Prof. Ivo Chaves da Silva Junior, D. Sc. - Orientador - UFJF

---

Prof<sup>a</sup>. Karla Vittori, D. Sc. - UFABC

---

Prof. André Luis Marques Marcato, D. Sc. - UFJF

---

Prof. Bruno Henriques Dias, D. Sc. - UFJF

---

Prof. Leonardo Willer de Oliveira, D. Sc. - UFJF

Juiz de Fora, MG, Brasil.

Agosto de 2013

*“Felicidade só é verdadeira se compartilhada”*

*Christopher McCandless*

*Aos meus pais Francisco e Marli, e Avós.*

## AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus pela vida, pelas oportunidades e pelas pessoas que encontrei no caminho.

Sou eternamente grato aos meus pais Francisco e Marli pela educação, sacrifício, lições e liberdade para fazer minhas escolhas. Amo vocês.

Devo muito as minhas irmãs Luciana e Marcella, que são referências na minha vida. Fico feliz por estarmos mais unidos a cada dia. Tenho certeza de que a caminhada seria muito mais difícil sem vocês.

Obrigado queridos avós, José (*in memoriam*), Juarez, Ana e Luiza, que diante das dificuldades da vida são exemplos de trabalho, sabedoria, zelo e ternura.

Agradeço a minha namorada Sarah que compartilhou mais esta etapa da vida comigo. É muito bom saber que posso contar sempre com você, seja pra jogar conversa fora ou conversar sobre assuntos sérios. Meu respeito e admiração por você só aumentam com o tempo.

Agradeço ao Thiago (PTT), companheiro de mestrado e república, pela amizade sincera. Além de gostarmos das mesmas piadas sem graça, vem aí mais uma coisa em comum, o mestrado. Que você tenha na vida profissional o sucesso do *Travian*!

Aos companheiros de mestrado, Duque, Heverton e Renan, e também aos companheiros de república Bruno e Leite, agradeço pela ajuda em muitas situações, e pelos momentos divertidos.

Muito obrigado amigos de graduação na UFV e amigos de Rodeiro, que contribuíram direta ou indiretamente para a realização desta pesquisa.

Agradeço também a CAPES pelo suporte financeiro, e ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da UFJF pela estrutura.

Por fim, agradeço ao professor orientador Ivo Chaves da Silva Junior pela paciência e dicas valiosas ao me orientar neste trabalho, e ao professor Bruno Henrique Dias, sempre disposto a ajudar.

## RESUMO

A alocação de geração distribuída em sistemas de distribuição de energia elétrica consiste em definir a localização ótima para instalação de centrais geradoras distribuídas no sistema e a quantidade de potência que deverá ser injetada por estas centrais, de modo a minimizar as perdas técnicas inerentes aos sistemas de distribuição. Este é um problema de otimização de difícil solução e que apresenta implicações ambientais e econômicas.

A técnica de otimização empregada nesta pesquisa para determinar a alocação dos geradores distribuídos é recente, sendo a mesma bioinspirada. Ela se baseia na ecolocalização de morcegos e foi desenvolvida em 2010 pelo pesquisador Xin-She Yang. Esta técnica de otimização agrega em sua constituição conhecimento prévio adquirido por outras técnicas de otimização, como enxame de partículas e busca harmônica, utilizando assim, as vantagens inerentes a cada uma destas ferramentas. Esta característica confere à otimização via ecolocalização uma expectativa de sucesso em problemas de difícil solução, com características combinatórias, que é o caso do problema em estudo.

Com o intuito de melhorar o desempenho da técnica de otimização em questão, foi proposta uma etapa adicional em sua constituição. Esta alteração no algoritmo original se mostrou eficiente nas simulações realizadas, pois o mecanismo de busca modificado alcançou resultados de melhor qualidade com maior frequência, tanto em sua validação, onde foram utilizadas funções matemáticas não convexas, como na aplicação do método ao problema referente à alocação de geração distribuída em sistemas de distribuição de energia elétrica.

Utilizando-se três sistemas teste, de trinta e três, de cinquenta e de sessenta e nove barras, foram realizados testes com alocação exclusiva de potência ativa e reativa, e também alocação simultânea destes dois tipos de potência, sendo que os resultados obtidos foram comparados com resultados presentes na literatura especializada. Além das perdas, fatores como perfil de tensão resultante nas barras e trajetória de convergência do algoritmo inspirado na ecolocalização de morcegos foram analisados para a avaliação da metodologia de otimização empregada nesta pesquisa.

**PALAVRAS CHAVE:** Geração Distribuída, Minimização de Perdas Técnicas, Otimização Bioinspirada, Ecolocalização de Morcegos.

## ABSTRACT

The optimal distributed generation placement in electrical power systems is a complex problem involving environmental and economical issues. The solution to this problem consists of choosing the optimum location of distributed power plants, and to define the amount of power that must be injected by these plants in order to minimize technical losses in electrical distribution systems.

The optimization technique utilized in this work to determine the placement of distributed generators is recent. It was developed in 2010 by Xin-She Yang. The optimization procedure is inspired by the echolocation of bats phenomenon, and uses some previous knowledge from others techniques, like Particle Swarm Optimization and Harmony Search, combining their advantages. This feature gives the Bat-Inspired Algorithm an expectation of success on difficult problems, such as the combinatorial problem under study.

In order to improve the performance of the optimization technique an additional step was proposed in its search engine. Endowed with this change, the algorithm has achieved better results more frequently. Nonconvex benchmark mathematical functions were used, as well as in its application on distributed generation placement.

Using three different bus systems (33, 50 and 69 busses), simulations were performed placing real and reactive Power separately, and those two kind of Power together. The produced results were compared to specialized literature. Real power losses, bus voltage and convergence trajectory indicates the level of success reached by the optimization technique utilized in this research work.

**KEYWORDS:** Distributed Generation, Power Loss Minimization, Bio-inspired Optimization, Echolocation of Bats.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 - Exemplo do efeito da GD no perfil de tensão.....	27
Figura 3.1 - Ecolocalização. ....	33
Figura 3.2 - Função não convexa.....	33
Figura 3.3 - Fluxograma básico do algoritmo de ecolocalização de morcegos.....	35
Figura 3.4 - Fluxograma do algoritmo de ecolocalização de morcegos - Etapa 1 .....	36
Figura 3.5 - Fluxograma do algoritmo de ecolocalização de morcegos - Etapa 2 .....	37
Figura 3.6 - Fluxograma do algoritmo de ecolocalização de morcegos - Modificação proposta .....	39
Figura 3.7 - Função <i>Eggcrate</i> .....	41
Figura 3.8 - Comparação entre metodologias para <i>Eggcrate</i> .....	42
Figura 3.9 - Posições iniciais dos morcegos em corte - <i>Eggcrate</i> .....	43
Figura 3.10 - Posições finais dos morcegos em corte - <i>Eggcrate</i> .....	43
Figura 3.11 - Função <i>Rosenbrock</i> .....	44
Figura 3.12 - Comparação entre metodologias para <i>Rosenbrock</i> .....	45
Figura 3.13 - Posições iniciais dos morcegos em corte - <i>Rosenbrock</i> .....	46
Figura 3.14 - Posições finais dos morcegos em corte - <i>Rosenbrock</i> .....	46
Figura 3.15 - Função <i>Easom</i> .....	47
Figura 3.16 - Comparação entre metodologias para <i>Easom</i> .....	48
Figura 3.17 - Posições iniciais dos morcegos em corte - <i>Easom</i> .....	49
Figura 3.18 - Posições finais dos morcegos em corte - <i>Easom</i> .....	49
Figura 3.19 - Função <i>Griewank</i> .....	52
Figura 3.20 - Função <i>Schaffer 1</i> .....	52
Figura 4.1 - Trajetória de Convergência - 2 GDs no sistema de 33 barras (Proposto).....	57
Figura 4.2 - Trajetória de Convergência - 2 GDs no sistema de 33 barras (Original) .....	57
Figura 4.3 - Trajetória de Convergência - 3 GDs no sistema de 33 barras (Proposto).....	58
Figura 4.4 - Trajetória de Convergência - 3 GDs no sistema de 33 barras (Original) .....	58
Figura 4.5 - Trajetória de Convergência - 4 GDs no sistema de 33 barras (Proposto).....	59
Figura 4.6 - Trajetória de Convergência - 4 GDs no sistema de 33 barras (Original) .....	59
Figura 4.7 - Perfil de tensão - 1 GD no sistema de 33 barras .....	60
Figura 4.8 - Perfil de tensão - 2 GDs no sistema de 33 barras .....	60

Figura 4.9 - Perfil de tensão - 3 GDs no sistema de 33 barras .....	61
Figura 4.10 - Perfil de tensão - 4 GDs no sistema de 33 barras. ....	61
Figura 4.11 - Perfil de tensão em <i>Zoom</i> - 4 GDs no sistema de 33 barras .....	62
Figura 4.12 - Trajetória de Convergência - 1 GD no sistema de 50 barras.....	64
Figura 4.13 - Trajetória de Convergência - 2 GDs no sistema de 50 barras (Proposto).....	64
Figura 4.14 - Trajetória de Convergência - 2 GDs no sistema de 50 barras (Original) .....	65
Figura 4.15 - Trajetória de Convergência - 3 GDs no sistema de 50 barras (Proposto).....	65
Figura 4.16 - Trajetória de Convergência - 3 GDs no sistema de 50 barras (Original) .....	66
Figura 4.17 - Trajetória de Convergência - 4 GDs no sistema de 50 barras (Proposto).....	66
Figura 4.18 - Trajetória de Convergência - 4 GDs no sistema de 50 barras (Original) .....	67
Figura 4.19 - Perfil de tensão - 1 GD no sistema de 50 barras.....	67
Figura 4.20 - Perfil de tensão - 2 GDs no sistema de 50 barras .....	68
Figura 4.21 - Perfil de tensão - 3 GDs no sistema de 50 barras .....	68
Figura 4.22 - Perfil de tensão - 4 GDs no sistema de 50 barras .....	69
Figura 4.23 - Trajetória de Convergência - 1 GD ativa no sistema de 69 barras (Proposto) ...	71
Figura 4.24 - Trajetória de Convergência - 1 GD ativa no sistema de 69 barras (Original) ....	71
Figura 4.25 - Trajetória de Convergência - 2 GDs ativas no sistema de 69 barras .....	72
Figura 4.26 - Trajetória de Convergência - 3 GDs ativas no sistema de 69 barras (Proposto)	72
Figura 4.27 - Trajetória de Convergência - 3 GDs ativas no sistema de 69 barras (Original)	73
Figura 4.28 - Perfil de tensão - 1 GD ativa no sistema de 69 barras .....	73
Figura 4.29 - Perfil de tensão - 2 GDs ativas no sistema de 69 barras .....	74
Figura 4.30 - Perfil de tensão - 3 GDs ativas no sistema de 69 barras .....	74
Figura 4.31 - Perfil de tensão em <i>Zoom</i> - 3 GDs ativas no sistema de 69 barras .....	75
Figura 4.32 - Trajetória de Convergência - 1 GD reativa no sistema de 69 barras .....	77
Figura 4.33 - Trajetória de Convergência - 2 GDs reativas no sistema de 69 barras (Proposto)	77
.....	77
Figura 4.34 - Trajetória de Convergência - 2 GDs reativas no sistema de 69 barras (Original)	78
.....	78
Figura 4.35 - Trajetória de Convergência - 3 GDs reativas no sistema de 69 barras (Proposto)	78
.....	78
Figura 4.36 - Trajetória de Convergência - 3 GDs reativas no sistema de 69 barras (Original)	79
.....	79
Figura 4.37 - Perfil de tensão - 1 GD reativa no sistema de 69 barras .....	80

Figura 4.38 - Perfil de tensão - 2 GDs reativas no sistema de 69 barras.....	80
Figura 4.39 - Perfil de tensão - 3 GDs reativas no sistema de 69 barras.....	81
Figura 4.40 - Trajetória de Convergência - 1 GD no sistema de 69 barras (Proposto).....	82
Figura 4.41 - Trajetória de Convergência - 1 GD no sistema de 69 barras (Original).....	83
Figura 4.42 - Trajetória de Convergência - 2 GDs no sistema de 69 barras (Proposto).....	83
Figura 4.43 - Trajetória de Convergência - 2 GDs no sistema de 69 barras (Original).....	84
Figura 4.44 - Perfil de tensão - 1 GD no sistema de 69 barras.....	84
Figura 4.45 - Perfil de tensão - 2 GDs no sistema de 69 barras.....	85

## LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 - Dados estatísticos - 100 simulações da função <i>Eggcrate</i> .....	42
Tabela 3.2 - Dados estatísticos - 100 simulações da função <i>Rosenbrock</i> .....	45
Tabela 3.3 - Dados estatísticos - 100 simulações da função <i>Easom</i> .....	48
Tabela 3.4 - Nível de obtenção do ótimo global .....	50
Tabela 3.5 - Comparação entre as metodologias para funções com baixo desempenho.....	51
Tabela 4.1 - Alocação de potência ativa no sistema de 33 barras .....	56
Tabela 4.2 - Alocação de potência ativa e reativa no sistema de 50 barras.....	63
Tabela 4.3 - Alocação de potência ativa no sistema de 69 barras .....	70
Tabela 4.4 - Alocação de potência reativa no sistema de 69 barras .....	76
Tabela 4.5 - Alocação de potência ativa e reativa no sistema de 69 barras.....	81
Tabela 4.6 - Frequência de obtenção da melhor solução (%)......	85

# SUMÁRIO

<b>CAPÍTULO 1</b> .....	<b>14</b>
<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>14</b>
1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS.....	14
1.2 MOTIVAÇÃO DA DISSERTAÇÃO .....	15
1.3 OBJETIVO DA DISSERTAÇÃO .....	15
1.4 PUBLICAÇÕES DECORRENTES DA DISSERTAÇÃO .....	15
1.5 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA .....	16
1.6 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO .....	21
<b>CAPÍTULO 2</b> .....	<b>23</b>
<b>ALOCAÇÃO DE GERAÇÃO DISTRIBUÍDA</b> .....	<b>23</b>
2.1 INTRODUÇÃO .....	23
2.2 GERAÇÃO DISTRIBUÍDA.....	23
2.2.1 TECNOLOGIAS EMPREGADAS NA GERAÇÃO DISTRIBUÍDA.....	24
2.2.2 BENEFÍCIOS PROPORCIONADOS PELA GERAÇÃO DISTRIBUÍDA .....	25
2.3 MODELAGEM MATEMÁTICA DO PROBLEMA .....	27
2.4 CONCLUSÕES GERAIS .....	30
<b>CAPÍTULO 3</b> .....	<b>32</b>
<b>METAHEURÍSTICA INSPIRADA NA ECOLOCALIZAÇÃO DE MORCEGOS</b> .....	<b>32</b>
3.1 INTRODUÇÃO .....	32
3.2 ECOLOCALIZAÇÃO DE MORCEGOS.....	33
3.3 ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO .....	34
3.4 VALIDAÇÃO DA MODIFICAÇÃO PROPOSTA .....	39
3.4.1 FUNÇÃO <i>EGGCRATE</i> .....	40
3.4.2 FUNÇÃO <i>ROSENBROCK</i> .....	44

3.4.3 FUNÇÃO <i>EASOM</i> .....	47
3.4.4 DEMAIS FUNÇÕES .....	50
3.5 CONCLUSÕES GERAIS .....	52
<b>CAPÍTULO 4</b> .....	<b>54</b>
<b>RESULTADOS E CONCLUSÕES</b> .....	<b>54</b>
4.1 INTRODUÇÃO .....	54
4.2 ASPECTOS COMPUTACIONAIS E PARÂMETROS UTILIZADOS NO ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO .....	54
4.3 ESTUDOS DE CASOS .....	55
4.3.1 SISTEMA DE 33 BARRAS .....	55
4.3.2 SISTEMA DE 50 BARRAS .....	63
4.3.3 SISTEMA DE 69 BARRAS .....	69
4.4 CONCLUSÕES GERAIS .....	85
<b>CAPÍTULO 5</b> .....	<b>87</b>
<b>CONCLUSÕES E DESENVOLVIMENTOS FUTUROS</b> .....	<b>87</b>
5.1 CONCLUSÕES .....	87
5.2 DESENVOLVIMENTOS FUTUROS .....	88
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b> .....	<b>89</b>
<b>APÊNDICE A - DADOS DOS SISTEMAS</b> .....	<b>94</b>
A.1 DADOS DO SISTEMA DE 33 BARRAS .....	94
A.2 DADOS DO SISTEMA DE 50 BARRAS .....	94
A.3 DADOS DO SISTEMA DE 69 BARRAS .....	95

# CAPÍTULO 1

## INTRODUÇÃO

### 1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Perdas são inevitáveis em sistemas elétricos, independentemente do porte do sistema, sendo estas divididas em perdas técnicas e perdas não técnicas ou comerciais [1]. Perdas técnicas englobam a energia elétrica dissipada no transporte entre os pontos de geração e de consumo, podendo ser de origem térmica (Lei de Joule), dielétrica ou magnética. Estas perdas dependem do estado do sistema em um determinado momento de sua operação, isto é, mudam de valor com as oscilações na carga, tensão e ângulo em cada barra. As perdas comerciais são constituídas por furtos e erros de medição, sendo estas calculadas pelo restante da diferença entre a energia suprida e faturada. Ou seja, as perdas comerciais estão atreladas à gestão comercial da concessionária distribuidora de energia elétrica. Por conseguinte, além dos ganhos ambientais devido ao aumento da eficiência na utilização dos recursos energéticos, a redução das perdas técnicas é do interesse das empresas fornecedoras e dos consumidores, visto que até certo ponto, existe um repasse das mesmas por meio de tarifas.

Sistemas de distribuição de energia elétrica são planejados em topologia radial, característica que facilita a coordenação da proteção e aumenta a confiabilidade no que concerne a correntes de curto-circuito [2]. Por outro lado, em relação às topologias malhadas, as perdas técnicas, em sistemas radiais, representam uma parcela maior da energia efetivamente utilizada.

Neste contexto, a Geração Distribuída (GD), que é geração de energia elétrica de pequeno porte e localizada no sistema elétrico de distribuição, tem potencial para contribuir com o aumento da eficiência dos sistemas de distribuição de energia elétrica. É possível reduzir as perdas técnicas através da alocação ótima das GDs, dentre outros benefícios como melhoria no perfil de tensão e aumento da capacidade de suprimento do sistema. O usufruto de todas essas melhorias depende da resolução de um problema de otimização que consiste em encontrar a melhor localização no sistema de distribuição para se alocar as unidades de GD e o despacho de potência a ser injetado na rede.

## 1.2 MOTIVAÇÃO DA DISSERTAÇÃO

O problema da alocação de GD vem sendo abordado com frequência nos últimos anos, devido aos seus potenciais benefícios e relação com as redes inteligentes (*smart grids*). A possibilidade de fornecimento de energia pelo lado do consumidor, adicionada à utilização de medidores inteligentes, significa uma quebra de paradigma nos sistemas de energia elétrica tradicionais.

Em relação à técnica de otimização utilizada, baseada na ecolocalização de morcegos [3], a motivação foi despertada por ser esta uma técnica de otimização recente, proposta em 2010, apresentando resultados competitivos em relação a outras técnicas difundidas na literatura, como algoritmos genéticos [4] e enxame de partículas [5]. Além disso, a aplicação desta técnica de otimização é ainda incipiente em problemas voltados à otimização de sistemas elétricos de potência.

## 1.3 OBJETIVO DA DISSERTAÇÃO

Esta dissertação tem como objetivo o estudo referente ao problema de minimização das perdas técnicas em sistemas de distribuição de energia elétrica, através da alocação e dimensionamento ótimos de geradores distribuídos. Para tanto, a metodologia proposta faz uso de um algoritmo modificado baseado na ecolocalização de morcegos e na modelagem do sistema de distribuição através de fluxo de potência ótimo.

## 1.4 PUBLICAÇÕES DECORRENTES DA DISSERTAÇÃO

Em decorrência da pesquisa realizada na elaboração desta dissertação, foram produzidos os seguintes trabalhos:

- Coelho, F. C. R.; Silva Junior, I. C.; Dias, B. H.; Marcato, A. L. M. **Metaheurística Inspirada na Ecolocalização de Morcegos: Aperfeiçoamento e Estudo de Casos**. XLIV SBPO - Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, Rio de Janeiro, 2012.
- Coelho, F. C. R.; Silva Junior, I. C.; Dias, B. H.; Marcato, A. L. M.; Oliveira, L. W.; Jatobá, L. **Alocação e Dimensionamento Ótimos de Geração Distribuída Via**

**Metaheurística Inspirada na Ecolocalização de Morcegos.** XLV SBPO - Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, Natal, Rio Grande do Norte, 2013.

## 1.5 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

As várias oportunidades e possibilidades presentes no problema da alocação e dimensionamento de GD estão sendo estudadas por pesquisadores de vários países. A seguir, é apresentada uma revisão bibliográfica com pesquisas que confrontaram este problema lançando mão de uma variedade de métodos e modelos diferentes.

No trabalho de Dasan *et al.* [6], a função a ser otimizada é multiobjetivo, pois a configuração de GD procurada deve minimizar as perdas ativas, além de manter as tensões nas barras dentro dos limites. Um mecanismo de penalização é utilizado para que as soluções com limites de tensão extrapolados sejam descartadas, mesmo se as perdas estiverem baixas com a dada alocação e dimensão da GD. As barras candidatas são selecionadas por meio de índices de sensibilidade, que são obtidos com o resultado da derivada da equação de perdas ativas em relação à injeção de potência na barra. São formadas duas listas de barras mais sensíveis, uma com a derivada em relação à potência ativa injetada e a outra com a derivada das perdas em relação à injeção de potência reativa. Os autores mostram ainda outro índice de sensibilidade, que avalia a forma com que a injeção de potência afeta a tensão na barra. A dimensão da geração é definida pela heurística conhecida como Programação Evolutiva, sendo que as soluções são avaliadas pelo fluxo de potência não linear convencional, que calcula as perdas totais no sistema para as diferentes soluções candidatas. Nos testes realizados, o número máximo de unidades de GD inseridas no sistema é dois e o modelo de carga considerado não é estático, onde seu valor depende da tensão na barra. São obtidas configurações de GD com redução de até 71% das perdas ativas do sistema utilizado, que possui 34 barras.

Em Pisica *et al.* [4], é utilizado o Algoritmo Genético para determinar a melhor barra e a dimensão da GD. Os resultados obtidos são comparados com uma metodologia de Otimização Não Linear proposta por Björkman *et al.* [7]. No desenvolvimento com o Algoritmo Genético, as violações de tensão são tratadas com penalização, assim como em [6]. Sempre que alguma barra extrapola esses limites, um alto valor associado aparece na função objetivo, que se deseja minimizar. Um diferencial do trabalho desenvolvido em [4] em relação à referência [6] é que a heurística utilizada determina não só a dimensão da GD, mas também a posição ótima da mesma no sistema. Simulações com até três unidades geradoras foram realizadas, sendo que na

comparação entre o Algoritmo Genético e a Otimização Não Linear, os resultados foram compatíveis e com reduções significativas nas perdas em relação ao caso base, para até duas unidades alocadas. O algoritmo de Otimização Não Linear não convergiu na tentativa de alocar três GDs. O trabalho [4] exemplifica duas características da alocação. Primeiramente, variando a potência injetada pela GD na mesma barra e verificando as perdas, o que mostra a importância de se dimensionar o gerador de forma ótima. Na sequência, todas as barras do sistema foram selecionadas para receber a GD, uma de cada vez. Observou-se que nem sempre houve melhorias relevantes, e em alguns casos, as perdas totais foram maiores do que as perdas do sistema sem GD adicionada, mostrando que a alocação inadequada de GD pode acarretar em aumento das perdas técnicas.

Para abordar o problema da alocação de GD, Soo-Hyoung Lee *et al.* [8] adota um procedimento combinado. Primeiramente, o sistema é dividido em quatro áreas. Verifica-se então, qual a barra mais carregada de cada uma das quatro áreas, de modo que nestas serão alocadas as GDs. Com a informação de qual a potência demandada em cada área, define-se a dimensão da GD nas barras escolhidas, como se aquela geração fosse suprir especificamente apenas aquela área. É sabido que o fluxo de potência é complexo e não é possível prever para quais barras ou áreas a energia gerada se destinará. Através de um procedimento mostrado na referência, são colhidas várias amostras de perdas totais para determinadas configurações das quatro unidades geradoras e, na sequência, é utilizado um método matemático chamado Filtro de Kalman (*Kalman Filter Algorithm*) para se obter estimativas das perdas totais com as potências variando de modo contínuo. O intuito desta parte do trabalho é obter a melhor potência a ser gerada em cada GD, isto é, o *Kalman Filter Algorithm* serve para resolver o problema do dimensionamento das unidades geradoras. A referência evidencia também, através de gráficos, como a tensão na unidade geradora tem pouca influência sobre as perdas ativas do sistema, dando margem para realização de um controle de tensão independente. Os resultados destacam a importância de se dimensionar corretamente as unidades de GD.

O trabalho realizado por Sookananta *et al.* [9] apresenta uma proposta para se alocar uma única unidade de GD em sistemas radiais de distribuição. São fornecidas tanto a potência ativa quanto a reativa, com o Fator de Potência fixo no valor de 0,8 atrasado. A heurística empregada na determinação da energia gerada e na escolha da barra de forma ótima é o Algoritmo de Colônia de Formigas (*Ant Colony Search*). Os autores se preocupam em limitar a potência máxima da GD, de modo que ela nunca ultrapasse a demanda total do sistema, a fim de evitar a inversão do fluxo de potência no sistema, que é radial. Na função objetivo, encontra-se apenas o termo referente às perdas ativas, não são considerados os limites de tensão nas barras, nem os

custos de implantação da GD. Para calcular as perdas e assim avaliar as soluções propostas pelo Algoritmo de Colônia de Formigas, foi aplicado o cálculo de fluxo de potência radial proposto por Das *et al.* [10]. Esta metodologia de cálculo de fluxo só pode ser aplicada a sistemas radiais, e sua simplicidade em relação ao método de Newton-Raphson tradicional resulta em uma diminuição do esforço computacional necessário para se resolver o problema.

A técnica empregada por Sookananta *et al.* [5] é a Otimização por Enxame de Partículas (*Particle Swarm Optimization*), que é bastante difundida, assim como o Algoritmo Genético e de Colônia de Formigas. No modelo proposto, aloca-se as potências ativa e reativa com o fator de potência fixo em 0,8 atrasado, sendo que apenas uma unidade geradora é inserida no sistema. Também em concordância com o trabalho [9], o cálculo de fluxo de potência utilizado é o método proposto por Das *et al.* [10] para sistemas radiais. Com o objetivo de minimizar as perdas ativas, a Otimização por Enxame de Partículas mostrou uma convergência rápida, já que nas primeiras iterações do algoritmo, foram alcançadas expressivas reduções nas perdas técnicas do sistema original sem GD.

O autor Ramalakshmi [11] considera duas tecnologias diferentes de GD, com seus diferentes custos e impactos no sistema. A primeira é a geração por painéis Fotovoltaicos, que injetam somente potência ativa na rede e tem um custo de 3.000 unidades monetárias por quilowatt alocado. A outra tecnologia de geração considerada é a turbina eólica, que possui custo mais baixo, 500 nas mesmas unidades. O custo associado às perdas elétricas é 100 unidades monetárias por quilowatt, portanto, a função objetivo a ser minimizada é econômica e não apenas técnica. Existe ainda um termo de penalização das extrapolações nos limites de tensão. Para diminuir o espaço de busca do problema, as barras candidatas são selecionadas por índices de sensibilidade, e assim como em [6], os índices são calculados com base na derivada da equação de perdas técnicas em relação à injeção de potência, e no modo como a tensão é afetada pela GD. Para a determinação do tamanho da GD, é utilizada a Programação Evolutiva Nebulosa (*Fuzzy*), ou seja, as variáveis são desenvolvidas em conjuntos *fuzzy*, que são adaptados à heurística. Este procedimento permite a representação das incertezas do problema, combinada com a eficácia da programação Evolutiva nos problemas de Programação Não Linear Inteira Mista. Com intuito de minimizar a função objetivo, determina-se a dimensão da DG, a posição dos taps dos transformadores e a potência reativa fornecida por três capacitores. Simulações com alocação de uma GD e três GDs foram realizadas, separando os testes em alocação de somente painéis fotovoltaicos e na sequência, apenas de turbinas eólicas. A alocação de GD na forma de energia eólica mostrou melhores resultados, com maior redução de perdas e custo total mais baixo.

Em Anwar *et al.* [12], através da derivada da equação de perdas técnicas em relação à injeção de potência, listam-se as barras mais sensíveis à alocação de GD. Estando definidas as barras candidatas, dois procedimentos são comparados. Primeiramente, para cada barra da lista, varia-se a dimensão da GD em intervalos curtos e as perdas são calculadas por meio do fluxo de potência. O trabalho mostra que a curva de perdas *versus* dimensão da GD é sempre próxima a uma função quadrática com o coeficiente do termo quadrado positivo. Deduz-se a partir daí, que o ponto de mínimo desta curva representa a dimensão ótima da geração inserida. A metodologia descrita apresenta bons resultados. No entanto, a busca pela dimensão ótima é realizada de modo exaustivo, o que não é desejável computacionalmente. Como alternativa, os autores propõem uma opção para obtenção da curva de perdas *versus* dimensão da GD. Calculam-se algumas amostras das perdas, com a potência variando de um valor mínimo até um valor no qual as perdas começam a aumentar. Ajusta-se, então, a essas amostras, uma curva quadrática, evitando assim, a aplicação exaustiva do algoritmo de cálculo do fluxo de potência. As duas abordagens apresentaram resultados muito próximos, validando a metodologia proposta.

No trabalho realizado por Abu-Mouti *et al.* [13], utiliza-se uma heurística proposta em [14]. Trata-se do Algoritmo de Otimização Baseado na Privação Sensorial (*Sensory-Deprived Optimization Algorithm*). O algoritmo tem a função de determinar a alocação ótima para a GD, além de seu fator de potência, de modo que os dois últimos são compreendidos em intervalos discretos. Para avaliar as soluções propostas pela heurística, isto é, calcular as perdas para cada configuração possível de GD, é utilizado o “Fluxo de Potência para Sistemas de Distribuição Radiais Incluindo Geração Distribuída”, apresentado em [15]. Os sistemas testados receberam a inserção de somente uma unidade geradora, com capacidade variando entre 10% e 80% da demanda total.

Com o intuito de reduzir as perdas e melhorar o perfil de tensão, os autores Hussain *et al.* [16] empregam a heurística Evolução Diferencial para alocar e dimensionar GD em sistemas de distribuição. Primeiramente, calcula-se para todas as barras separadamente qual seria a melhor potência injetada. No caso de apenas uma unidade a ser inserida, a solução é simples, uma vez que todas as barras do sistema são testadas no início do algoritmo e escolhe-se a que resulta em maior redução nas perdas. Para o caso de alocação de múltiplas GDs, as mesmas vão sendo adicionadas uma a uma, sempre verificando qual proporciona maior redução nas perdas técnicas. Isto soluciona apenas o problema da alocação, pois se mais de uma GD for alocada, sua respectiva dimensão é determinada de uma só vez pela heurística. Foram realizadas simulações adicionando até quatro unidades de GD, sendo que quanto maior o número de alocações, menores eram as perdas correspondentes. Em termos de confiabilidade e eficiência do sistema, o

melhor resultado foi obtido com a alocação de quatro unidades, porém a inserção de três GDs seria a melhor opção economicamente, pois evitaria o custo de implantação de mais uma unidade geradora.

Tendo em vista os benefícios proporcionados pela introdução de GD nos sistemas elétricos, o trabalho desenvolvido por Pandi *et al.* [17] mostra uma metodologia para se determinar o nível máximo de penetração de GD na rede, levando em conta as distorções harmônicas e a coordenação da proteção. O objetivo é determinar a alocação e dimensionamento ótimos de duas tecnologias de geração, as baseadas em inversores de frequência, que injetam harmônicos na rede, e os geradores síncronos, que contribuem para aumentar o nível de curto-circuito. A ferramenta de otimização empregada é o Enxame de Partículas, que determina as possíveis soluções no início do procedimento. Na sequência, um Fluxo de Potência Newton-Raphson tradicional é executado. O nível de distorção harmônica introduzido na rede pela configuração proposta é calculado por um Fluxo de Potência Harmônico Desacoplado. Para avaliar a solução proposta pela heurística, é feita uma análise de curto-circuito para se determinar a coordenação dos dispositivos de proteção. Mantendo os limites de harmônicos e curto-circuito dentro de valores aceitáveis, a penetração máxima de GD encontrada foi aproximadamente 60% no sistema teste avaliado, ou seja, de acordo com os resultados, esta percentagem da demanda deve ser atendida por geradores distribuídos.

Tan *et al.* [18] se propõe a resolver o problema da alocação e dimensionamento da GD utilizando uma variação do Algoritmo Genético, sendo que se trata da versão multipopulacional do mesmo. Várias populações evoluem ao longo das iterações, havendo migração de indivíduos de umas para as outras. Com o objetivo de minimizar as perdas e manter as barras dentro dos limites de tensão, simulou-se a alocação de uma unidade de GD. Na comparação da metodologia proposta com o Algoritmo Genético padrão, a mesma apresentou redução de perdas relativamente maiores e convergência mais veloz.

Para tornar mínimas as perdas elétricas em um sistema radial de distribuição, Dias *et al.* [19] apresenta um procedimento híbrido aplicado à alocação e dimensionamento de GD. Assim como em [6], [11] e [12], listam-se as barras mais sensíveis à injeção de potência. Porém, neste trabalho, as barras não são escolhidas por análise de sensibilidade. A lista serve para reduzir o espaço de busca do problema. A heurística de Enxame de Partículas é utilizada na definição das melhores posições para se alocar a GD. Uma vez as barras selecionadas, suas respectivas potências são determinadas pelo Fluxo de Potência Ótimo, que procura a melhor dimensão para as unidades geradoras alocadas, além de manter as tensões dentro dos limites. São realizados testes com alocação de potência ativa e reativa simultaneamente, com fator de potência livre, e

também alocação destes dois tipos de potência de forma separada. Até três unidades geradoras são inseridas nas simulações.

Os benefícios buscados pela introdução de GD no sistema elétrico por Yasin *et al.* [20] foram: redução de perdas, maximização do carregamento do sistema e redução dos custos de implantação e operação da unidade geradora. Foram realizados testes com a função objetivo contendo apenas o termo das perdas elétricas, testes com o único objetivo de encontrar o máximo carregamento possível do sistema e simulações visando minimizar os custos da GD. Na sequência, a função objetivo passou a conter simultaneamente todos os objetivos listados acima, indicando que a configuração ótima das unidades geradoras deve atender a diferentes propósitos de forma equilibrada. Nos testes multiobjetivo, utilizou-se soma ponderada dos termos da função a ser otimizada, sendo realizadas simulações com pesos fixos e pesos aleatórios. Como mecanismo de otimização, aplicou-se a heurística *Quantum inspired Evolutionary Programming* detalhada em [21], que emprega conceitos de mecânica quântica na Programação Evolutiva. A heurística utilizada apresenta um ganho de tempo computacional significativo em relação à Programação Evolutiva regular.

No trabalho desenvolvido por Hien *et al.* [22], até duas GDs são alocadas, sendo que quatro tipos diferentes são testados. O primeiro injeta apenas potência ativa no sistema, que seria o caso dos painéis fotovoltaicos, o segundo fornece somente potência reativa, através de compensador síncrono ou capacitor. Gerador de indução é o terceiro tipo de GD testada, sabendo-se que ele injeta potência ativa e absorve potência reativa da rede. Por último, é alocada potência ativa e reativa através de geradores síncronos. O objetivo da metodologia proposta é obter a máxima capacidade de carga possível com as tensões nas barras dentro de seus limites. Enxame de Partículas é a ferramenta escolhida para minimizar as perdas reativas no sistema, tendo em vista que o trabalho mostra uma forte correlação entre a capacidade de carga dos geradores e as perdas reativas. Para validar os resultados, são mostrados gráficos com curvas de tensão *versus* carregamento com os quatro tipos de GD e sem alocação. Os melhores resultados observados foram com a injeção simultânea de potência ativa e reativa, ou seja, a melhor opção é a implantação de GD através de geradores síncronos.

## 1.6 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Além do presente capítulo, esta dissertação contém mais quatro capítulos e um apêndice com dados dos sistemas testes utilizados nas simulações.

No Capítulo 2, encontram-se as principais características da Geração Distribuída e a formulação matemática do problema.

O Capítulo 3 refere-se à otimização via ecolocalização de morcegos, onde é feita uma explanação do algoritmo original e da modificação proposta. Além disso, foram realizados estudos de casos, onde estes algoritmos foram aplicados a funções não convexas.

No Capítulo 4, são apresentados e discutidos os resultados obtidos, mediante a aplicação da metodologia proposta na alocação de geração distribuída.

O Capítulo 5, por sua vez, apresenta as principais conclusões sobre a pesquisa realizada, bem como sugestões de trabalhos futuros.

# CAPÍTULO 2

## ALOCAÇÃO DE GERAÇÃO DISTRIBUÍDA

### 2.1 INTRODUÇÃO

Soluções para os problemas ambientais estão sendo solicitadas pela sociedade global com maior intensidade a cada dia. Dentre as questões mais preocupantes estão o aquecimento global, poluição atmosférica e acidificação do solo. Por enquanto, não há uma ação unificada que resolveria todos estes problemas de uma só vez, no entanto, o uso racional e consciente dos recursos naturais disponíveis no planeta já seria grande parte da solução. Neste contexto, a Geração Distribuída (GD) se insere como um passo na busca por eficiência energética, desde que bem planejada e implantada.

### 2.2 GERAÇÃO DISTRIBUÍDA

Apesar do conceito de GD existir há mais de um século, a discussão recente do tema produziu várias definições para este tipo de geração. O Instituto Nacional de Eficiência Energética (INEE) estabeleceu em 2002 que GD seja qualquer fonte geradora com produção destinada, em sua maior parte, a cargas locais ou próximas, alimentadas sem necessidade de transporte da energia através de linhas de transmissão [23].

Segundo Malfa [24], GD é a geração que não é planejada de modo centralizado, nem despachada de forma centralizada, não havendo, portanto, um órgão que comande as ações das unidades de geração descentralizada. Em 2005, a ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica) definiu GD como sendo geração de energia elétrica, de qualquer potência, conectada diretamente no sistema elétrico de distribuição ou através de instalações de consumidores, podendo operar em paralelo ou de forma isolada, despachada ou não, pelo ONS (Operador Nacional do Sistema) [25].

Quanto à potência instalada, no Brasil costuma-se limitar a GD em no máximo 30 MW, de acordo com Dias *et al.* [26]. Tomando por base tais definições, é possível extrair uma concepção geral sobre o conceito de GD. Trata-se de uma injeção de potência elétrica direta na rede de distribuição, que se caracteriza por ser de pequeno porte, quando comparada à geração

centralizada, que geralmente se encontra distante dos grandes centros de carga e necessita de linhas de transmissão para o transporte da energia.

### **2.2.1 TECNOLOGIAS EMPREGADAS NA GERAÇÃO DISTRIBUÍDA**

Em meio às tecnologias que utilizam combustíveis fósseis nas unidades de GD, destacam-se as que permitem a cogeração, que é a produção combinada de energia elétrica e aproveitamento do calor resultante do processo [27]. A seguir, são mostradas algumas características das principais tecnologias empregadas desta forma.

- Motores Alternativos de Combustão Interna - São máquinas de alta confiabilidade e partida rápida, que possuem flexibilidade de combustíveis e eficiência elétrica de até 45%, podendo chegar a mais de 80%, se adequadas a sistemas de cogeração. Por outro lado, estes motores são ruidosos, requerem frequente manutenção e se caracterizam pelas elevadas emissões de poluentes atmosféricos.
- Microturbinas a Gás - Possuem como características positivas o tamanho compacto, baixas emissões de resíduos gasosos, longo período entre manutenções e elevada eficiência em sistemas de cogeração. Sua eficiência elétrica no entanto, gira em torno de 18%, se não houver recuperação de calor.
- Motores *Stirling* - É um motor alternativo de combustão interna, com baixas emissões de poluentes, vida útil longa, necessidade de pouca manutenção e operação com baixo nível de ruído. Dentre suas desvantagens, destacam-se seu alto custo, baixa eficiência e baixa relação potência/peso.
- Células a Combustível - Seu processo de geração de energia é semelhante ao das baterias, com a diferença de que internamente as baterias possuem uma provisão limitada de energia, enquanto as células a combustível recebem reagentes químicos constantemente (hidrogênio e oxigênio). São sistemas compactos de alta confiabilidade (9.000 horas em serviço contínuo), baixo ruído e vibração, emissões desprezíveis e alta eficiência elétrica. O que dificulta sua popularização é o alto custo, pouca experiência em campo e em alguns tipos de células, rejeição de calor a baixa temperatura, o que limita as aplicações em cogeração.

As tecnologias de GD que utilizam fontes renováveis fazem parte de uma necessária revolução no modo como se lida com a natureza. Energia eólica e solar fotovoltaica são as alternativas energéticas que mais têm recebido atenção por parte dos pesquisadores nas últimas décadas. Este grande interesse se deve à possibilidade de produzir energia limpa e renovável por meio de fontes abundantes. Elas são descritas a seguir.

- Energia eólica - A captação da energia proveniente do vento é feita através de aerogeradores, que não emitem poluentes durante a geração de energia. Além disso, as fazendas eólicas necessitam de um curto período para construção (em relação às hidroelétricas), e o terreno pode ser aproveitado para outras atividades simultâneas à operação. Os pontos negativos desta tecnologia são os ruídos causados pelas turbinas, acidentes com aves e alteração de suas rotas migratórias. Notou-se também interferência eletromagnética, que pode afetar o desempenho de sistemas de telecomunicação, dependendo do material usado nas pás [28].
- Energia solar fotovoltaica - A conversão direta de radiação solar em energia elétrica possibilita a obtenção de uma fonte farta de energia elétrica para as unidades de GD. A ausência de emissão de resíduos gasosos, vida útil longa e baixa manutenção são as características que mais tornam esta tecnologia atraente [27]. Como obstáculos a superar, encontram-se o alto custo da tecnologia, baixa eficiência e a necessidade de melhorias de ordem técnica, que certamente ocorrerão com a intensificação da pesquisa e desenvolvimento.

### **2.2.2 BENEFÍCIOS PROPORCIONADOS PELA GERAÇÃO DISTRIBUÍDA**

A obtenção da melhor configuração possível para as unidades de GD em sistemas de distribuição de energia elétrica, de modo que as perdas técnicas sejam mínimas, é o foco principal da presente pesquisa. Este e outros benefícios proporcionados pela alocação de GD estão detalhados a seguir.

- Redução das perdas técnicas - As perdas técnicas diminuem significativamente, devido à injeção de energia pela unidade de GD. Tais perdas são inevitáveis nos sistemas elétricos de potência, independentemente do seu porte. A redução de perdas contabilizada nos resultados desta pesquisa abrange apenas o sistema analisado, ou seja, a distribuição. Porém, ocorrem

reduções em cascata, pois o volume de energia injetado diretamente no sistema de distribuição deixa de ser transportado pelas linhas de transmissão, o que ocorre no caso da geração centralizada. As perdas são, tipicamente, da ordem de 4 a 7% da potência total transmitida [29].

- Postergação de investimentos - O aumento da demanda nos sistemas de distribuição de energia elétrica pode eventualmente levar alguns equipamentos a ultrapassarem suas capacidades de carga. Tendo em vista este panorama, a potência fornecida pela GD pode aliviar alguns componentes do sistema, como transformadores e alimentadores, postergando, assim, a substituição dos mesmos.
- Confiabilidade e atendimento a comunidades isoladas - A GD pode elevar a confiabilidade do sistema, visto que na falta do suprimento tradicional, ela pode atender às cargas (ou parte das cargas) da rede de distribuição de energia elétrica. Isto, desde que seus limites de geração sejam respeitados, pois sua capacidade de fornecimento de energia é limitada. Do mesmo modo, comunidades isoladas podem ser atendidas através deste tipo de fornecimento sem a necessidade de construção de linhas de transmissão.
- Melhoria dos níveis de tensão - Um perfil de tensão adequado é um benefício adicional proporcionado pela alocação de GD na rede de distribuição de energia elétrica. Em circuitos radiais longos, a tensão tende a baixar, conforme as cargas vão sendo conectadas [30]. Na Figura 2.1, o gráfico alinhado com o circuito mostra os níveis de tensão ao longo da linha, com e sem GD. Esta melhoria na qualidade da energia é observada principalmente em horários nos quais o sistema se encontra altamente carregado.
- Aspectos ambientais - A difusão da GD pelos sistemas elétricos por si só já representa um ganho para o meio ambiente, isto é, devido à redução das perdas, há economia de energia e fontes poluidoras como as tradicionais termoelétricas podem deixar de ser acionadas. Concomitantemente, as unidades de GD podem operar utilizando fontes limpas, como energia eólica e solar fotovoltaica. Mesmo nos casos onde a energia é proveniente de combustíveis fósseis, estes podem ser usados em alto nível de rendimento, o que é possibilitado pelas tecnologias de cogeração.

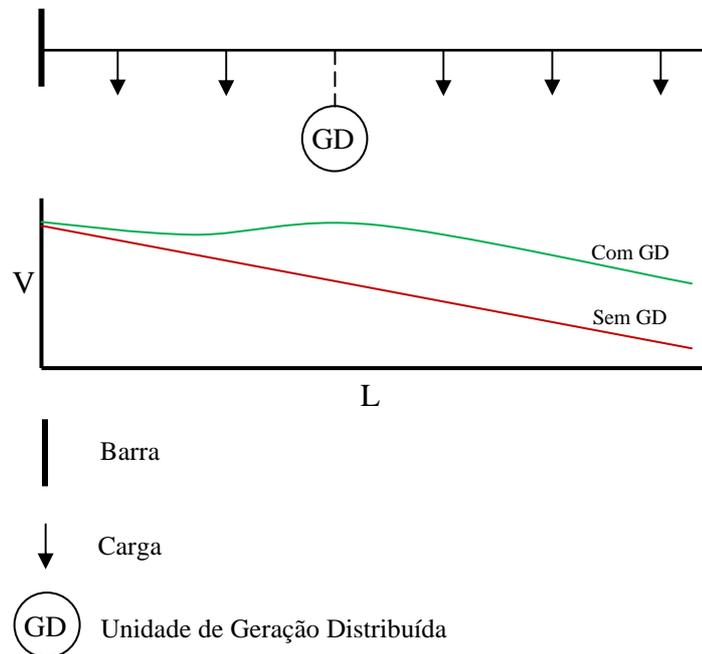


Figura 2.1 - Exemplo do efeito da GD no perfil de tensão

## 2.3 MODELAGEM MATEMÁTICA DO PROBLEMA

A resolução do problema de alocação e dimensionamento ótimo de GD em sistemas de distribuição de energia elétrica consiste em determinar, da melhor maneira possível, a localização de instalação destas fontes e o quanto de potência deve ser injetada pelas mesmas, de modo a reduzir as perdas técnicas no sistema como um todo, sendo ainda respeitadas as restrições inerentes aos sistemas elétricos. Matematicamente, o problema em questão: (i) é não linear, (ii) contem variáveis inteiras e contínuas e (iii) possui região de solução não convexa. Diante destas características, o problema é classificado matematicamente como sendo um problema de Programação Não Linear Inteira Mista (PNLIM). A seguir será apresentada a formulação utilizada para o problema em estudo.

A função objetivo utilizada corresponde à equação (2.1) das perdas ativas do sistema de distribuição de energia elétrica, entre as barras  $i$  e  $j$  [31].

$$P_A = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n A_{ij}(P_i P_j + Q_i Q_j) + B_{ij}(Q_i P_j - P_i Q_j)$$

$$A_{ij} = \frac{R_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j)}{V_i V_j}$$

$$B_{ij} = \frac{R_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j)}{V_i V_j}$$
(2.1)

Onde:

$P_A$  Perdas ativas (kW).

$P_i$  Potência ativa injetada na barra  $i$  (kW).

$Q_i$  Potência reativa injetada na barra  $i$  (kVAr).

$P_j$  Potência ativa injetada na barra  $j$  (kW).

$Q_j$  Potência reativa injetada na barra  $j$  (kVAr).

$n$  Número total de barras do sistema.

$R_{ij}$  Resistência elétrica da linha entre as barras  $i$  e  $j$  ( $\Omega$ ).

$V_i$  Tensão na barra  $i$  (V).

$\delta_i$  Ângulo na barra  $i$  (*rad*).

$V_j$  Tensão na barra  $j$  (V).

$\delta_j$  Ângulo na barra  $j$  (*rad*).

Como se pode observar em (2.1), as perdas de potência ativa, ou perdas técnicas, dependem do estado de cada barra do sistema em um dado momento, ou seja, mudam de valor com a variação das tensões, ângulos e potências injetadas. Os termos  $A_{ij}$  e  $B_{ij}$  são utilizados para dar maior concisão à equação em estudo.

O problema da alocação e determinação do despacho da GD pode ser formulado matematicamente da seguinte maneira:

$$\text{Min } P_A \quad (2.2)$$

Sujeito a:

$$CH_i \cdot P_{GD_i} + P_{Gi} - P_{Di} + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n f_{Pij} = 0 \quad (2.3)$$

$$CH_i \cdot Q_{GD_i} + Q_{Gi} - Q_{Di} + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n f_{Qij} = 0 \quad (2.4)$$

$$CH_i = 0 \text{ ou } 1 \quad (2.5)$$

$$P_{GD_i}^{min} \leq P_{GD_i} \leq P_{GD_i}^{max} \quad (2.6)$$

$$Q_{GD_i}^{min} \leq Q_{GD_i} \leq Q_{GD_i}^{max} \quad (2.7)$$

$$Z^{min} \leq Z \leq Z^{max} \quad (2.8)$$

Onde:

$CH_i$  Variável binária que indica a alocação ou não da unidade de GD na barra  $i$ .

$P_{GD_i}$  Potência ativa (kW) gerada pela GD na barra  $i$ .

$P_{Gi}$  Potência ativa (kW) gerada na barra  $i$ .

$P_{Di}$  Potência ativa (kW) demandada na barra  $i$ .

$f_{Pij}$  Fluxo de potência ativa (kW) entre as barras  $i$  e  $j$ .

$Q_{GD_i}$  Potência reativa (kVAr) gerada pela GD na barra  $i$ .

$Q_{Gi}$  Potência reativa (kVAr) gerada na barra  $i$ .

$Q_{Di}$  Potência reativa (kVAr) demandada na barra  $i$ .

$f_{Qij}$  Fluxo de potência reativa (kVAr) entre as barras  $i$  e  $j$ .

$P_{GD_i}^{min}$	Limite inferior de potência ativa gerada pela GD na barra $i$ .
$P_{GD_i}^{max}$	Limite superior de potência ativa gerada pela GD na barra $i$ .
$Q_{GD_i}^{min}$	Limite inferior de potência reativa gerada pela GD na barra $i$ .
$Q_{GD_i}^{max}$	Limite superior de potência reativa gerada pela GD na barra $i$ .
$Z$	Representa todas as variáveis envolvidas na formulação.
$Z^{min}$	Representa os limites inferiores das variáveis de $Z$ .
$Z^{max}$	Representa os limites superiores das variáveis de $Z$ .

Na Equação (2.2), está definida a função objetivo do problema, através da qual são avaliadas todas as soluções propostas nesta pesquisa pela metodologia de otimização bioinspirada na ecolocalização de morcegos. As equações (2.3) e (2.4) são restrições que surgem devido à lei da conservação da energia e representam o balanço de potência nas barras. A variável  $CH_i$  em (2.5) representa a conexão ou não da GD ao sistema, assumindo valor *zero* quando não há GD conectada a barra, e *um* quando a barra  $i$  foi escolhida para receber a nova unidade geradora.

As equações (2.6) e (2.7) indicam os intervalos de valores possíveis de potência ativa e reativa que a GD conectada à barra  $i$  pode fornecer, respectivamente. Na Equação (2.8), estão representados os limites das demais variáveis contidas no fluxo de potência ótimo, como tensão e ângulo nas barras e limites de fluxo nos alimentadores. A tensão, por exemplo, deve operar sempre dentro de valores pré-estabelecidos. Caso contrário, a qualidade da energia fornecida aos consumidores fica comprometida.

É importante deixar claro que as variáveis  $P_{GD_i}$  e  $Q_{GD_i}$ , que representam a potência injetada na rede pela GD, são contínuas e determinadas via fluxo de potência ótimo. Já a variável  $CH_i$  é binária, sendo esta determinada nesta pesquisa pela técnica de otimização bioinspirada na ecolocalização de morcegos, que será abordada em detalhes, no próximo capítulo.

## 2.4 CONCLUSÕES GERAIS

No presente capítulo, foram apresentados os principais conceitos referentes à GD, assim como tecnologias associadas a combustíveis fósseis e fontes renováveis que podem ser

empregadas no sentido de difundir este tipo de geração pelas redes de energia elétrica.

Como justificativa para o interesse da comunidade científica por este assunto nos últimos anos, os benefícios mais relevantes proporcionados pela inserção da GD no sistema foram explanados. Apresentou-se também a formulação matemática utilizada para o problema referente à minimização de perdas ativas em sistemas de distribuição de energia elétrica via alocação e dimensionamento ótimos das unidades de GD.

# CAPÍTULO 3

## METAHEURÍSTICA INSPIRADA NA ECOLOCALIZAÇÃO DE MORCEGOS

### 3.1 INTRODUÇÃO

Técnicas de otimização inspiradas na natureza vêm ganhando espaço entre as metodologias de otimização aplicadas a sistemas elétricos de potência, como se pode observar na seção Revisão Bibliográfica do Capítulo 1. Algoritmo genético, enxame de partículas, algoritmo de formigas e recozimento simulado são exemplos clássicos de técnicas de otimização inteligentes, que possuem grande apelo para resolução de problemas com variáveis inteiras e região de solução não convexa, como é o caso da alocação e dimensionamento da geração distribuída em sistemas de distribuição de energia elétrica.

A busca pela solução ótima via ecolocalização de morcegos agrega conhecimento prévio em sua constituição, sendo este obtido através do estudo de algumas técnicas anteriores à mesma, como enxame de partículas e busca harmônica [3]. Esta particularidade confere um caráter promissor à metaheurística inspirada na habilidade inerente aos morcegos de caçar e se locomover em ambientes de baixa luminosidade.

Além dos estudos e da implementação computacional do processo de otimização baseado na ecolocalização, foi proposta uma etapa adicional na metodologia original de busca. Nesta nova etapa, fez-se uso de um processo de seleção dos piores indivíduos durante cada iteração do processo de busca e deu-se a estes a possibilidade de se deslocarem para novas posições. Foi verificado, *a priori*, que este procedimento permitiu uma distribuição mais abrangente dos indivíduos sobre a região de solução, fazendo com que a probabilidade de sucesso do algoritmo fosse maior. Testes foram realizados para a minimização de funções não convexas de alta complexidade. Os resultados produzidos mostraram que a etapa adicional proposta aumentou a eficiência do processo de busca baseado na ecolocalização de morcegos.

## 3.2 ECOLOCALIZAÇÃO DE MORCEGOS

A ecolocalização é uma sofisticada capacidade biológica que os morcegos utilizam para determinar a posição de obstáculos e presas em um ambiente através da emissão e captação de ondas ultrassônicas, sendo estes pulsos sonoros emitidos pela boca e narinas. Com base no tempo gasto para que a onda emitida reflita no alvo e retorne à fonte (eco), o morcego identifica a distância em que se encontra do obstáculo ou presa.

Os morcegos possuem este “sentido extra” bem desenvolvido, o que lhes é conveniente, pois são animais de hábitos noturnos e não contam com uma boa visão. Muitas vezes, as presas são pequenos insetos que refletem as ondas emitidas por estes mamíferos. Portanto, é necessário que o comprimento de onda seja da ordem de milímetros, o que implica em altas frequências, na ordem de 20-215 kHz [3]. Uma ilustração do uso da ecolocalização por um morcego em busca de alimento pode ser vista na Figura 3.1.

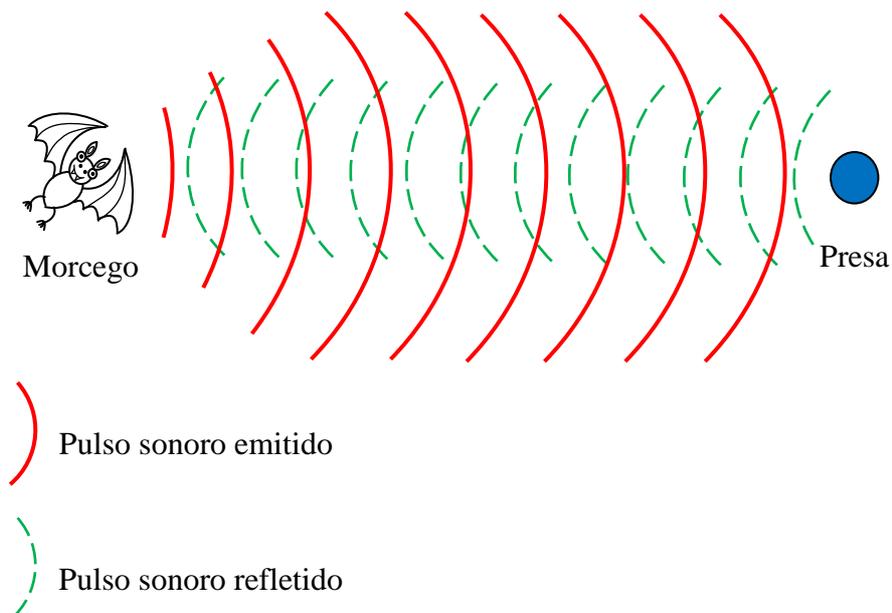


Figura 3.1 - Ecolocalização

Tomando por base esta capacidade natural dos morcegos, foi desenvolvida a “ecolocalização artificial” com o advento do radar, sonar e dos aparelhos de ultrassonografia. Seguindo esta linha, recentemente, em 2010, o pesquisador Xin-She Yang desenvolveu uma técnica de otimização inspirada no fenômeno físico/biológico chamado de ecolocalização [3]. O grande apelo para utilização desta técnica é a possibilidade de resolução de problemas com inúmeros máximos e mínimos locais, o que acarreta em uma região de solução não convexa, semelhante à da Figura 3.2.

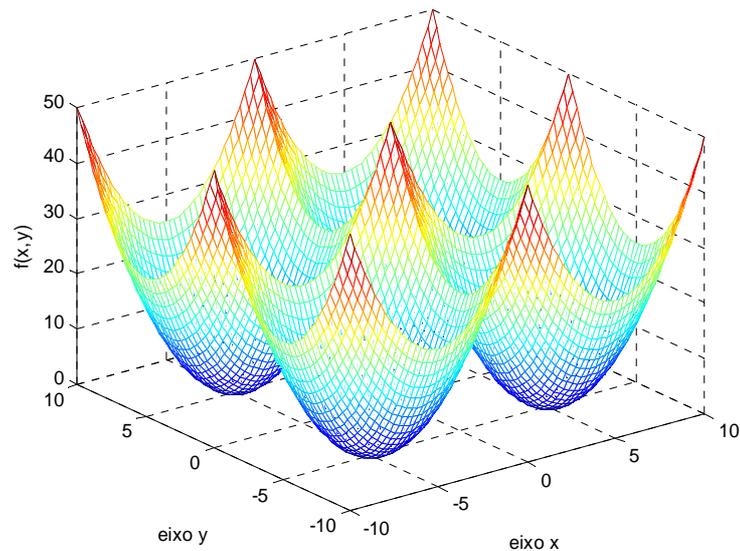


Figura 3.2 - Função não convexa

Grande parte dos algoritmos de otimização convergem em direção a ótimos locais, pois são altamente dependentes das condições iniciais, isto é, se a solução inicial se encontra próxima a um ótimo local, a tendência é que o mecanismo de busca se dirija para este ponto, o que nem sempre é interessante, tendo em vista que o objetivo do processo de busca é encontrar o ótimo global da função analisada. Problemas com este aspecto podem ser encontrados nas mais diversas áreas de conhecimento, vide referências [32] e [33].

### 3.3 ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO

O algoritmo bioinspirado na ecolocalização de morcegos possui um número fixo ‘ $n$ ’ de morcegos virtuais que se deslocam sobre a superfície da função objetivo no decorrer das iterações de índice  $t$ . Desta forma, cada morcego se localiza em uma posição  $\mathbf{x}_i$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, n$ ), e representa uma possível solução para a função matemática que se deseja encontrar o ponto ótimo, sendo  $\mathbf{x}_*$  a melhor posição/solução a cada iteração [3].

Inicialmente, para se definir matematicamente o algoritmo, é necessário estabelecer algumas premissas em relação às características do processo de ecolocalização que ocorre com os morcegos na natureza, sendo estas:

- Todos os morcegos virtuais fazem uso da ecolocalização para medir distância e “sabem” a diferença entre sua presa e os limites do espaço onde eles se encontram;

- Os morcegos virtuais se deslocam para a posição  $\mathbf{x}_i$  no espaço através dos seguintes parâmetros: velocidade  $\mathbf{v}_i$ , frequência  $f_i$ , volume do pulso emitido  $A_i$  e taxa de emissão de pulso  $r_i$ ;
- Ao passo que o morcego virtual se aproxima da presa, o volume do pulso emitido  $A_i$  diminui e a taxa de emissão de pulso  $r_i$  aumenta;

A Figura 3.3 apresenta o fluxograma básico do algoritmo inspirado na ecolocalização de morcegos, onde  $N$  representa o número máximo de iterações.

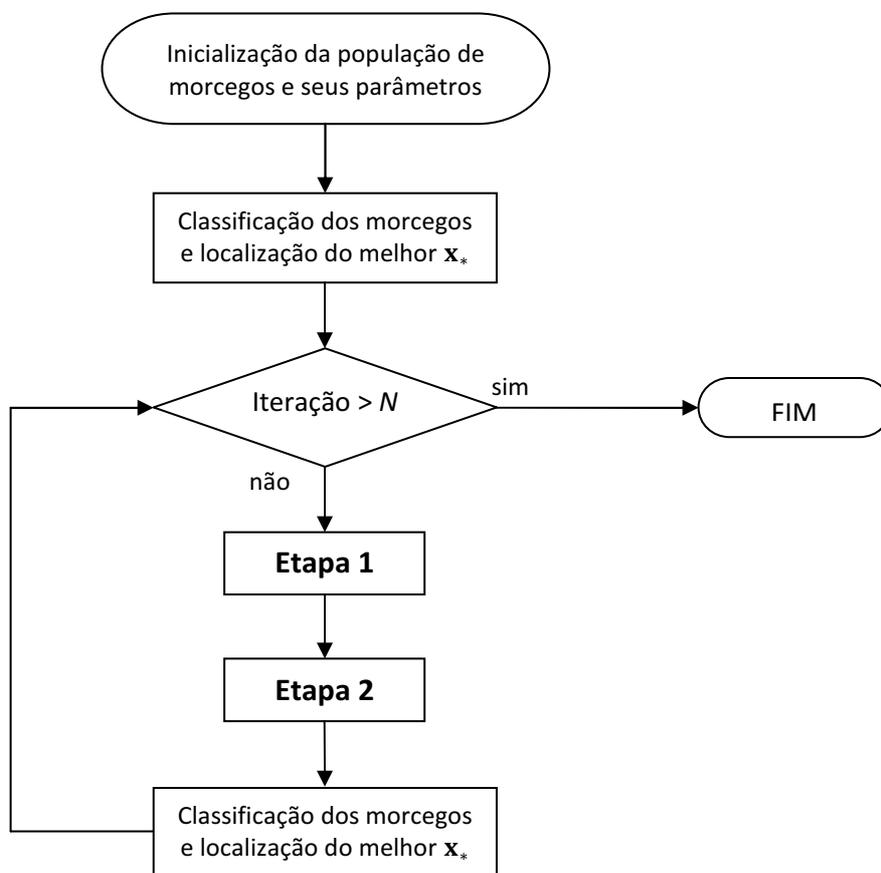


Figura 3.3 - Fluxograma básico do algoritmo de ecolocalização de morcegos

Primeiramente, é gerada a população de morcegos, que são soluções iniciais para o problema em análise, onde cada morcego tem sua própria taxa de emissão de pulso ( $r_i$ ), volume do pulso emitido ( $A_i$ ), frequência  $f_i$  e velocidade  $\mathbf{v}_i$ . Estas soluções e parâmetros são atribuídos aleatoriamente, porém confinadas em limites pré-estabelecidos. Na sequência, as soluções, que também podem ser entendidas como posições dos morcegos, são avaliadas e classificadas através

da função objetivo, onde uma lista é criada com as aptidões de cada morcego, de forma que se atribui a posição  $\mathbf{x}_*$  para o melhor indivíduo da população.

O próximo passo do algoritmo é a decisão de terminar ou não o processo. Não sendo a última iteração, parte-se para a Etapa 1, na qual novas posições são propostas para cada morcego virtual da população, seguindo, então, para a Etapa 2, onde essas novas posições são avaliadas. Isto feito, os morcegos são novamente classificados em uma lista e o processo se repete. Na Figura 3.4, a Etapa 1 do algoritmo pode ser vista em detalhes.

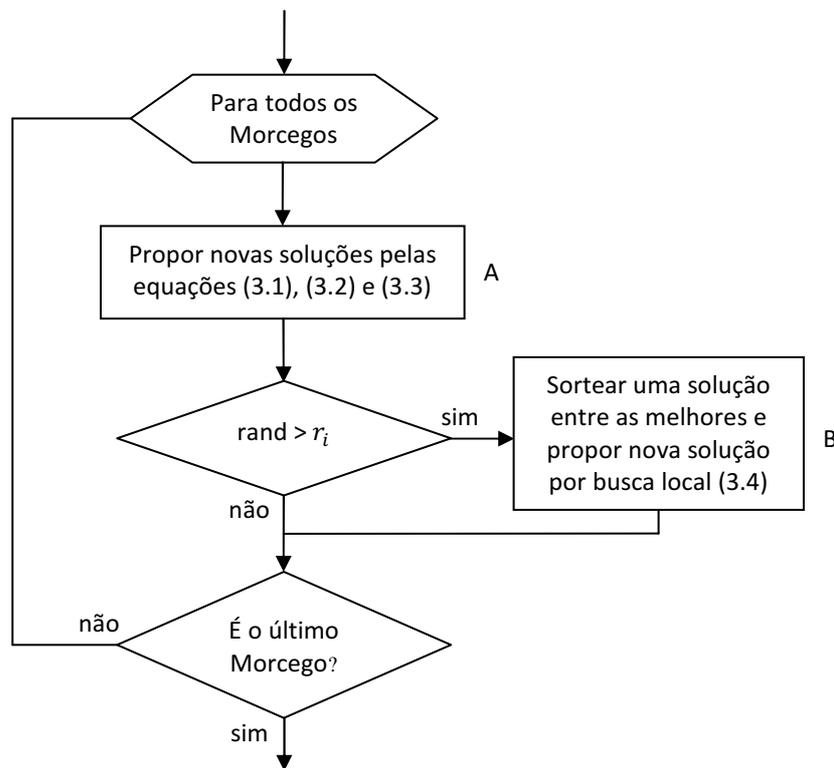


Figura 3.4 - Fluxograma do algoritmo de ecolocalização de morcegos - Etapa 1

A cada iteração  $t$ , a nova frequência  $f_i$ , velocidade  $\mathbf{v}_i^t$  e posição  $\mathbf{x}_i^t$ , para cada indivíduo  $i$  são atualizadas de acordo com as equações (3.1), (3.2) e (3.3):

$$f_i = f_{min} + (f_{max} - f_{min})\beta \quad (3.1)$$

$$\mathbf{v}_i^t = \mathbf{v}_i^{t-1} + (\mathbf{x}_* - \mathbf{x}_i^{t-1})f_i \quad (3.2)$$

$$\mathbf{x}_i^t = \mathbf{x}_i^{t-1} + \mathbf{v}_i^t \quad (3.3)$$

A frequência de cada morcego, a cada iteração, está compreendida entre  $f_{min}$  e  $f_{max}$ , sendo que  $\beta \in [0,1]$  é um escalar aleatório proveniente de uma distribuição normal gerado para cada

morcego a cada iteração. Após a atualização dos parâmetros frequência e velocidade, verificam-se as taxas de emissão de pulso emitidas por cada morcego. Esta verificação é feita pela comparação da taxa de emissão  $r_i$  com um escalar aleatório, função randômica (*rand*). Caso este escalar seja maior do que a taxa de emissão de pulso ( $r_i$ ), significa que provavelmente o morcego  $i$  (posição  $\mathbf{x}_i$ ) está distante de sua presa (melhor solução  $\mathbf{x}_*$ ). Assim sendo, executa-se uma busca local da seguinte forma: sorteia-se uma solução entre as melhores e através de um pequeno deslocamento, gera-se uma nova solução para o morcego  $i$ , através da equação (3.4).

$$\mathbf{x}_{novo}^t = \mathbf{x}_{velho}^t + \epsilon A^t \quad (3.4)$$

Onde  $\epsilon \in [-1,1]$  é um vetor aleatório de mesma dimensão de  $\mathbf{x}_i$ , e  $A^t$  é a média dos volumes de todos os morcegos na iteração  $t$ . Isto indica que quanto menor for o volume do conjunto de morcegos, mais refinada é a busca local, pois em teoria, eles se encontram mais próximos da presa.

Com as novas soluções obtidas na Etapa 1, o algoritmo segue para a Etapa 2, mostrada na Figura 3.5.

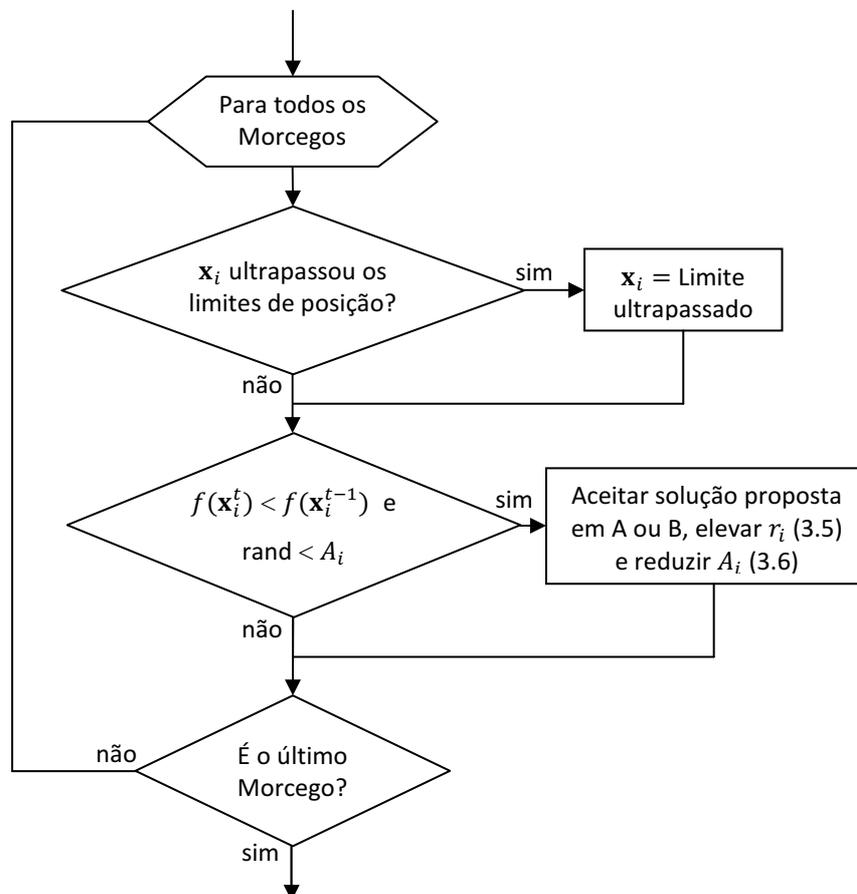


Figura 3.5 - Fluxograma do algoritmo de ecolocalização de morcegos - Etapa 2

Nesta etapa do algoritmo, verifica-se inicialmente a ocorrência de violações do espaço de busca pelas novas soluções obtidas. Caso existam, estas violações são corrigidas, sendo os morcegos virtuais trazidos para os respectivos limites considerados. Na sequência, duas condições devem ser analisadas para que as novas posições propostas na Etapa 1 sejam efetivamente aceitas.

- Verificar se a nova solução é melhor do que a solução anterior,  $f(\mathbf{x}_i^t) < f(\mathbf{x}_i^{t-1})$ . Isto é, o morcego “voou” para uma posição melhor?
- Comparar o volume do pulso  $A_i$  com o valor da função randômica (*rand*) proveniente de uma distribuição normal, pois, caso o valor randômico seja menor do que o volume do pulso ( $A_i$ ), provavelmente o morcego  $i$  (posição  $\mathbf{x}_i$ ) está perto de sua presa (melhor solução  $\mathbf{x}_*$ ).

Caso estas duas condições sejam verdadeiras, as posições dos morcegos são atualizadas, assim como suas taxas de emissão de pulso  $r_i$  e volumes dos pulsos emitidos  $A_i$ . De acordo com o que foi mencionado nas premissas para elaboração do algoritmo, conforme o morcego  $i$  se aproxima de sua presa, há um aumento da taxa de emissão de pulso  $r_i$  e uma redução do volume do pulso emitido  $A_i$  através das equações (3.5) e (3.6), respectivamente.

$$r_i^{t+1} = r_i^0 [1 - e^{-\gamma t}] \quad (3.5)$$

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t \quad (3.6)$$

Onde  $\alpha \in [0,1]$  e  $\gamma \in [0, \infty]$ . A análise das equações acima permite a constatação de que quando  $t$  tende ao infinito,  $A_i$  tende a zero e  $r_i$  tende a  $r_i^0$ , que é a máxima taxa de emissão considerada para toda a população de morcegos virtuais.

Diante da descrição do algoritmo original, foi proposto um passo adicional localizado na Etapa 2, após a verificação da ocorrência de violações dos limites de posição. Este novo passo consiste na elaboração de um conjunto de soluções contendo os piores indivíduos durante cada iteração do processo de busca. Desta forma, é dada a um percentual dos piores indivíduos a possibilidade de se deslocarem livremente para novas posições, independente da posição na qual se encontravam e de seus volumes de emissão de pulsos, aumentando assim a capacidade de exploração do método. Estes morcegos, que representam soluções ou posições ruins dentro da população, não atualizam seus volumes e taxas de emissão após suas novas posições serem aceitas. A Figura 3.6 mostra a modificação no algoritmo básico, com os passos adicionais em destaque.

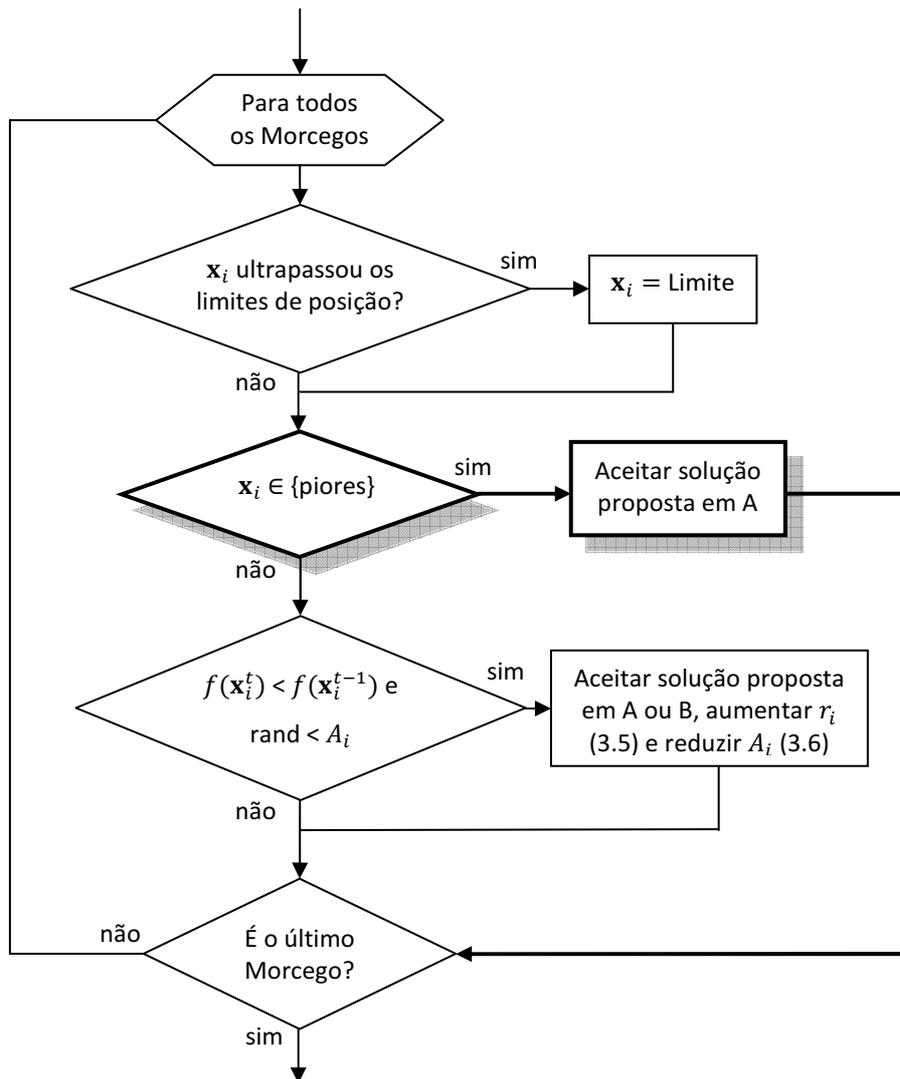


Figura 3.6 - Fluxograma do algoritmo de ecolocalização de morcegos - Modificação proposta

Este procedimento acarreta em uma distribuição mais abrangente de indivíduos por toda a região de solução, fazendo com que a eficiência do processo de busca seja maior [34], conforme mostrado em detalhes na sequência.

### 3.4 VALIDAÇÃO DA MODIFICAÇÃO PROPOSTA

Nesta seção, serão apresentadas simulações comparando o algoritmo original de ecolocalização de morcegos com o algoritmo modificado. Para tanto, as duas metodologias são aplicadas na minimização de vinte e duas funções matemáticas que apresentam alta complexidade para uma vasta lista de técnicas de otimização, sendo que três destas funções são mostradas em

detalhe: *Eggcrate*, *Rosenbrock* e *Easom*.

Destaca-se que, para aferir a modificação feita no algoritmo básico, foram realizadas variações percentuais do conjunto composto pelas piores soluções, e repetições de simulações partindo-se sempre da mesma solução inicial. Os resultados são mostrados em forma de gráficos com resultados finais, e dispersão dos indivíduos sobre a superfície da função analisada em corte. Os dados estatísticos extraídos das simulações também auxiliam na compreensão do efeito causado pela alteração proposta no algoritmo original.

Alguns dos parâmetros utilizados nas simulações foram diferentes para diferentes funções, porém outros foram utilizados com o mesmo valor em todas os testes realizados, sendo estes:

- Taxa máxima de emissão de pulso,  $r_i^0 = 1$
- Frequência mínima,  $f_{min} = 0$
- Frequência máxima,  $f_{max} = 0,8$
- Constante para decréscimo do volume de emissão de pulso,  $\alpha = 0,9$
- Constante para aumento da taxa de emissão de pulso,  $\gamma = 0,8$
- $\mathbf{v}_i^0$  e  $A_i^0 \in [0,1]$  e são inicializados aleatoriamente

### 3.4.1 FUNÇÃO *EGGCRAVE*

A função objetivo *Eggcrate* é utilizada na pesquisa realizada por Xin-She Yang [3] para validação do então novo algoritmo, desenvolvido em (2010), inspirado na ecolocalização de morcegos, onde o mesmo é comparado com outras técnicas de otimização, como algoritmo genético e enxame de partículas. A formulação matemática desta função se encontra nas Equações (3.9) e (3.10), com a última explicitando os limites nos quais estão compreendidas as variáveis.

$$f(x, y) = x^2 + y^2 + 25(\text{sen}^2x + \text{sen}^2y) \quad (3.7)$$

$$-2\pi \leq x, y \leq 2\pi \quad (3.8)$$

O que se deseja encontrar no processo de busca é o ponto mínimo da Função *Eggcrate*, que se encontra em  $x = y = 0$  e possui valor  $f(x, y) = 0$ . A Figura 3.7 exhibe o aspecto da função analisada em três dimensões, com as regiões em vermelho significam valores altos, portanto indesejáveis, e as regiões em azul representando os pontos de baixo valor da função objetivo.

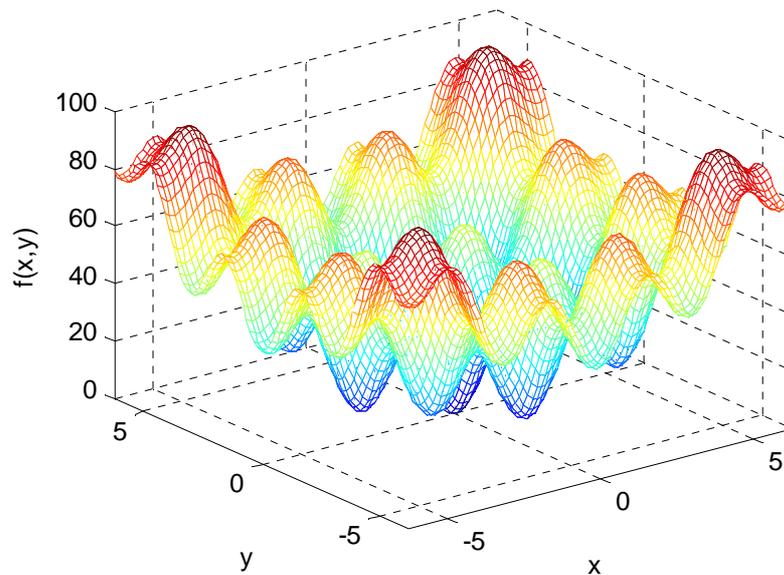


Figura 3.7 - Função *Eggcrate*

Para analisar qualitativamente a modificação proposta no algoritmo original, foram realizadas simulações com a Função *Eggcrate* sob as seguintes condições:

- Realizaram-se cem simulações com cada metodologia (original e proposto), partindo-se sempre da mesma solução inicial.
- Foram utilizados quarenta morcegos e um número máximo de quarenta iterações, sendo este último o critério de convergência.
- Variou-se o percentual de piores morcegos, com o objetivo de verificar a influência da etapa adicional na solução final, sendo mostrados resultados do algoritmo modificado com um conjunto dos 60% piores morcegos da população se deslocando livremente a cada iteração.

A Figura 3.8 apresenta a comparação entre as respostas finais dos algoritmos em cada uma das cem simulações realizadas em um gráfico de barras. Os resultados obtidos pelo algoritmo básico estão em azul e as respostas encontradas pelo algoritmo com o passo adicional proposto nesta pesquisa estão na cor vermelha.

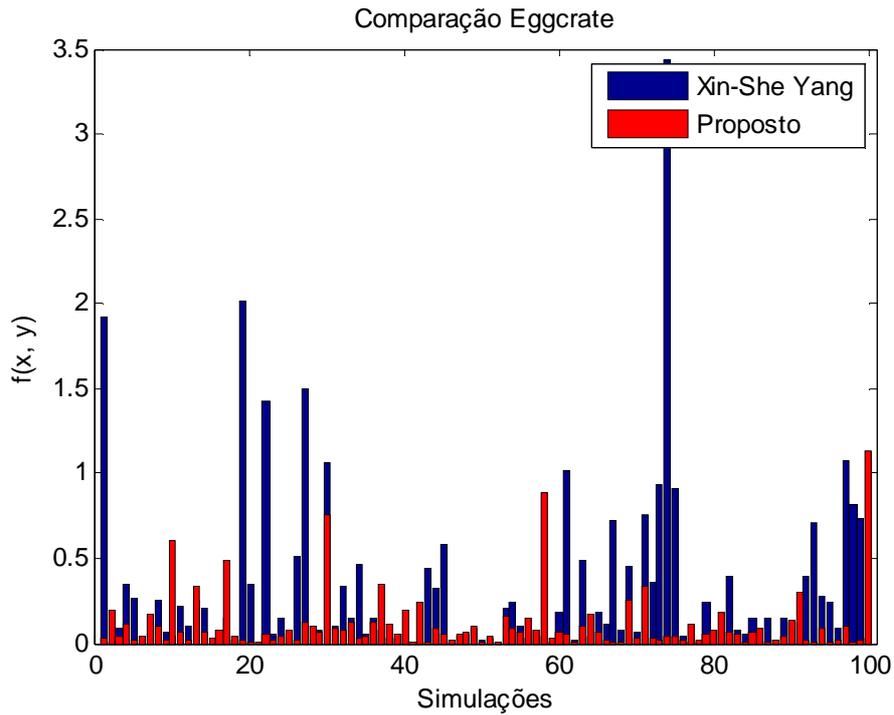


Figura 3.8 - Comparação entre metodologias para *Eggcrate*

Como pode ser observado no gráfico acima, a alteração surtiu efeito positivo no processo de busca, pois os valores em vermelho se encontram mais próximos do ótimo global desta função, que é conhecidamente zero. De maneira complementar à informação presente na Figura 3.8, a Tabela 3.1 exhibe os resultados da análise estatística realizada sobre as respostas finais obtidas nas cem simulações com o Algoritmo Original (AO) e Algoritmo Proposto (AP), além do resultado proporcionado pelo melhor indivíduo contido na população inicial.

Tabela 3.1 - Dados Estatísticos - 100 simulações da função *Eggcrate*

$f(x, y)$	Solução Inicial	Soluções Finais: AO	Soluções Finais: AP (60%)
Média	-	0,3085	0,1087
Desvio Padrão	-	0,5072	0,1776
Mediana	-	0,1078	0,0529
Mínimo	11,4568	6,50e-04	0,0016
Máximo	-	3,4394	1,1328

Diante da Tabela 3.1, nota-se um efeito positivo que a modificação proporciona ao processo de busca, visto que a média das soluções é mais baixa na coluna AP (60%) e o mesmo ocorre para o desvio padrão, o que permite a conclusão de que a probabilidade de se obter uma resposta boa é

maior utilizando-se o algoritmo dotado da alteração proposta, apesar do valor mínimo ter sido encontrado pelo algoritmo original.

Com o intuito de explicitar a forma como os morcegos virtuais se movimentam ao longo da superfície de solução do problema, os dois algoritmos foram executados. Com cinquenta morcegos se movimentando, foram geradas as Figuras 3.9 e 3.10 com as posições em corte da população inicial e finais provenientes das duas metodologias. Novamente, considerou-se o mesmo ponto de partida para os morcegos em ambos os testes.

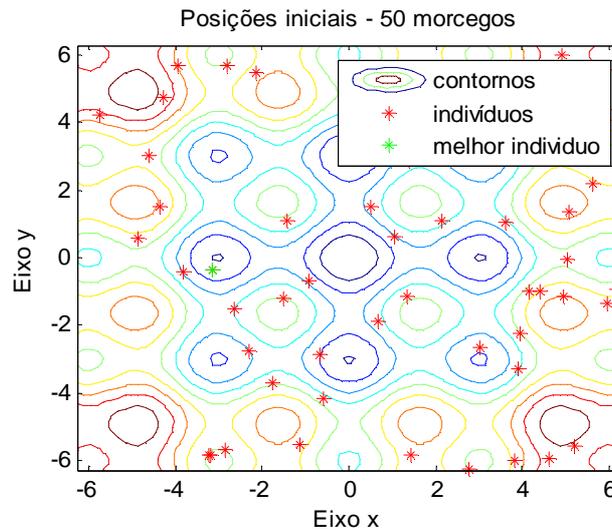


Figura 3.9 - Posições iniciais dos morcegos em corte - *Eggcrate*

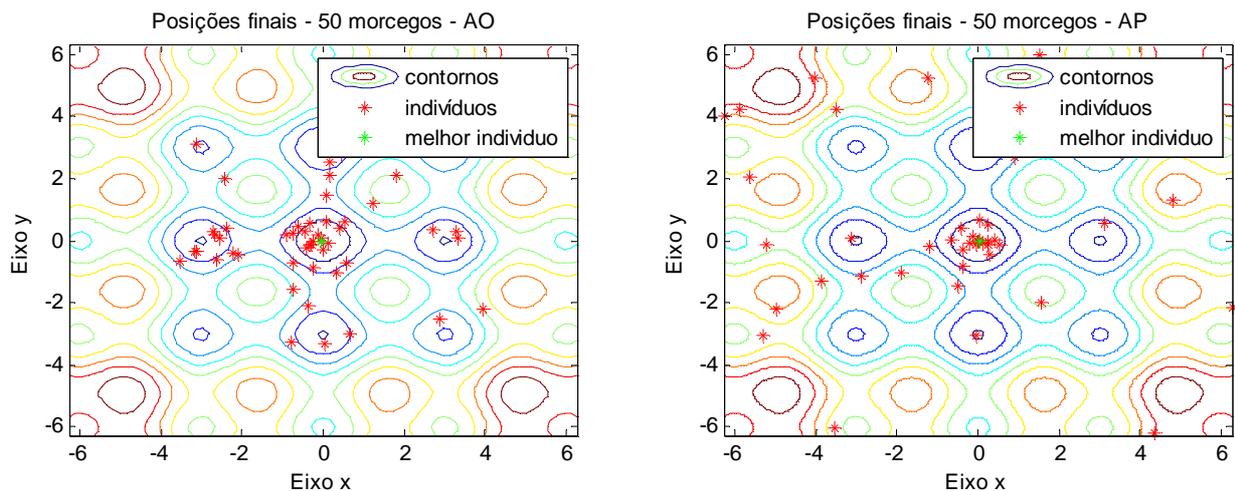


Figura 3.10 - Posições finais dos morcegos em corte - *Eggcrate*

Nota-se que no AO, os morcegos se concentram nos mínimos locais em maior número, enquanto no corte da população final do AP, a concentração é menos intensa, com vários

indivíduos dispersos pela superfície de solução, mostrando que mesmo ao final do processo a busca continua abrangente.

### 3.4.2 FUNÇÃO ROSENBROCK

É comum se deparar com a função matemática *Rosenbrock* sendo utilizada na avaliação de metodologias de otimização, como nos trabalhos [3] e [35], devido à sua complexidade. Por este motivo, fez-se uso da mesma nesta pesquisa. A Equação (3.11) mostra o modelo matemático desta função, enquanto a Equação (3.12) exhibe os limites nos quais as variáveis independentes  $x$  e  $y$  estão contidas.

$$f(x, y) = (1 - x)^2 + 100(y - x)^2 \quad (3.9)$$

$$-2,048 \leq x, y \leq 2,048 \quad (3.10)$$

O ótimo global (mínimo) da função *Rosenbrock* está localizado no ponto  $x = y = 1$  e possui valor  $f(x, y) = 0$ . A Figura 3.11 mostra a função *Rosenbrock* em três dimensões, onde nota-se a aparência de sela que lhe é característica.

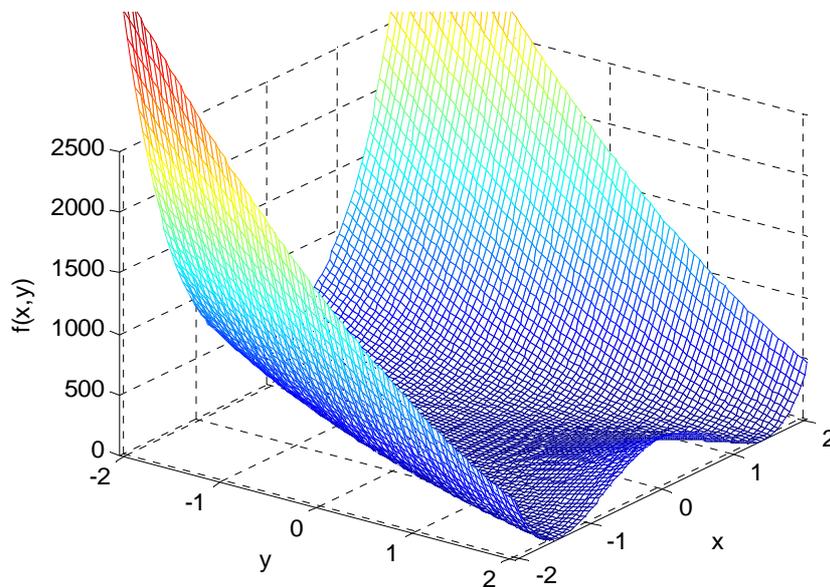


Figura 3.11 - Função *Rosenbrock*

A análise qualitativa das metodologias, aplicadas à função *Rosenbrock*, foi realizada com cinquenta morcegos sob as mesmas condições de simulação utilizadas anteriormente na função

*Eggcrate*. Desta forma, o gráfico de barras presente na Figura 3.12 e a Tabela 3.2 foram os resultados produzidos utilizando esta função.

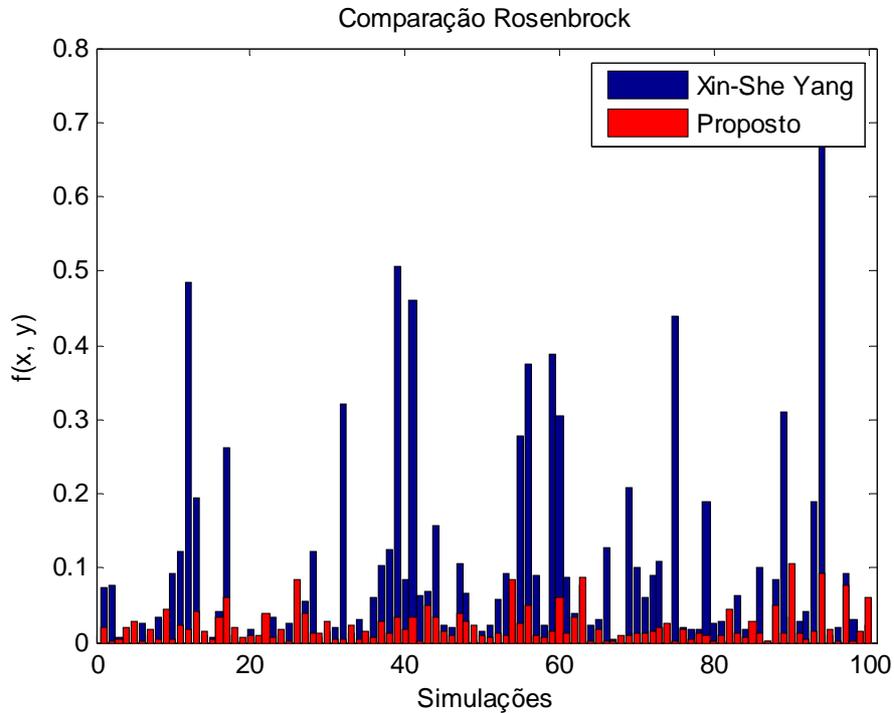


Figura 3.12 - Comparação entre metodologias para *Rosenbrock*

Os resultados obtidos na aplicação dos dois algoritmos na função *Rosenbrock* são mais um indício de que a alteração no algoritmo original contribui para um aumento na eficiência do processo de busca realizado pela otimização via ecolocalização de morcegos, pois a média das soluções é cerca de quatro vezes mais baixa, seguindo a tendência do desvio padrão, que é aproximadamente cinco vezes menor na coluna AP (60%) em relação à coluna de dados extraídos das simulações com o AO.

Tabela 3.2 - Dados Estatísticos - 100 simulações da função *Rosenbrock*

$f(x, y)$	Solução Inicial	Soluções Finais: AO	Soluções Finais: AP (60%)
Média	-	0,0929	0,0217
Desvio Padrão	-	0,1322	0,0224
Mediana	-	0,0336	0,0138
Mínimo	2,8408	0,0011	4,76e-05
Máximo	-	0,7331	0,1067

A Figura 3.13 mostra a população inicial da qual ambas as metodologias partiram. As imagens contidas na Figura 3.14 mostram como as populações se diferem no que se refere à sua localização final sobre a superfície de solução, visto que os indivíduos que se deslocam segundo as regras do algoritmo modificado (à direita) encontram-se, mesmo ao final do processo, mais distribuídos pelo espaço de busca, enquanto os morcegos provenientes do algoritmo original (à esquerda) se concentram próximos ao ponto ótimo.

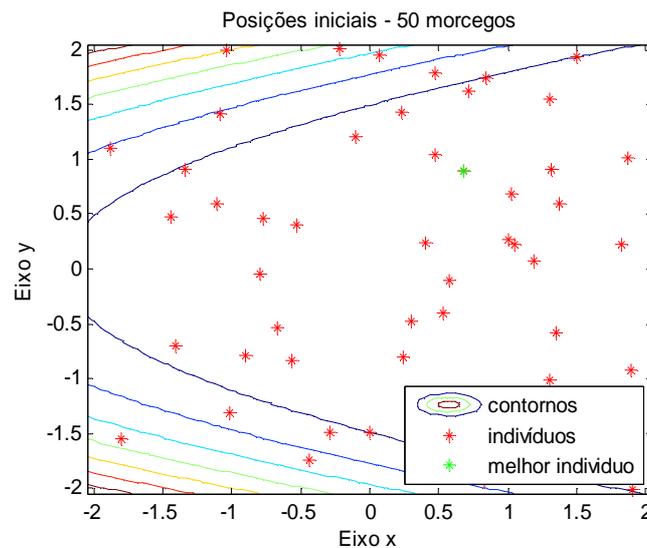


Figura 3.13 - Posições iniciais dos morcegos em corte - *Rosenbrock*

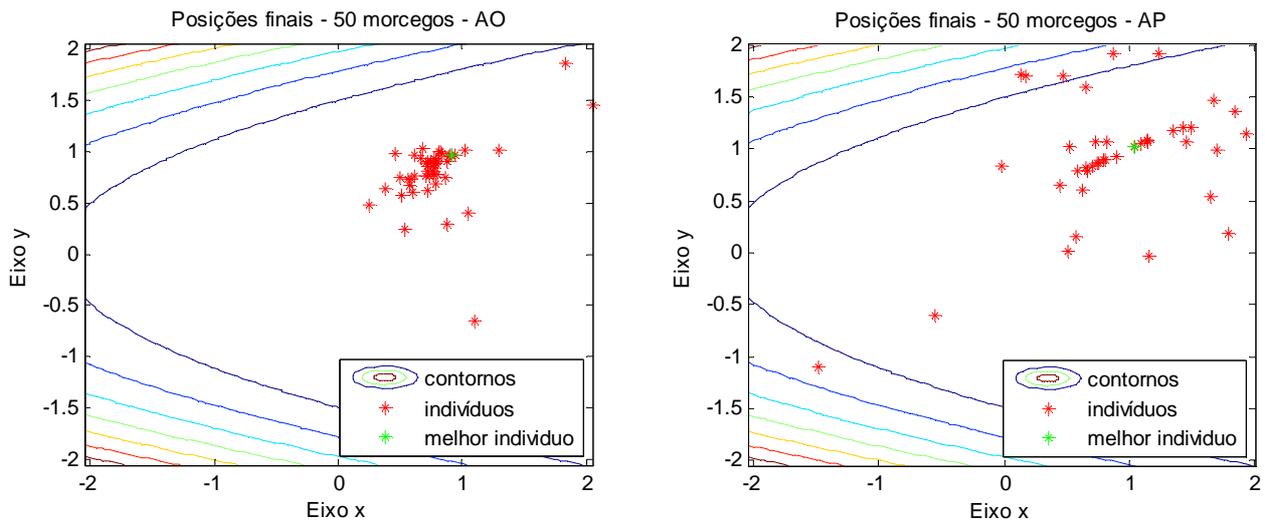


Figura 3.14 - Posições finais dos morcegos em corte - *Rosenbrock*

### 3.4.3 FUNÇÃO EASOM

A última função analisada detalhadamente é a *Easom*, retirada do trabalho em [35], porém também utilizada por Xin-She Yang em [3]. Esta função matemática possui seu ótimo (mínimo) global em uma pequena área em relação a seu espaço de solução, além de ser não convexa, sendo por isso, frequentemente utilizada na avaliação de técnicas de otimização. Sua representação matemática e limites se encontram nas Equações (3.13) e (3.14), respectivamente.

$$f(x, y) = -\cos(x) \cos(y) \exp(-(x - \pi)^2 - (y - \pi)^2) + 1 \quad (3.11)$$

$$-10 \leq x, y \leq 10 \quad (3.12)$$

O termo em destaque na Equação (3.13) indica que a função original foi deslocada na direção do eixo “z” em uma unidade, no sentido positivo, para que o valor mínimo da função passe a ser  $f(x, y) = 0$ . Este deslocamento foi realizado para deixar o gráfico de barras desta função semelhante aos das funções analisadas anteriormente, sendo importante destacar que o ponto ótimo continua localizado em  $x = y = \pi$ . A imagem tridimensional da função *Easom* pode ser observada na Figura 3.15. A função é não convexa dentro e fora da região onde ocorre a depressão em direção ao seu ótimo global.

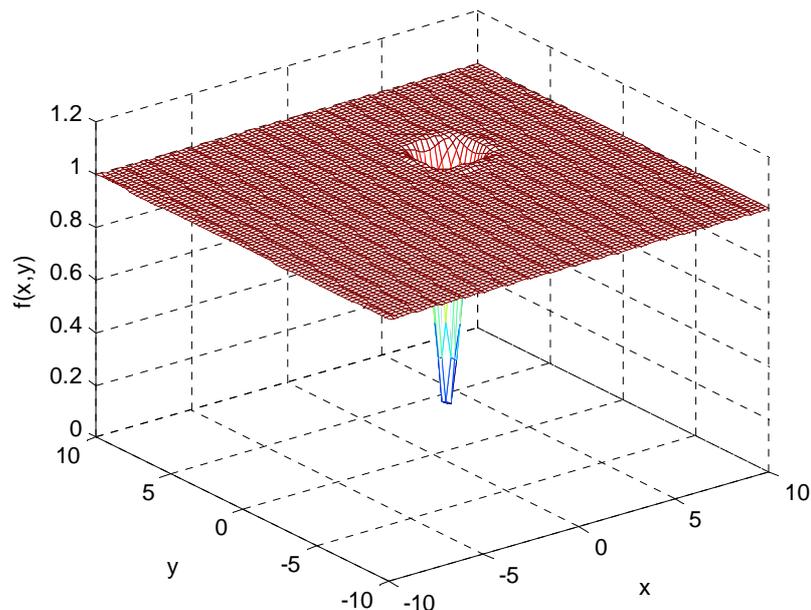


Figura 3.15 - Função *Easom*

Os testes de comparação entre algoritmo original e proposto foram efetuados sob as mesmas condições utilizadas nas funções anteriores, com quarenta morcegos. Os resultados das cem simulações e os dados estatísticos se encontram na Figura 3.16 e Tabela 3.3, respectivamente.

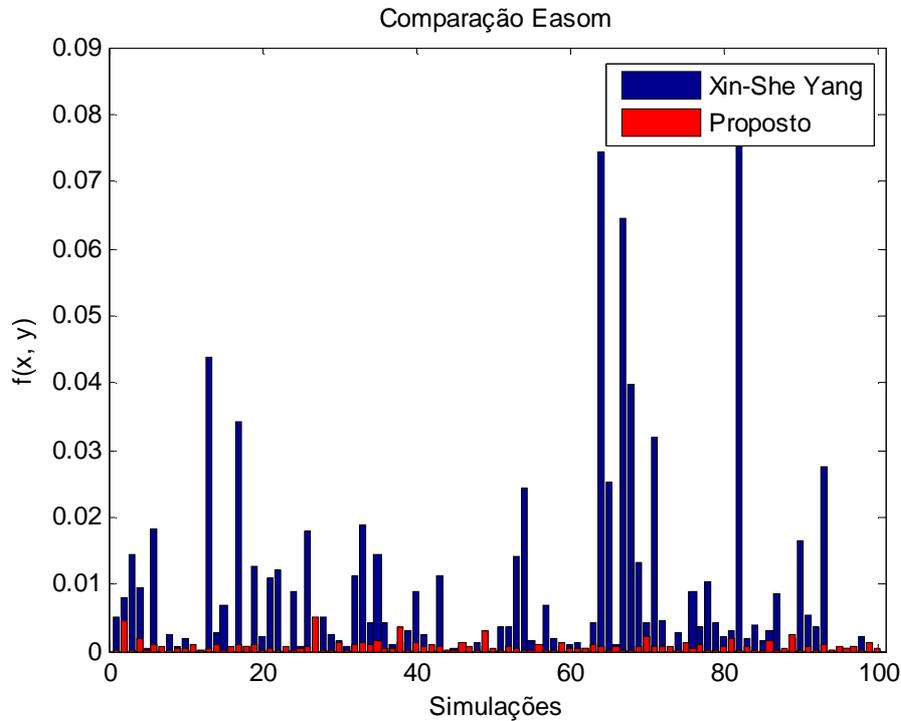


Figura 3.16 - Comparação entre metodologias para *Easom*

Das três funções detalhadas para avaliação das metodologias neste capítulo, *Easom* foi a que mais ressaltou a diferença proporcionada pela alteração no algoritmo básico. Este fato pode ser constatado na Figura 3.16 e na Tabela 3.3, onde a média das soluções de AP, com os 60% piores morcegos da população se deslocando livremente, é aproximadamente dez vezes menor que a média das soluções obtidas com o algoritmo sem a modificação, ou seja, quase sempre o algoritmo proposto produz respostas mais próximas do ótimo global.

Tabela 3.3 - Dados Estatísticos - 100 simulações da função *Easom*

$f(x, y)$	Solução Inicial	Soluções Finais: AO	Soluções Finais: AP (60%)
Média	-	0,0084	7,509e-04
Desvio Padrão	-	0,0148	8,736e-04
Mediana	-	0,0029	5,733e-04
Mínimo	0,9333	4,183e-05	7,778e-06
Máximo	-	0,0872	0,0050

A Figura 3.17 mostra as posições iniciais da população de morcegos, que foi o ponto de partida para as duas metodologias. A Figura 3.18 contem as posições finais atingidas por ambos os algoritmos, onde a população cujo grupo de piores se movimenta livremente está mais dispersa, coerentemente com os resultados provenientes das funções *Eggcrate* e *Rosenbrock*, detalhadas anteriormente.

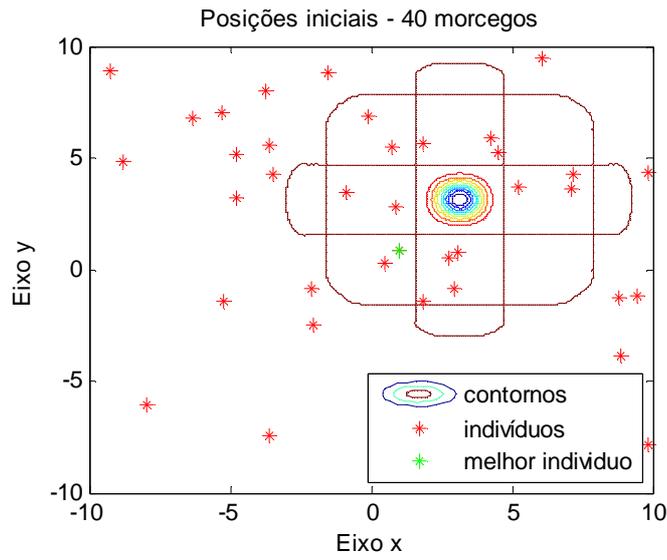


Figura 3.17 - Posições iniciais dos morcegos em corte - *Easom*

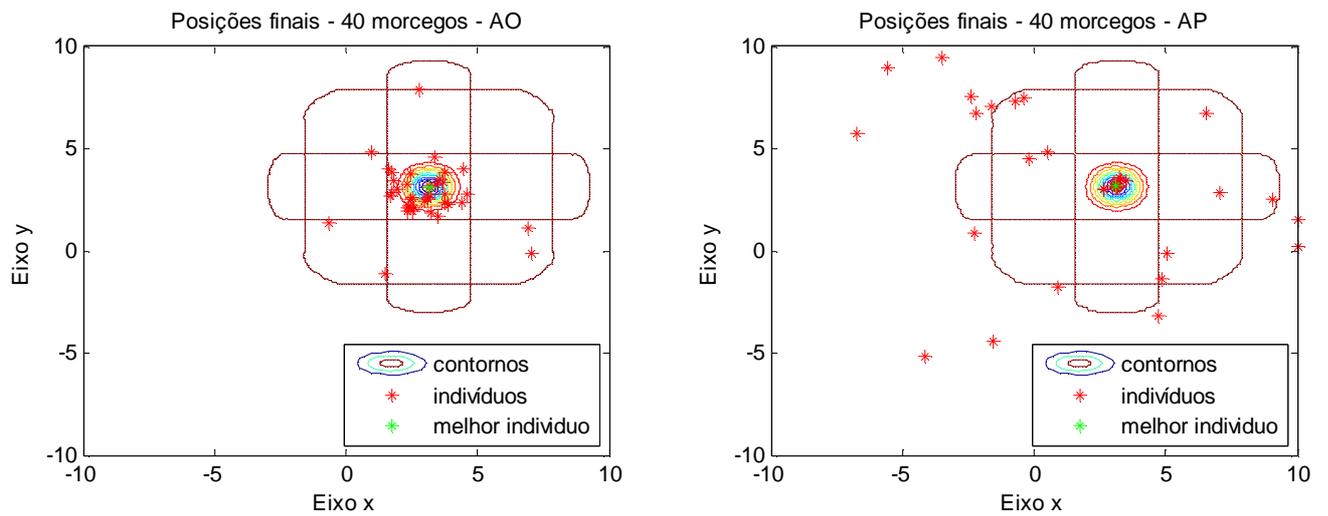


Figura 3.18 - Posições finais dos morcegos em corte - *Easom*

### 3.4.4 DEMAIS FUNÇÕES

Nesta seção, o aperfeiçoamento proposto será comparado com o algoritmo básico através de funções matemáticas contidas em [35], com exceção de *Eggcrate*, retirada de [3].

Os resultados apresentados na Tabela 3.4 mostram a porcentagem de vezes em que o ótimo global foi alcançado pelos algoritmos. Estes dados foram obtidos da seguinte maneira: para cada função, variou-se o conjunto de piores morcegos de 20% a 100%, com um passo de 20%. Deste modo, foram realizadas cem simulações com cada conjunto, além de cem simulações com o algoritmo básico. Os números de cinquenta morcegos e cinquenta iterações foram utilizados como padrão em todos os testes.

Tabela 3.4 - Nível obtenção do ótimo global

<b>Função</b>	<b>Original</b>	<b>20%</b>	<b>40%</b>	<b>60%</b>	<b>80%</b>	<b>100%</b>
<i>Ackley</i>	75%	78%	88%	98%	93%	8%
<i>Aluffi-Pentini</i>	29%	55%	75%	86%	94%	1%
<i>Becker and Lago*</i>	40%	45%	68%	84%	77%	2%
<i>Bohachevsky 1</i>	60%	63%	70%	74%	68%	11%
<i>Bohachevsky 2</i>	53%	64%	69%	76%	77%	5%
<i>Camel*</i>	32%	45%	64%	54%	62%	0%
<i>Camel Back 3</i>	69%	76%	85%	89%	96%	4%
<i>Camel Back 6</i>	49%	54%	61%	70%	69%	7%
<i>Cosine Mixture</i>	66%	71%	81%	77%	88%	0%
<i>De Jong</i>	68%	84%	86%	90%	81%	1%
<i>Easom</i>	32%	63%	79%	80%	88%	0%
<i>Eggcrate</i>	58%	73%	81%	86%	90%	0%
<i>Exponential</i>	54%	57%	65%	69%	79%	0%
<i>Griewank</i>	1%	1%	0%	2%	0%	1%
<i>Michalewicz</i>	48%	60%	67%	65%	71%	14%
<i>Multi-Gaussian</i>	67%	70%	69%	84%	85%	3%
<i>Rastrigin</i>	61%	71%	74%	82%	80%	15%
<i>Rosenbrock</i>	54%	67%	66%	81%	89%	19%
<i>Schaffer 1</i>	3%	3%	7%	8%	3%	0%
<i>Schwefel</i>	64%	69%	66%	83%	85%	21%
<i>Shubert*</i>	39%	39%	38%	42%	40%	6%
<i>Sinusoidal*</i>	43%	53%	52%	53%	63%	0%

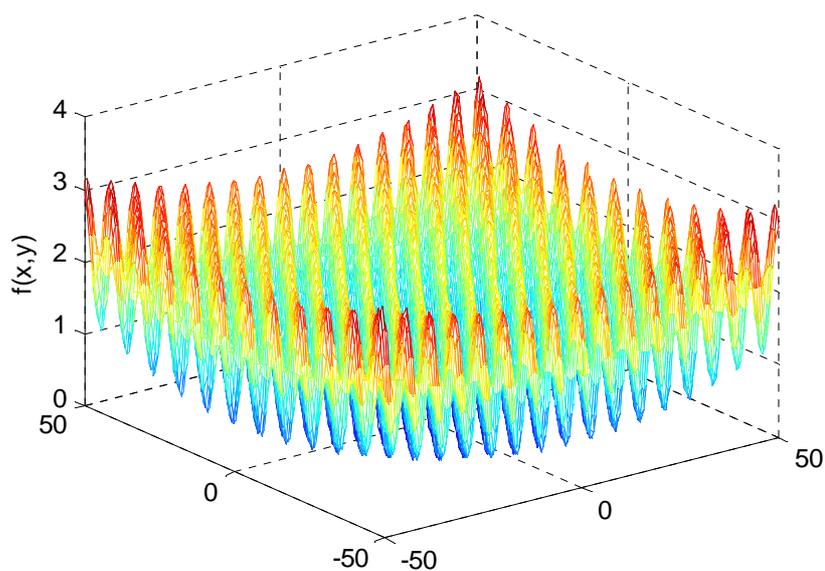
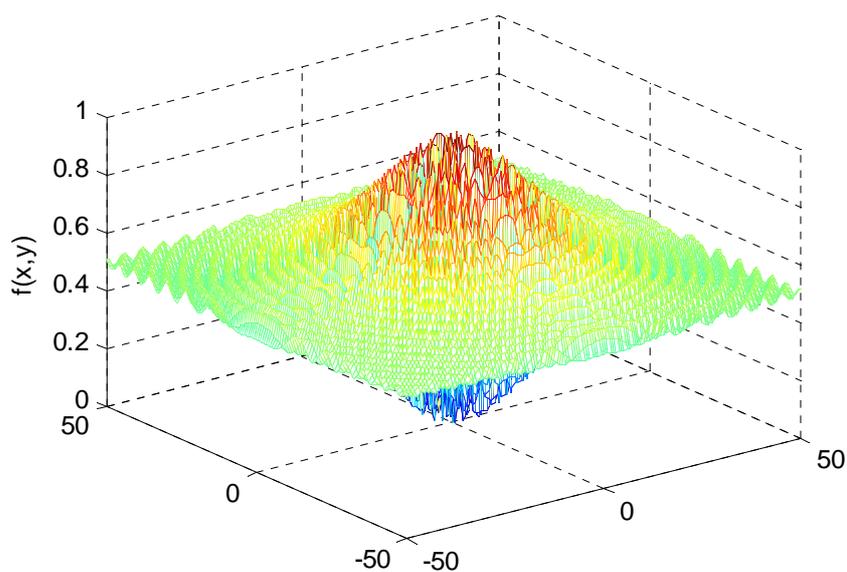
\* múltiplos ótimos globais

Observa-se na Tabela 3.4, que os maiores índices de alcance do ponto ótimo foram obtidos pelo algoritmo modificado com 60% e 80% dos piores morcegos se movendo livremente. Os resultados obtidos com 100% da modificação aplicada se mostram bastante inferiores. Isto se deve ao fato de que, quando todos os morcegos se movimentam independentemente das regras do algoritmo original, a busca perde sua inteligência e torna-se muito aleatória.

De forma complementar, considerando que as metodologias não tiveram bom desempenho em duas funções, análises extras foram realizadas sobre as mesmas. A Tabela 3.5 apresenta variações no número de morcegos, número de iterações e espaço de busca (*range*), separadamente para as funções *Griewank* e *Schaffer1*, mostradas em três dimensões nas Figuras 3.19 e 3.20, respectivamente. Mesmos nestes casos, é possível notar um melhor desempenho proporcionado pela alteração no algoritmo original, principalmente nos testes onde o espaço de busca foi reduzido.

Tabela 3.5 - Comparação entre as metodologias para funções com baixo desempenho

<b>Função</b>	<b>Original</b>	<b>20%</b>	<b>40%</b>	<b>60%</b>	<b>80%</b>	<b>100%</b>
<b>(Morcegos, iterações, range)</b>						
<b><i>Griewank</i></b>						
(50, 50, $-600 < x < 600$ )	1%	1%	0%	2%	0%	1%
(50, 50, $-30 < x < 30$ )	38%	48%	47%	61%	59%	5%
(400, 50, $-600 < x < 600$ )	7%	7%	16%	11%	17%	4%
(50, 400, $-600 < x < 600$ )	4%	6%	4%	15%	7%	1%
<b><i>Schaffer1</i></b>						
(50, 50, $-100 < x < 100$ )	3%	3%	7%	8%	3%	0%
(50, 50, $-10 < x < 10$ )	18%	34%	37%	36%	39%	1%
(400, 50, $-100 < x < 100$ )	10%	14%	18%	22%	26%	2%
(50, 400, $-100 < x < 100$ )	15%	8%	14%	21%	16%	0%

Figura 3.19 - Função *Griewank*Figura 3.20 - Função *Schaffer 1*

### 3.5 CONCLUSÕES GERAIS

Neste capítulo, foram abordados os principais conceitos relacionados à otimização via ecolocalização de morcegos, assim como uma etapa adicional proposta em seu processo de busca original. Esta nova etapa consiste na elaboração de um conjunto de soluções contendo um percentual dos piores indivíduos (morcegos) durante cada iteração. Desta forma, é dada a este

percentual a possibilidade de se deslocar para novas posições (soluções), independentemente da posição que se encontravam anteriormente e de seus volumes de emissão de pulsos.

A modificação proposta mostrou-se eficiente, sendo possível obter soluções de melhor qualidade com maior frequência. Este sucesso se deve ao fato de que a região solução é explorada de forma mais abrangente durante todo o processo de otimização.

Observou-se ainda que o tamanho do conjunto de piores morcegos se movimentando é um parâmetro importante, pois altos valores percentuais podem tornar o processo de busca muito aleatório, e baixos valores deixam a metodologia semelhante à original.

# CAPÍTULO 4

## RESULTADOS

### 4.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo, serão apresentados os resultados e discussões decorrentes das simulações realizadas através da metodologia proposta para alocação e dimensionamento de Geração Distribuída (GD) em sistemas radiais de distribuição. Para avaliação deste método, consideraram-se três sistemas radiais de distribuição de energia elétrica difundidos na literatura especializada. Nas simulações aqui realizadas, a função objetivo é a equação de perdas técnicas do sistema, perdas estas que se deseja minimizar alocando-se potência ativa e reativa pelas unidades geradoras em diferentes testes. Para tanto, a metodologia proposta faz uso da otimização inspirada na ecolocalização de morcegos para a determinação da alocação ótima dos geradores distribuídos e de um fluxo de potência ótimo no dimensionamento do despacho de potência.

Além das perdas técnicas, outros critérios de desempenho foram utilizados na avaliação das metodologias em estudo, como trajetória de convergência e perfil de tensão resultante nas barras. Os resultados produzidos estão apresentados em forma de gráficos e tabelas, nos quais se encontram comparações entre os resultados obtidos pela metodologia proposta e outras publicações encontradas na literatura.

### 4.2 ASPECTOS COMPUTACIONAIS E PARÂMETROS UTILIZADOS NO ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO

A implementação da metodologia proposta foi realizada no ambiente dos *softwares* MatLab<sup>®</sup> versão 2010a e LINGO versão 12.0, sendo o primeiro utilizado para programação da metaheurística utilizada e o segundo para a implementação do Fluxo de Potência Ótimo. A metodologia foi executada por meio do processador Intel<sup>®</sup> Core<sup>™</sup>2 Duo, 2.0GHz e 2GB de memória RAM.

Como mostrado no capítulo anterior, o algoritmo de otimização via ecolocalização de morcegos possui vários parâmetros a serem determinados empiricamente. Os valores utilizados nas simulações realizadas nesta pesquisa são:

- 50 iterações
- 50 morcegos
- 60% dos piores morcegos se deslocando no algoritmo modificado
- Taxa máxima de emissão de pulso,  $r_i^0 = 1$
- Frequência mínima,  $f_{min} = 0$
- Frequência máxima,  $f_{max} = 0,8$
- Constante para decréscimo do volume de emissão de pulso,  $\alpha = 0,9$
- Constante para aumento da taxa de emissão de pulso,  $\gamma = 0,8$
- $\mathbf{v}_i^0$  e  $A_i^0 \in [0,1]$  e são inicializados aleatoriamente

## 4.3 ESTUDOS DE CASOS

### 4.3.1 SISTEMA DE 33 BARRAS

O primeiro sistema teste em estudo possui 33 barras e pode ser encontrado em [36]. Seus dados de linha e carga estão no Apêndice A.1. A simulação inicial deste sistema, sem a inserção das GDs, revela perdas técnicas da ordem de 210,84 kW. Para este sistema, foram realizadas comparações entre a metodologia proposta, a original [3] e os resultados publicados por Hussain *et al.* [16], que aloca e dimensiona GD pela técnica da Evolução Diferencial, onde são realizados estudos considerando a inserção de duas até quatro unidades distribuídas de geração injetando somente potência ativa na rede elétrica. A Tabela 4.1 mostra os resultados em comparação, onde se têm: (i) o número de GDs alocadas no sistema de distribuição, (ii) as informações das barras onde foram alocadas as GDs, (iii) as potências ativas despachadas por cada GD, (iv) as perdas técnicas após a inserção das gerações distribuídas e (v) a redução percentual das perdas técnicas em relação ao sistema original.

Tabela 4.1 - Alocação de Potência Ativa no sistema de 33 barras

<b>2 GDs</b>	<b>Barras</b>	<b>Potência (kW)</b>	<b>Perdas (kW)</b>	<b>Redução das Perdas (%)</b>
Proposto	12/ 29	851,5/ 1157,6	87,17	58,66
Original	12/ 29	851,5/ 1157,6	87,17	58,66
[16] - 2012	6/ 14	1902,3/ 646,9	91,29	56,70
<b>3 GDs</b>	<b>Barras</b>	<b>Potência (kW)</b>	<b>Perdas (kW)</b>	<b>Redução das Perdas (%)</b>
Proposto	12/ 23/ 29	801,7/ 1091,3/ 1053,6	72,79	65,48
Original	12/ 23/ 29	801,7/ 1091,3/ 1053,6	72,79	65,48
[16] - 2012	6/ 14/ 31	1667,0/ 736,1/ 890,4	78,00	63,01
<b>4 GDs</b>	<b>Barras</b>	<b>Potência (kW)</b>	<b>Perdas (kW)</b>	<b>Redução das Perdas (%)</b>
Proposto	5/ 13/ 23/ 30	926,3/646,8/ 967,2/686,3	67,63	67,92
Original	6/ 13/ 23/ 30	872,5/ 632,5/ 981/ 708,6	67,64	67,92
[16] - 2012	6/ 14/ 24/ 31	797,3/646,9/ 782,4/818,8	69,55	67,01

A análise da Tabela 4.1 indica que o método proposto se mostra competitivo em relação ao trabalho desenvolvido por Hussain *et al.* [16]. Percebe-se que a metodologia proposta foi mais eficiente, encontrando soluções para alocação e despacho com valores de perdas técnicas inferiores e consequentemente, maiores reduções percentuais em relação ao sistema antes da inserção de GDs. O algoritmo de otimização via ecolocalização de morcegos modificado obteve resultados muito próximos dos encontrados pelo algoritmo original, apresentando alocação diferente apenas para o caso de quatro unidades alocadas, chegando, porém, praticamente no mesmo valor de perdas técnicas.

A trajetória de convergência é um parâmetro importante na avaliação da pesquisa realizada, pois revela o comportamento do algoritmo quando aplicado à alocação e despacho de GD. Com a elevação da complexidade do problema, isto é, conforme as soluções possíveis vão aumentando combinatoriamente, o algoritmo tende a chegar à solução final mais tardiamente, devido ao maior espaço de busca a ser explorado. Destaca-se que as simulações realizadas com o algoritmo original e proposto partiram da mesma solução inicial, isto é, com os morcegos virtuais nas mesmas posições na primeira iteração do processo, de modo que a comparação entre as metodologias seja realizada de maneira justa. As Figuras 4.1 a 4.6 apresentam os gráficos com as trajetórias de convergência resultantes dos testes realizados com o sistema de 33 barras. Nota-se nestas imagens o momento (iteração) em que os algoritmos original e proposto alcançaram o resultado final disposto na Tabela 4.1.

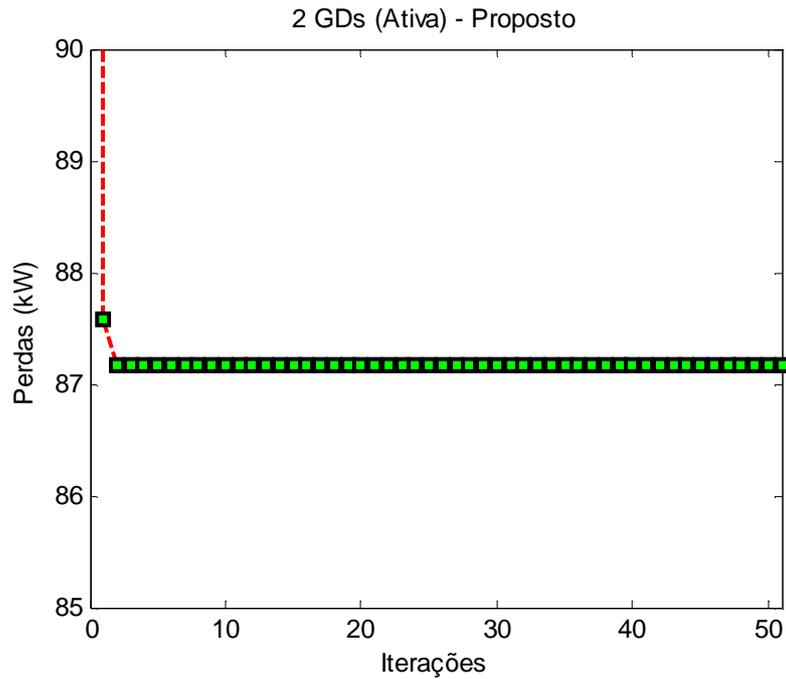


Figura 4.1 - Trajetória de Convergência - 2 GDs no sistema de 33 barras (Proposto).

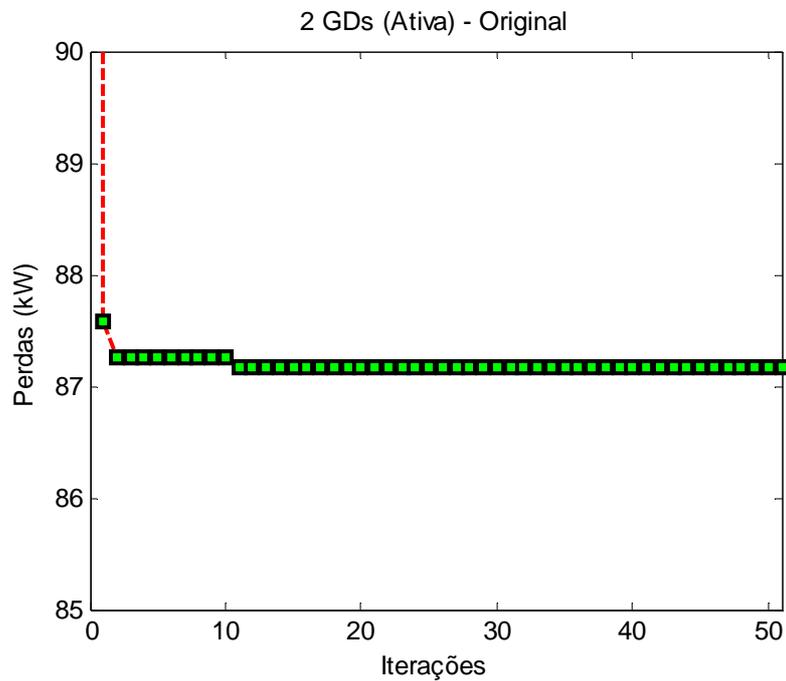


Figura 4.2 - Trajetória de Convergência - 2 GDs no sistema de 33 barras (Original)

As Figuras 4.1 e 4.2 mostram a trajetória de convergência com duas GDs de potência ativa no sistema de 33 barras, com o algoritmo modificado encontrando a resposta final na segunda iteração, enquanto o algoritmo original alcançou a última resposta na décima primeira iteração.

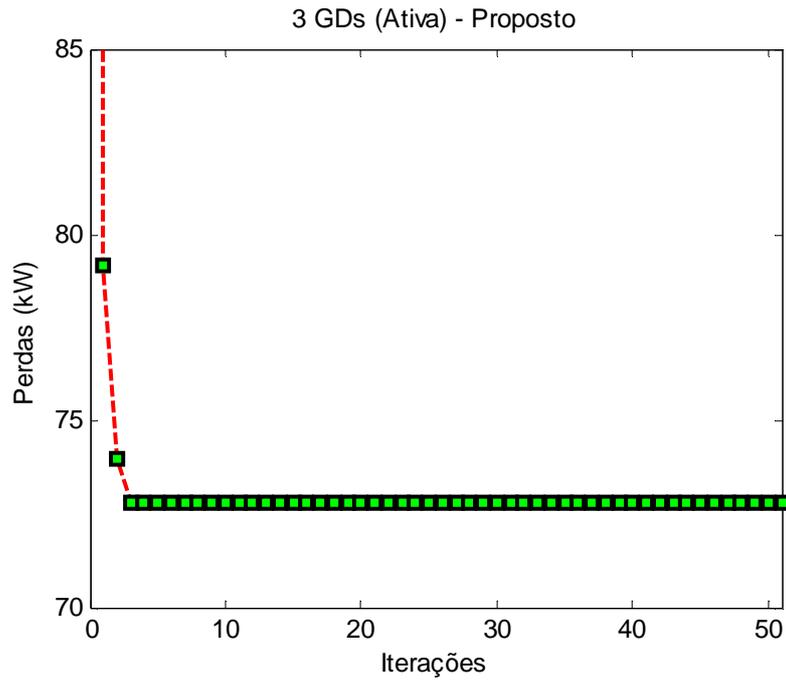


Figura 4.3 - Trajetória de Convergência - 3 GDs no sistema de 33 barras (Proposto).

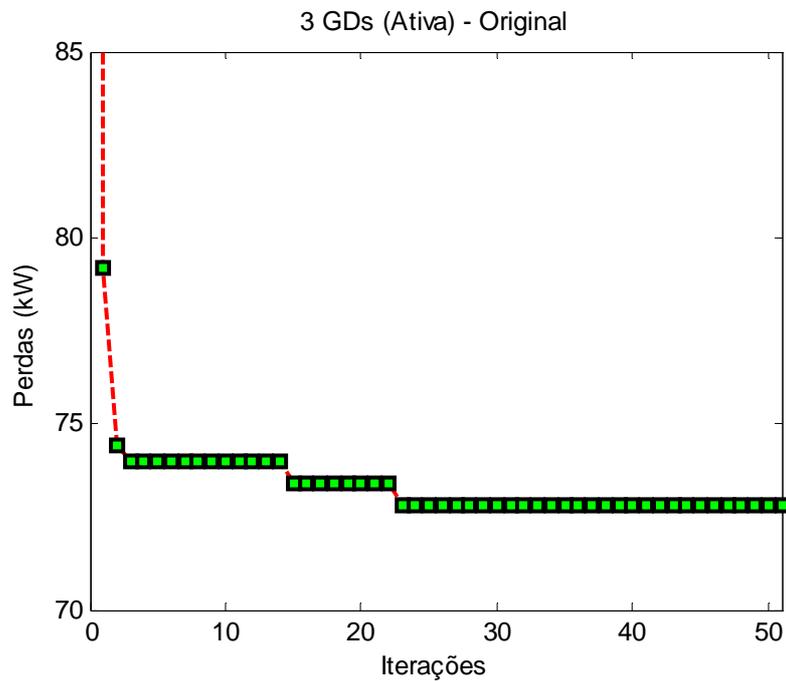


Figura 4.4 - Trajetória de Convergência - 3 GDs no sistema de 33 barras (Original)

A alocação de três GDs de potência ativa no sistema de 33 barras manteve o comportamento observado no caso de duas unidades: convergência tardia para o algoritmo original em relação ao proposto e mesma resposta encontrada pelas duas metodologias. Os dois algoritmos partiram da mesma solução inicial.

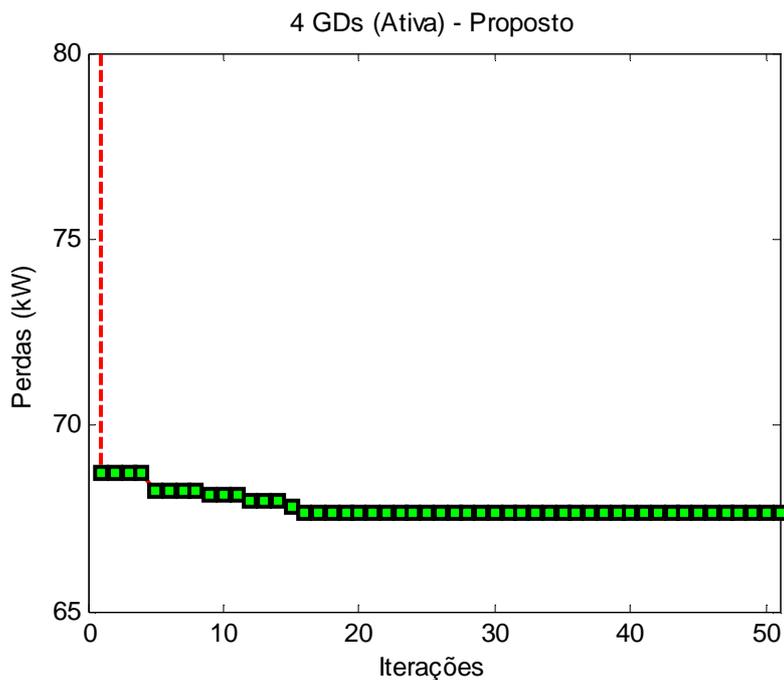


Figura 4.5 - Trajetória de Convergência - 4 GDs no sistema de 33 barras (Proposto).

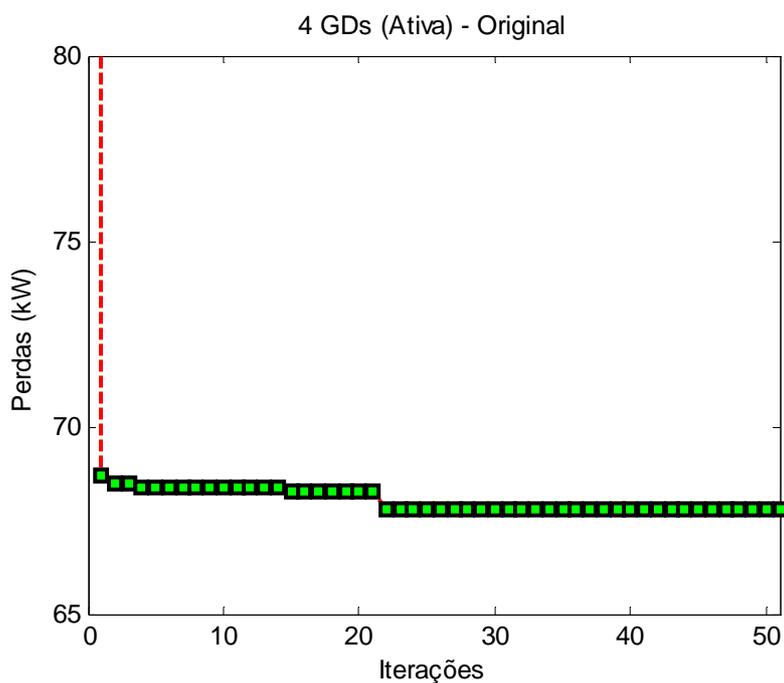


Figura 4.6 - Trajetória de Convergência - 4 GDs no sistema de 33 barras (Original)

Dentre as simulações realizadas no sistema de 33 barras, a mais complexa é a alocação de quatro unidades geradoras, onde o espaço de solução é maior. Neste teste, o algoritmo modificado encontrou a solução final na décima sexta iteração, enquanto o algoritmo original alcançou sua solução final na vigésima segunda, o que mostra a tendência que o algoritmo alterado possui em ser mais eficiente conforme a complexidade do problema aumenta.

Como mencionado no Capítulo 2, benefícios além da redução das perdas técnicas podem ser observados após a inserção de GD no sistema. Melhoria no perfil de tensão é um destes benefícios. As Figuras 4.7 a 4.10 mostram o perfil de tensão para alocação de uma a quatro GDs no sistema de 33 barras.

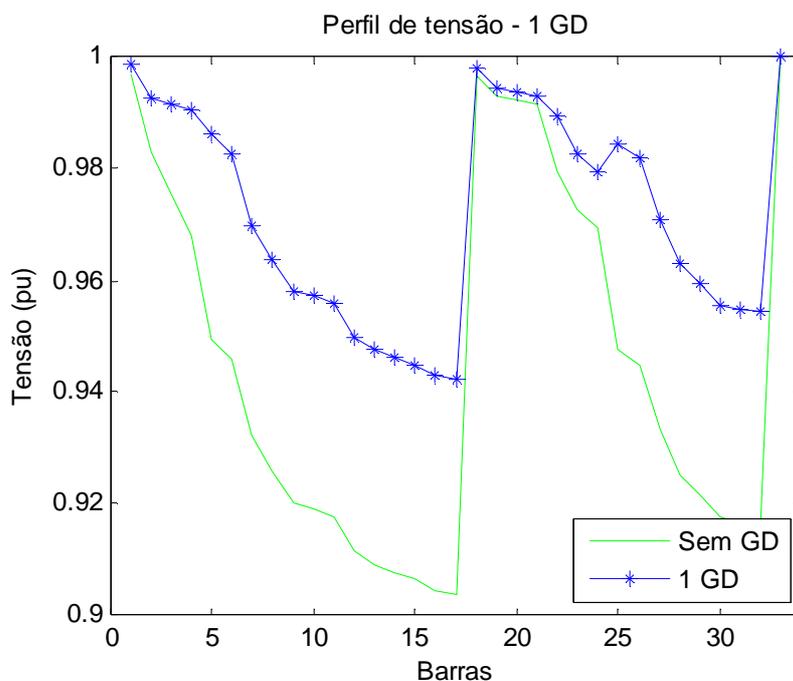


Figura 4.7 - Perfil de tensão - 1 GD no sistema de 33 barras

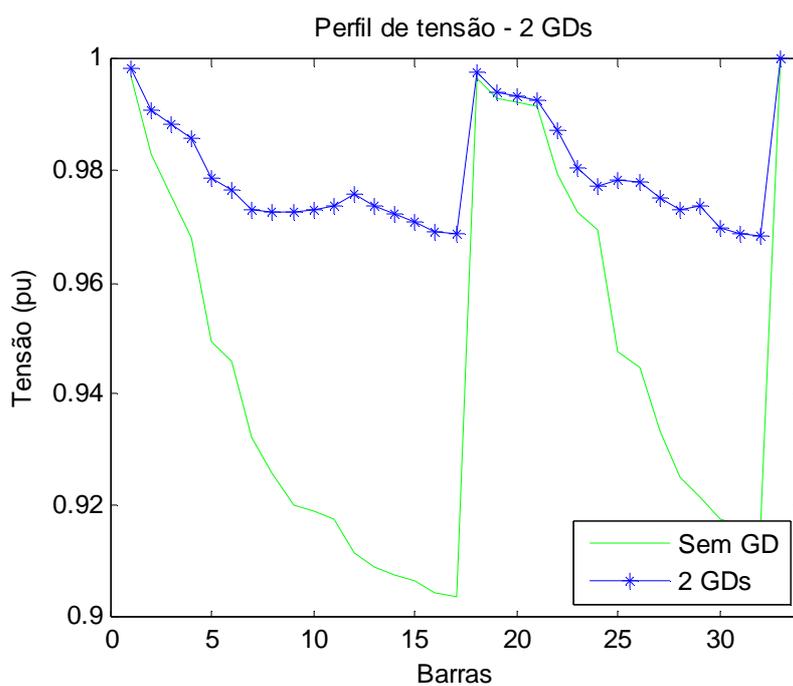


Figura 4.8 - Perfil de tensão - 2 GDs no sistema de 33 barras

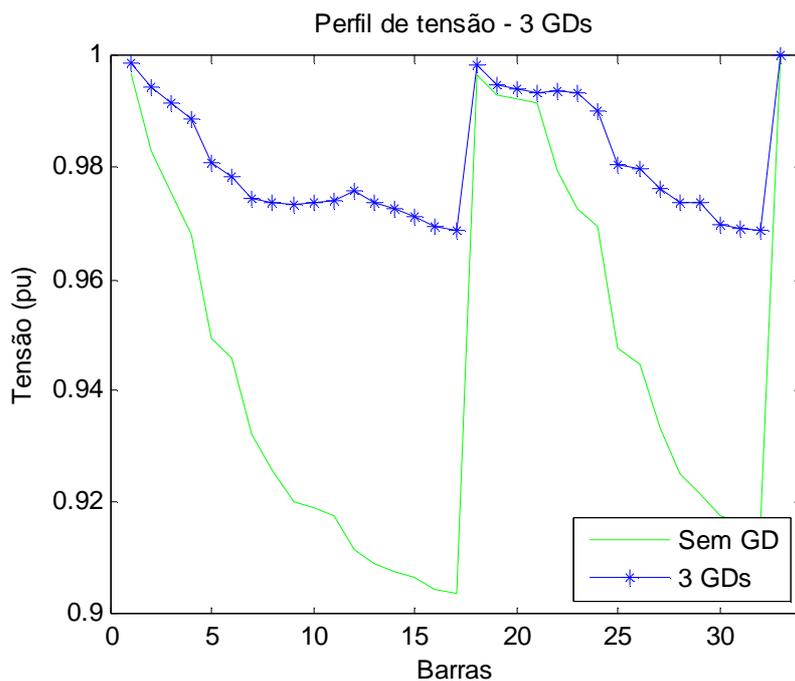


Figura 4.9 - Perfil de tensão - 3 GDs no sistema de 33 barras

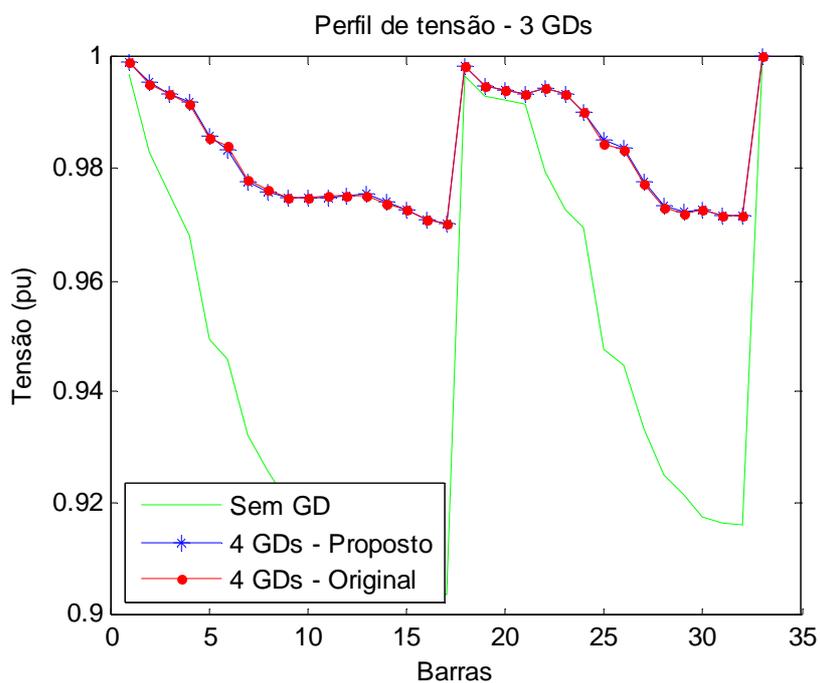


Figura 4.10 - Perfil de tensão - 4 GDs no sistema de 33 barras

Nas quatro imagens, observa-se um perfil de tensão mais adequado em relação ao sistema sem alocação de GD, explicitando a melhoria na qualidade da energia proporcionada pela inserção de GD no sistema elétrico de distribuição.

Como os algoritmos encontraram resultados parecidos (apenas uma barra diferente) na alocação de quatro GDs, os respectivos perfis de tensão também ficaram próximos, como pode ser observado na Figura 4.10. O *Zoom* mostrado na Figura 4.11 evidencia como a tensão fica ligeiramente mais alta na barra escolhida, visto que o algoritmo proposto escolheu a barra 5 ao invés da barra 6, esta escolhida pelo algoritmo original, além das barras 13, 23 e 30.

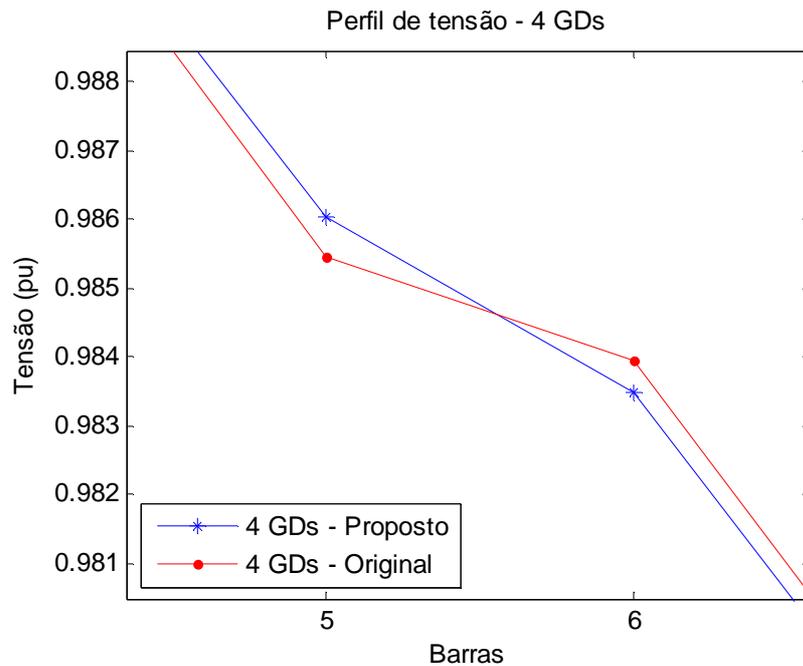


Figura 4.11 - Perfil de tensão em *Zoom* - 4 GDs no sistema de 33 barras

#### 4.3.2 SISTEMA DE 50 BARRAS

O próximo sistema de distribuição a ser analisado é um alimentador real operado pela Companhia Energética de Brasília, que possui 50 barras. Seus dados de linha e carga estão dispostos no Apêndice A.2. As perdas técnicas deste sistema antes da inserção das unidades de GD são da ordem de 55,62 kW. Realizaram-se estudos com alocação conjunta de potência ativa e reativa, variando o número de unidades geradoras da unidade até quatro. Os resultados obtidos pelas metodologias aqui desenvolvidas foram comparados com as respostas encontradas no trabalho de Guedes [37], que dimensiona as GDs através do Método da Aproximação Quadrática e escolhe as barras que resultarem em menores valores de perdas ativas.

As perdas técnicas resultantes da alocação conjunta de potência ativa e reativa no sistema de 50 barras são apresentadas na Tabela 4.2, onde se tem: (i) o número de GDs alocadas no sistema,

(ii) as barras que recebem as unidades de GD, (iii) as potências ativas despachadas por cada GD, (iv) as potências reativas despachadas por cada unidade geradora; (v) As perdas técnicas após a inserção das gerações distribuídas e (vi) a redução percentual das perdas técnicas em relação ao sistema original.

Tabela 4.2 - Alocação de potência ativa e reativa no sistema de 50 barras

<b>1 GD</b>	<b>Barra</b>	<b>Potência (kW)</b>	<b>Potência (kVAr)</b>	<b>Perdas (kW)</b>	<b>Redução das Perdas (%)</b>
Proposto	14	1945,7	1461	2,83	94,91
Original	14	1945,7	1461	2,83	94,91
[37]-2006	14	1980	1490	3,21	94,23
<b>2 GDs</b>	<b>Barras</b>	<b>Potência (kW)</b>	<b>Potência (kVAr)</b>	<b>Perdas (kW)</b>	<b>Redução das Perdas (%)</b>
Proposto	11/ 16	1090,8/ 939,1	818,5/ 704,7	1,63	97,07
Original	11/ 16	1090,8/ 939,1	818,5/ 704,7	1,63	97,07
[37]-2006	14/ 28	1980/ 190	1490/ 140	2,60	95,33
<b>3 GDs</b>	<b>Barras</b>	<b>Potência (kW)</b>	<b>Potência (kVAr)</b>	<b>Perdas (kW)</b>	<b>Redução das Perdas (%)</b>
Proposto	11/ 16/ 39	916,4/ 791,9/ 320,4	687,6/ 594,1/ 240,3	1,01	98,18
Original	11/ 16/ 39	916,4/ 791,9/ 320,4	687,6/ 594,1/ 240,3	1,01	98,18
[37]-2006	14/ 26/ 28	1980/ 140/ 190	1490/ 90/ 140	2,15	96,13
<b>4 GDs</b>	<b>Barras</b>	<b>Potência (kW)</b>	<b>Potência (kVAr)</b>	<b>Perdas (kW)</b>	<b>Redução das Perdas (%)</b>
Proposto	3/ 9/ 17/ 40	76/ 825,7/ 934/ 322,4	57/ 618,4/ 701/ 241,7	1,00	98,20
Original	27/ 34/ 36/ 50	344,5/ 735/ 519/ 460,4	258,4/ 551/ 389/ 345,6	1,01	98,18
[37]-2006	14/ 26/ 28/ 49	1980/ 140/ 190/ 90	1490/ 90/ 140/ 70	1,77	96,82

A análise da Tabela 4.2 revela que os algoritmos proposto e original obtiveram respostas próximas, em termos de perdas, no caso mais complexo testado com este sistema, alocação de quatro unidades de GD. Nota-se que, neste caso, as duas metodologias efetuaram a escolha das quatro barras de modo totalmente diferente, sem barras coincidentes como nos casos anteriores. Os valores de perdas técnicas, no entanto, chegaram a valores bastante próximos. A alocação de um menor número de unidades produziu resultado final idêntico para ambas as metodologias.

Em relação à referência [37], os algoritmos inspirados na ecolocalização de morcegos alcançaram maior redução das perdas técnicas em todos os testes realizados. É possível verificar também a escolha de barras diferentes para receber a unidade geradora, com exceção da simulação que se propôs a alocar uma única GD, na qual as três metodologias escolheram a mesma barra para receber o gerador distribuído, barra 14.

As trajetórias de convergência provenientes das simulações realizadas com o sistema de 50 barras se encontram nas Figuras 4.12 a 4.18.

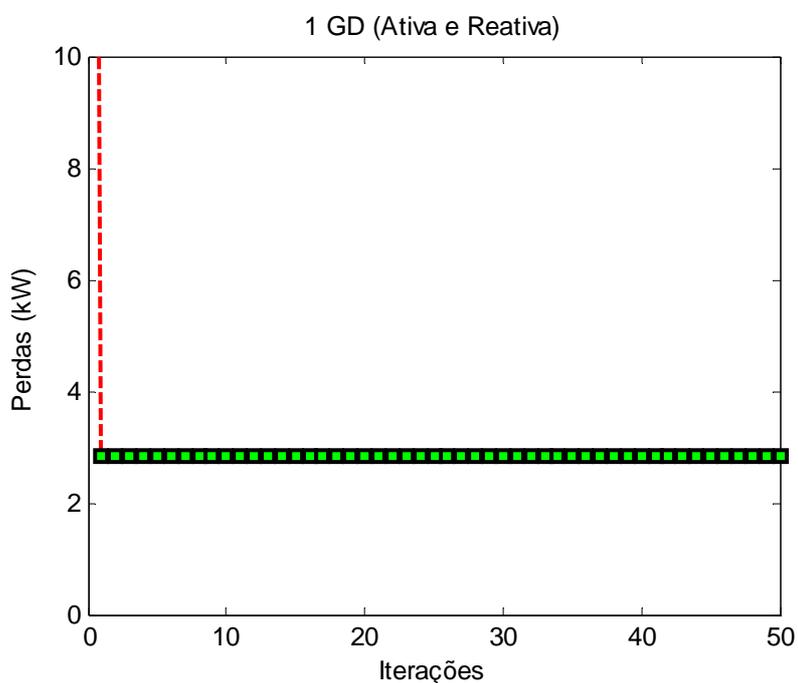


Figura 4.12 - Trajetória de Convergência - 1 GD no sistema de 50 barras

Para o caso mais simples de alocação (1 GD), os dois algoritmos convergiram para a mesma resposta já na primeira iteração, como pode ser visto na Figura 4.12. Isto significa que a resposta encontrada estava em meio às soluções geradas inicialmente.

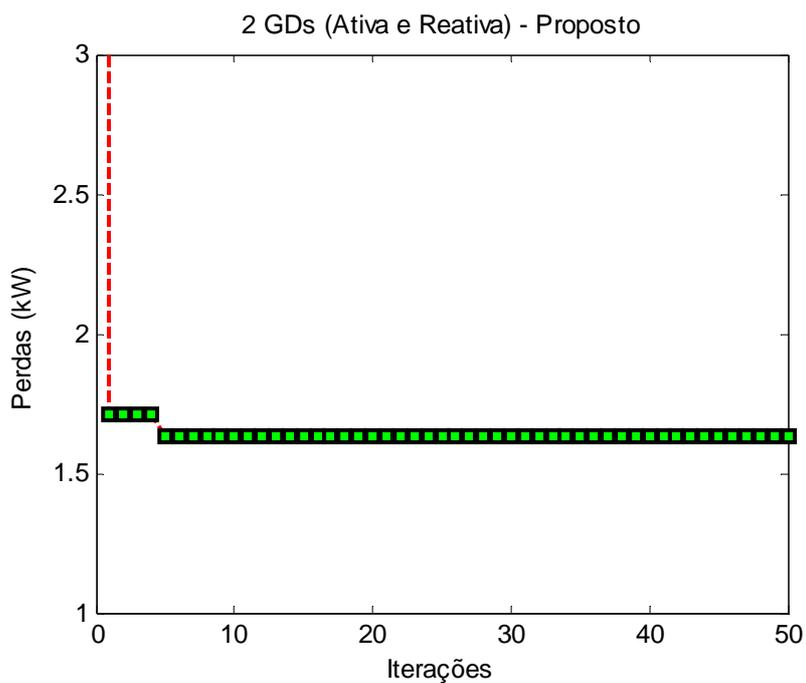


Figura 4.13 - Trajetória de Convergência - 2 GDs no sistema de 50 barras (Proposto)

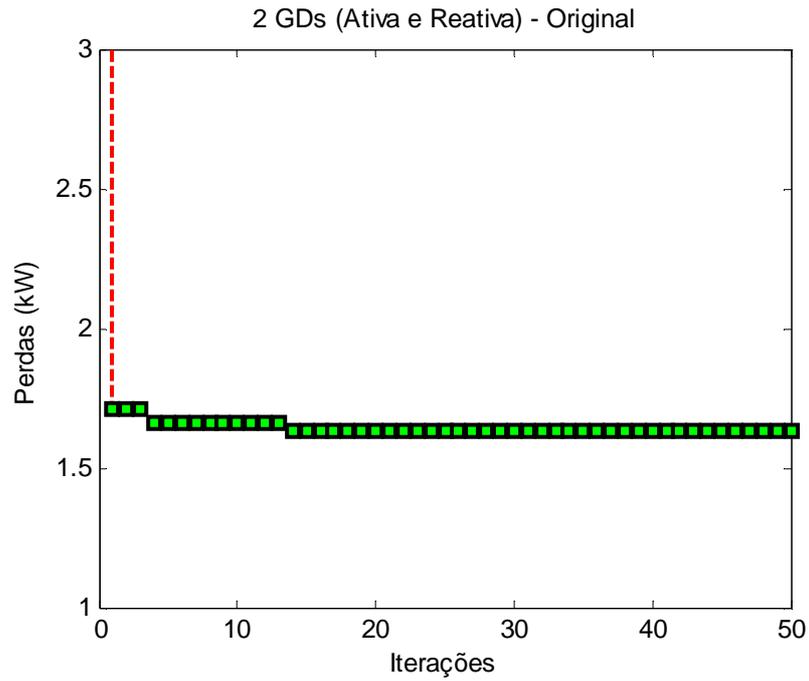


Figura 4.14 - Trajetória de Convergência - 2 GDs no sistema de 50 barras (Original)

As Figuras 4.13 e 4.14 mostram que o algoritmo original convergiu para a solução final algumas iterações após o algoritmo modificado. Como consta na Tabela 4.2, as duas metodologias escolheram as barras 11 e 16 para receber as unidades geradoras.

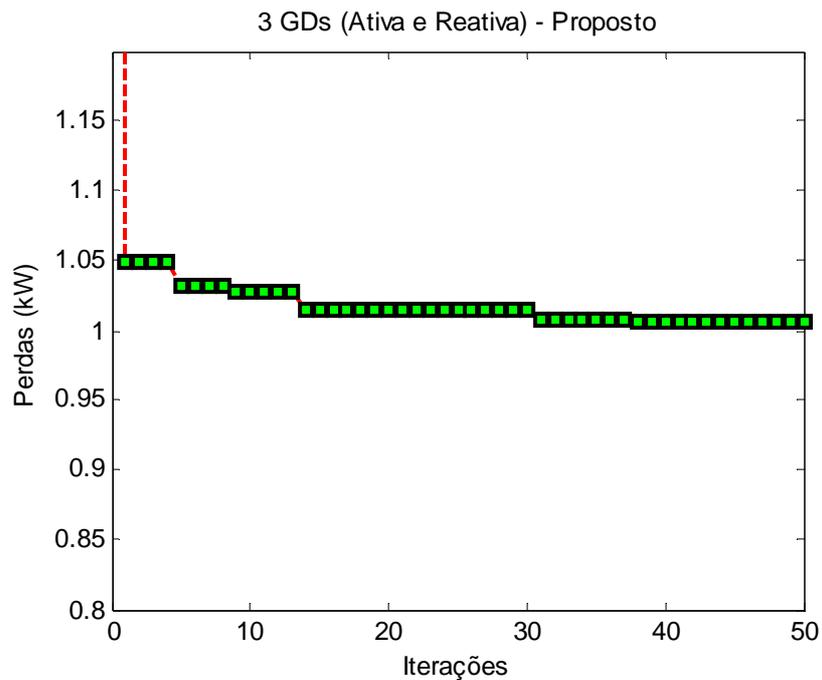


Figura 4.15 - Trajetória de Convergência - 3 GDs no sistema de 50 barras (Proposto)

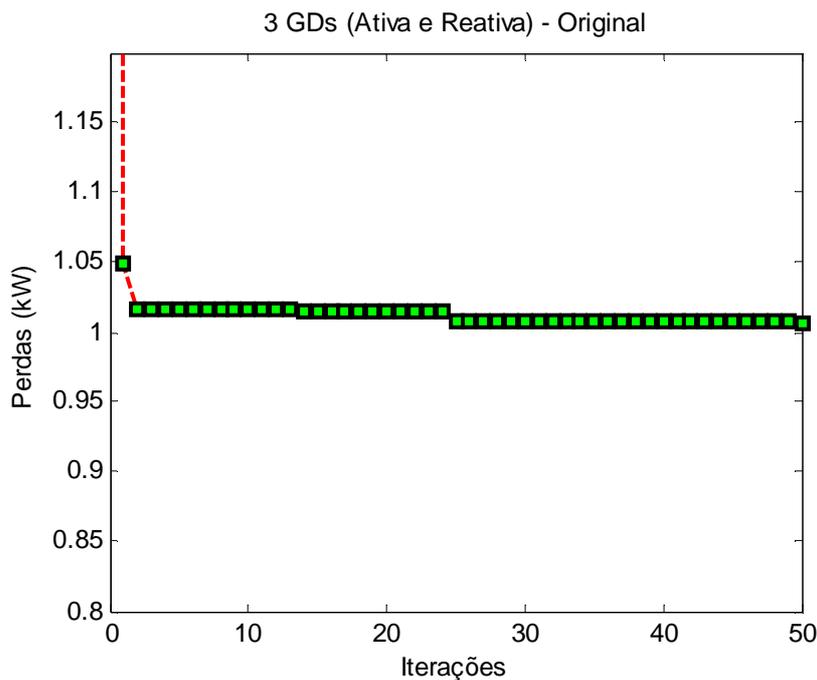


Figura 4.16 - Trajetória de Convergência - 3 GDs no sistema de 50 barras (Original)

Contrariando a tendência observada nas demais simulações, a comparação das Figuras 4.15 e 4.16 revela que, para o caso da alocação de três GDs no sistema de 50 barras, o algoritmo original convergiu antes que o modificado, precisamente na vigésima quinta iteração, enquanto o algoritmo dotado da alteração proposta encontrou a solução final na trigésima oitava iteração.

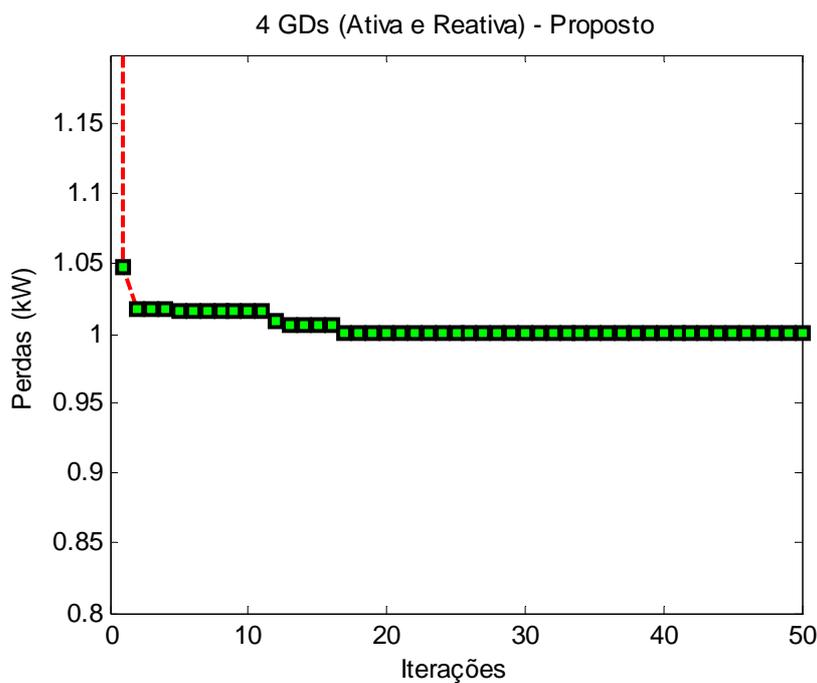


Figura 4.17 - Trajetória de Convergência - 4 GDs no sistema de 50 barras (Proposto)

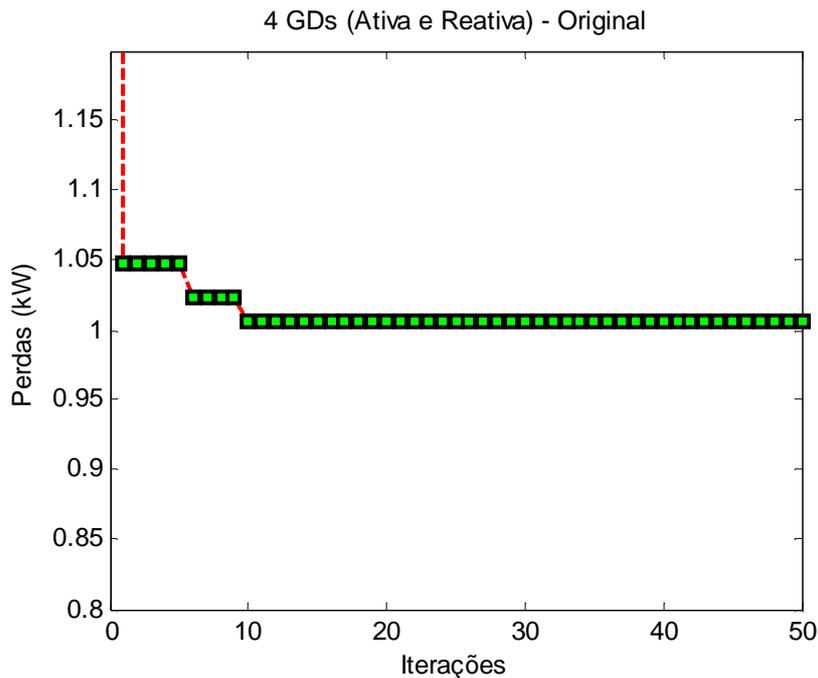


Figura 4.18 - Trajetória de Convergência - 4 GDs no sistema de 50 barras (Original).

Quando inseridas quatro unidades, o algoritmo original estabilizou-se primeiro, na décima iteração, como pode ser observado na Figura 4.18. Entretanto, a Figura 4.17 mostra que as perdas técnicas foram levemente superiores às encontradas pelo algoritmo dotado da alteração proposta, que convergiu para a solução final na décima sétima iteração.

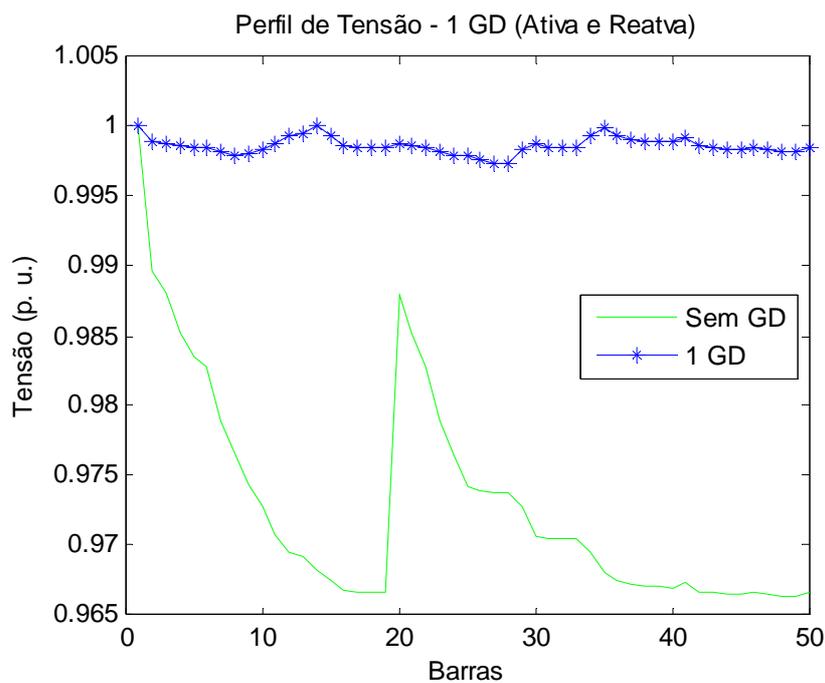


Figura 4.19 - Perfil de tensão - 1 GD no sistema de 50 barras

Neste sistema, os benefícios proporcionados ao perfil de tensão pela adição de GD são evidentes, desde a alocação de uma única unidade até o caso mais complexo simulado, no qual foram alocadas quatro unidades geradoras. Estes resultados podem ser vistos nas Figuras 4.19 a 4.22.

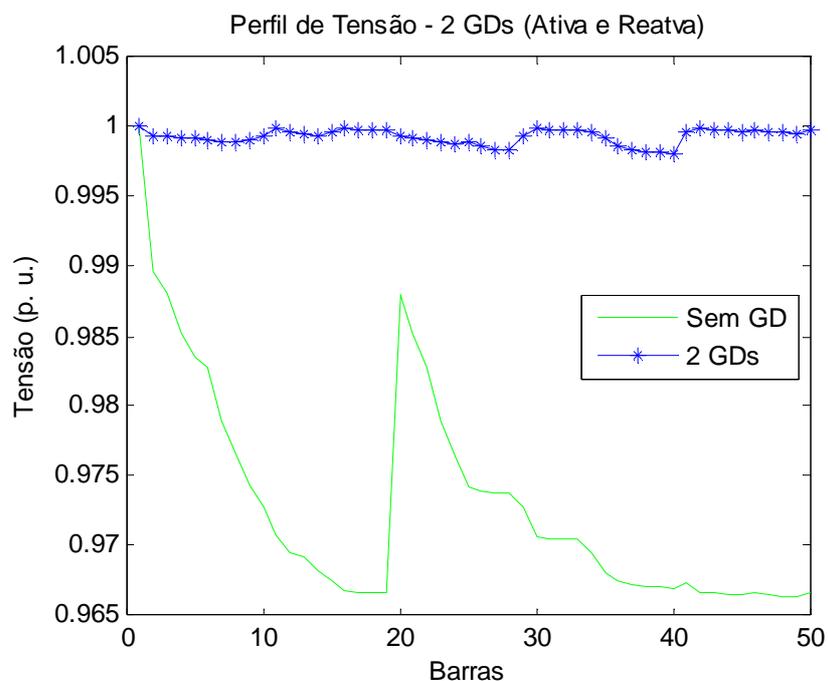


Figura 4.20 - Perfil de tensão - 2 GDs no sistema de 50 barras

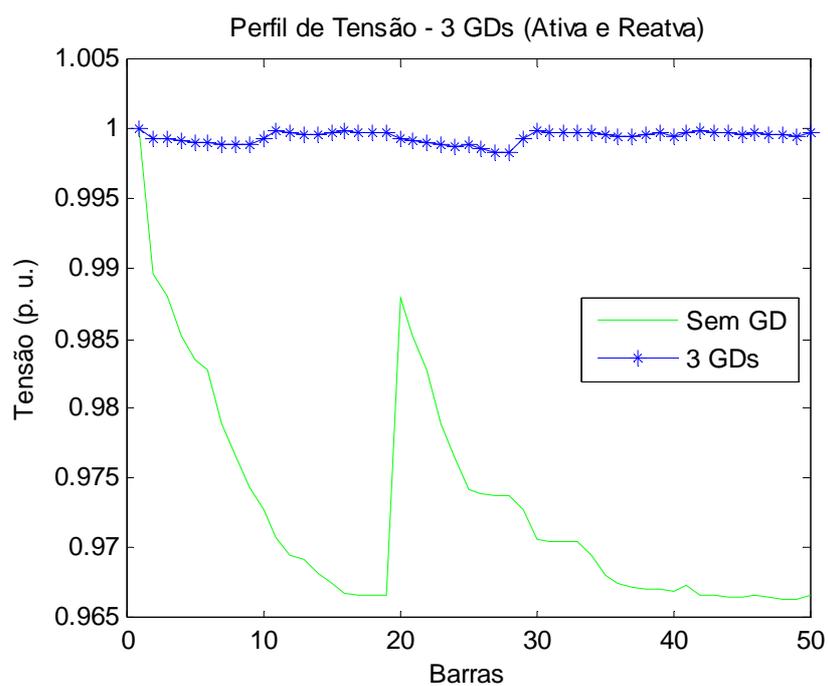


Figura 4.21 - Perfil de tensão - 3 GDs no sistema de 50 barras

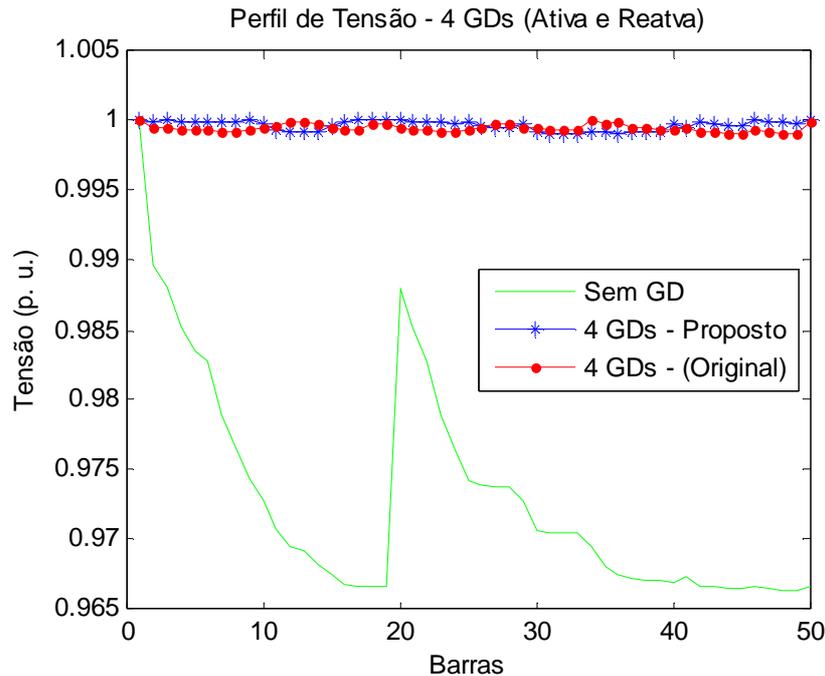


Figura 4.22 - Perfil de tensão - 4 GDs no sistema de 50 barras

Nos quatro casos simulados, as tensões nas barras ficaram entre 0,995 e 1,005 por unidade. Esta é uma faixa de tensão bastante adequada para sistemas de distribuição, onde perturbações na tensão podem prejudicar e alterar o funcionamento de equipamentos conectados à rede.

### 4.3.3 SISTEMA DE 69 BARRAS

O terceiro sistema teste analisado possui 69 barras. Este sistema pode ser encontrado em Guedes [37] e Baran *et al.* [38], com perdas da ordem de 225 kW, sem alocação de GD. Seus dados de linha e de carga estão dispostos no Apêndice A.3. Para este sistema, foram realizados estudos considerando a inserção de até três unidades distribuídas de geração em três situações distintas: alocação de potência ativa somente, alocação exclusiva de potência reativa e alocação conjunta de potência ativa e reativa pela mesma unidade geradora. Foram realizadas comparações entre a metodologia proposta, a original e os resultados publicados em Abu-Mouti *et al.* [13], Dias *et al.* [19] e Guedes [37].

A Tabela 4.3 corresponde à alocação exclusiva de potência ativa no sistema de 69 barras, contendo os resultados produzidos pelas simulações provenientes do algoritmo proposto e do original, assim como os resultados presentes em [13] e [19].

Tabela 4.3 - Alocação de potência ativa no sistema de 69 barras

<b>1 GD</b>	<b>Barra</b>	<b>Potência (kW)</b>	<b>Perdas (kW)</b>	<b>Redução das Perdas (%)</b>
Proposto	61	1872,7	83,22	63,01
Original	61	1872,7	83,22	63,01
[19] - 2012	61	1872,7	83,22	63,01
[13] - 2011	56	1807,4	84,98	62,23
<b>2 GDs</b>	<b>Barras</b>	<b>Potência (kW)</b>	<b>Perdas (kW)</b>	<b>Redução das Perdas (%)</b>
Proposto	17/ 61	531,5/ 1781,5	71,68	68,14
Original	17/ 61	531,5/ 1781,5	71,68	68,14
[19] - 2012	17/ 61	531,5/ 1781,5	71,68	68,14
[13] - 2011	56/ 53	1724,1/ 519,4	73,19	67,47
<b>3 GDs</b>	<b>Barras</b>	<b>Potência (kW)</b>	<b>Perdas (kW)</b>	<b>Redução das Perdas (%)</b>
Proposto	11/ 18/ 61	526,8/ 380,4/ 1719	69,43	69,14
Original	12/ 21/ 61	495,2/ 312,8/ 1735,3	69,59	69,07
[19] - 2012	11/ 18/ 61	526,8/ 380,4/ 1719	69,43	69,14
[13] - 2011	56/ 55/ 33	1666,7/ 376/ 508,4	70,88	68,50

Diante dos resultados apresentados na Tabela 4.3, verifica-se que a metodologia proposta mostra-se novamente competitiva, encontrando perdas menores que as publicadas em [13] e resultados idênticos aos encontrados em [19]. Nota-se ainda uma leve diferença entre o algoritmo original e o proposto para o caso de três alocações. Isto se deve ao maior espaço de busca, porém os resultados são numericamente iguais.

O sistema de distribuição de 69 barras também foi simulado partindo-se das mesmas soluções iniciais para os algoritmos original e proposto. As trajetórias de convergência produzidas pelas simulações, cujos resultados estão dispostos na Tabela 4.3, encontram-se a seguir, nas Figuras 4.23 a 4.27.

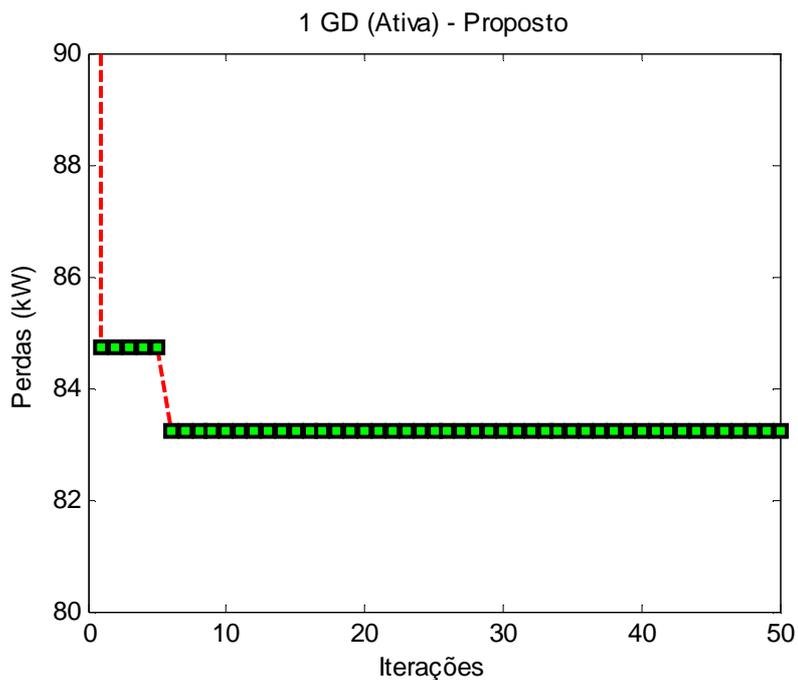


Figura 4.23 - Trajetória de Convergência - 1 GD ativa no sistema de 69 barras (Proposto).

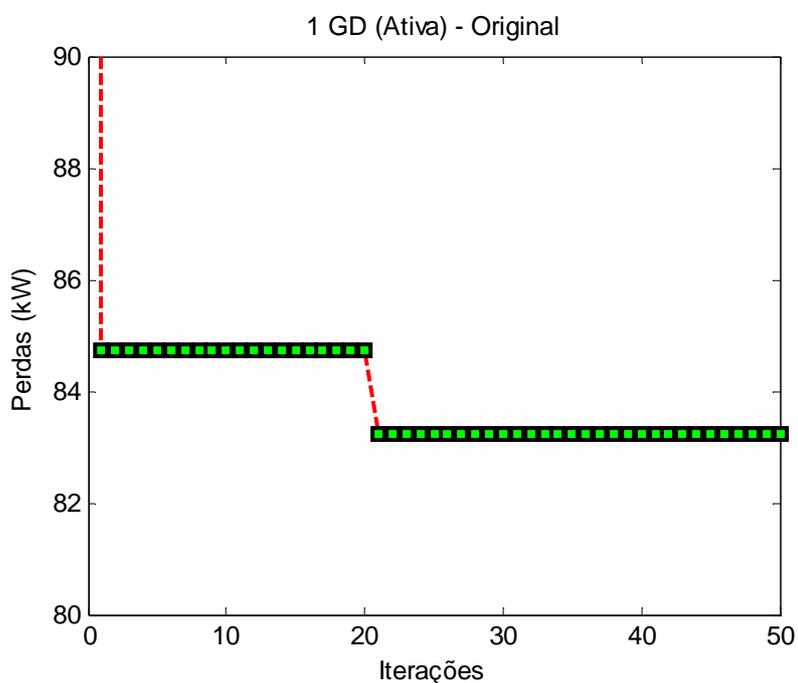


Figura 4.24 - Trajetória de Convergência - 1 GD ativa no sistema de 69 barras (Original)

Para a alocação de uma GD, o algoritmo modificado encontrou a solução final na sexta iteração, enquanto o algoritmo original atingiu sua solução final na vigésima primeira iteração, apesar do restrito espaço solução deste caso (69 soluções possíveis). Isto pode ocorrer de fato, pois algumas decisões dentro do mesmo são tomadas com base em valores aleatórios.

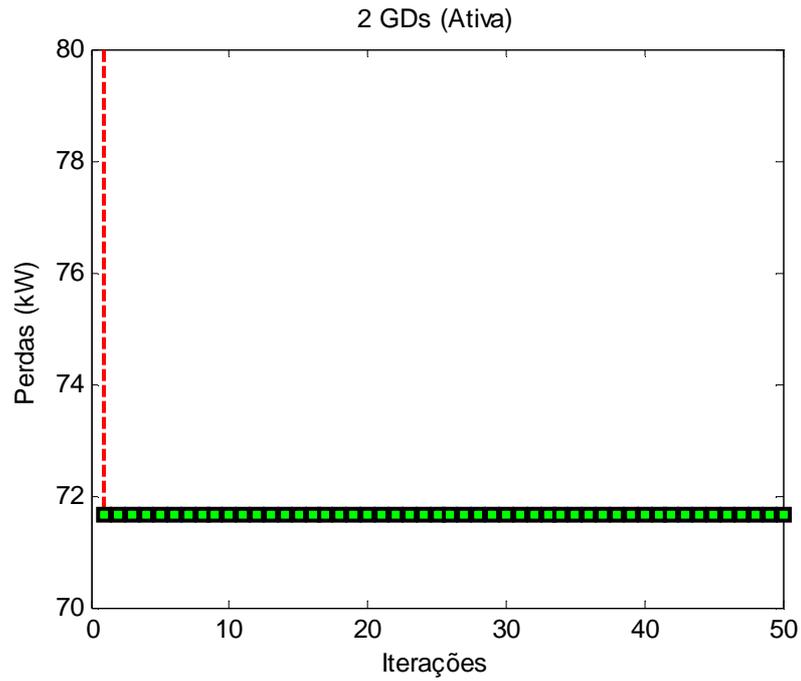


Figura 4.25 - Trajetória de Convergência - 2 GDs ativas no sistema de 69 barras

A Figura 4.25 mostra a convergência ocorrendo na primeira iteração, indicando que a solução final se encontrava dentre as soluções iniciais, gerando trajetórias de convergência idênticas para ambas as metodologias.

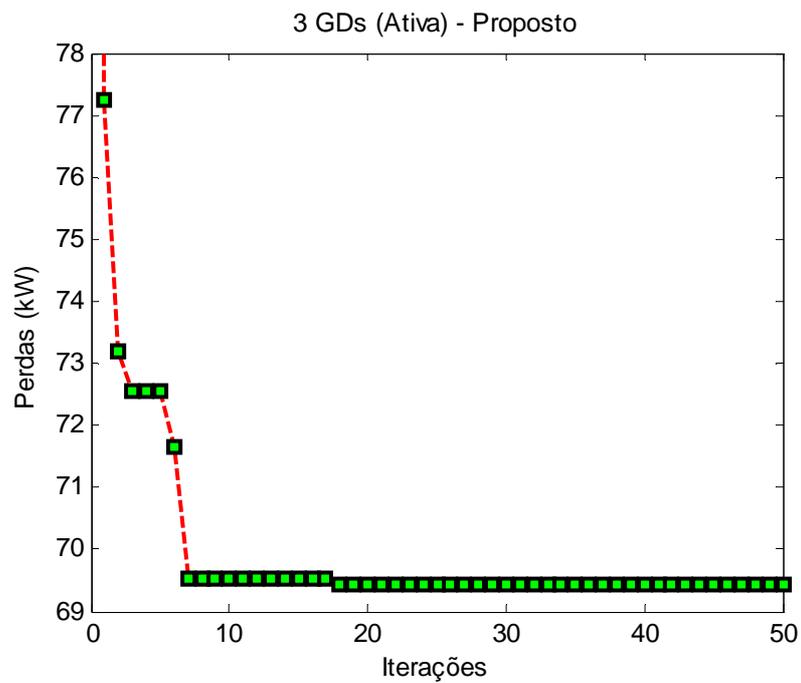


Figura 4.26 - Trajetória de Convergência - 3 GDs ativas no sistema de 69 barras (Proposto)

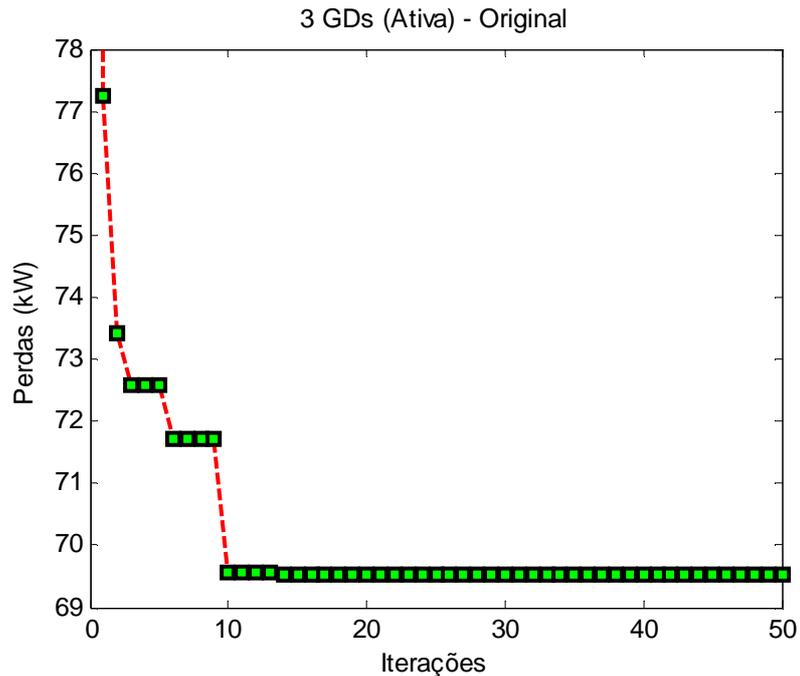


Figura 4.27 - Trajetória de Convergência - 3 GDs ativas no sistema de 69 barras (Original)

As Figuras 4.26 e 4.27 mostram que a alocação de três unidades de potência ativa produziu uma trajetória de convergência um pouco mais longa para o algoritmo dotado da alteração proposta, ocorrendo na décima oitava iteração. O processo de busca original encontrou sua solução final na décima quarta iteração. Contudo, o algoritmo modificado se sobressaiu, reduzindo mais as perdas em relação à metodologia original, como pode ser visto na Tabela 4.3.

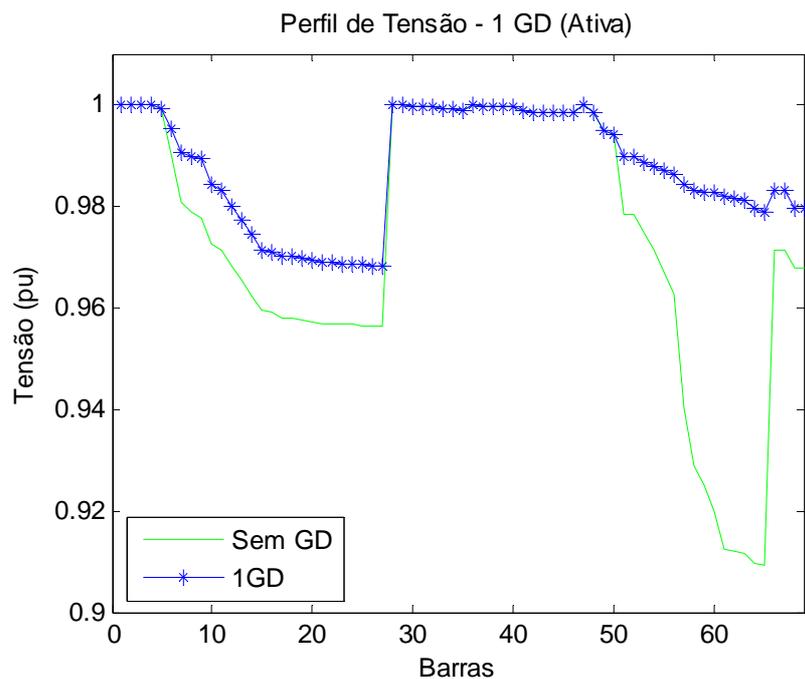


Figura 4.28 - Perfil de tensão - 1 GD ativa no sistema de 69 barras

As Figuras 4.28, 4.29 e 4.30 exibem, em comparação com o sistema desprovido de GD, os perfis de tensão resultantes da alocação de uma a três unidades geradoras de potência ativa no sistema de 69 barras.

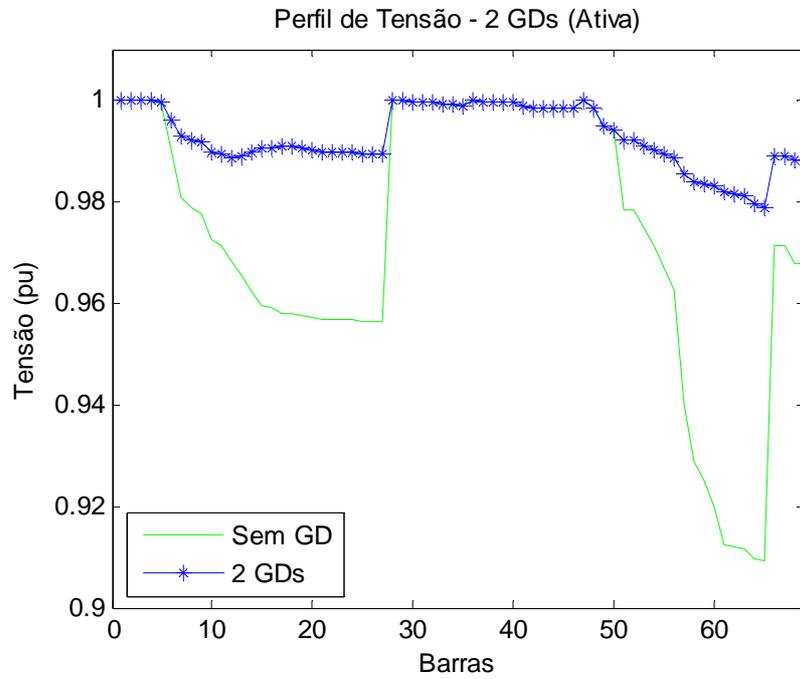


Figura 4.29 - Perfil de tensão - 2 GDs ativas no sistema de 69 barras

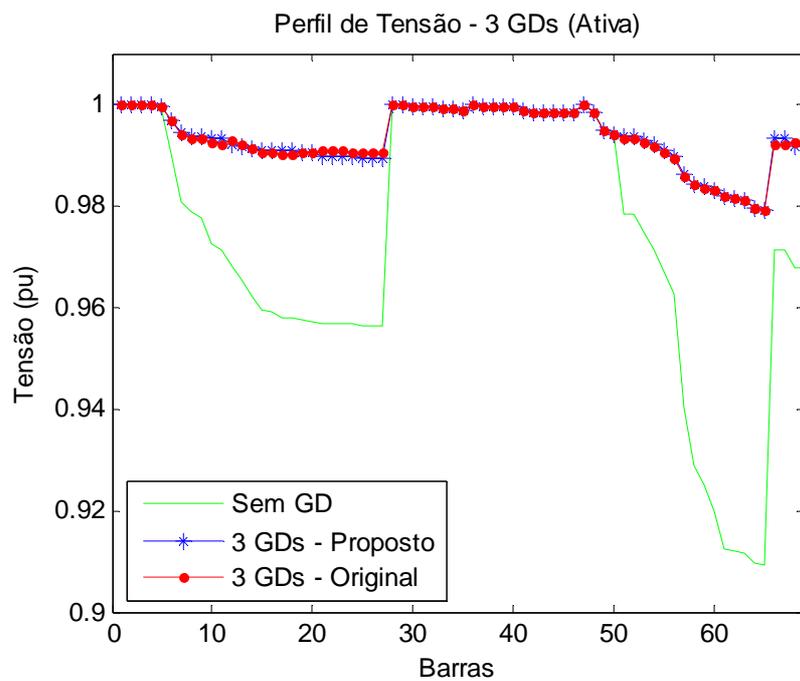


Figura 4.30 - Perfil de tensão - 3 GDs ativas no sistema de 69 barras

O teste com uma única unidade sendo alocada já apresenta uma melhora no perfil de tensão do sistema em estudo, com a tensão mínima atingindo aproximadamente 0,97 p.u., enquanto no sistema sem GD, uma das barras chega a um nível de 0,91 p.u. Nas simulações em que foram alocadas duas e três unidades geradoras, a tensão se manteve em níveis ainda mais próximos da unidade.

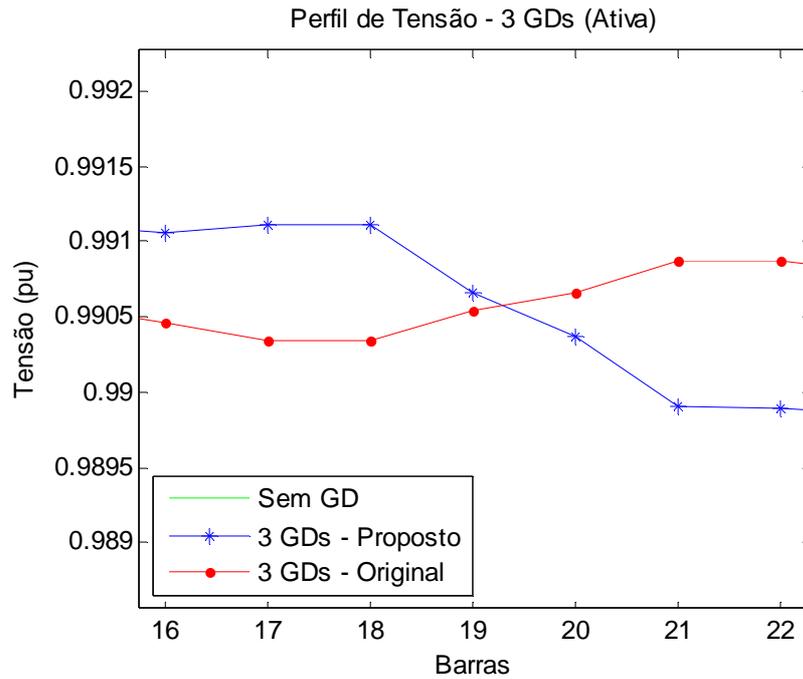


Figura 4.31 - Perfil de tensão em *Zoom* - 3 GDs ativas no sistema de 69 barras

A Figura 4.31 é um *Zoom* da imagem mostrada na Figura 4.30, na região das barras que foram escolhidas de forma diferente pelos algoritmos. A metodologia alterada escolheu a barra 18 ao invés da barra 21, escolhida pelo algoritmo original. Nota-se que a tensão correspondente à barra escolhida é levemente superior à sem GD para ambas as metodologias.

Os resultados das simulações com alocação exclusiva de potência reativa no sistema de 69 barras estão presentes na Tabela 4.4. Novamente, a metodologia proposta é comparada com o algoritmo original e as referências Abu Mouti *et al.* [13] e Dias *et al.* [19].

Tabela 4.4 - Alocação de potência reativa no sistema de 69 barras

<b>1 GD</b>	<b>Barra</b>	<b>Potência (kVAr)</b>	<b>Perdas (kW)</b>	<b>Redução das Perdas (%)</b>
Proposto	61	1330	152	32,45
Original	61	1330	152	32,45
[19] - 2012	61	1330	152	32,45
[13] - 2011	56	1326,6	155,29	30,98
<b>2 GDs</b>	<b>Barras</b>	<b>Potência (kVAr)</b>	<b>Perdas (kW)</b>	<b>Redução das Perdas (%)</b>
Proposto	17/ 61	361,1 / 1275	146,44	34,91
Original	17/ 61	361,1 / 1275	146,44	34,91
[19] - 2012	17/ 61	361,1 / 1275	146,44	34,91
[13] - 2011	53/ 56	367,9/ 1247,8	149,63	33,50
<b>3 GDs</b>	<b>Barras</b>	<b>Potência (kVAr)</b>	<b>Perdas (kW)</b>	<b>Redução das Perdas (%)</b>
Proposto	11/ 21/ 61	413,1/ 230,6/ 1232,4	145,12	35,50
Original	11/ 22/ 61	413,6/ 230,1/ 1232,5	145,12	35,50
[19] - 2012	11/ 21/ 61	413,1/ 230,6/ 1232,4	145,12	35,50
[13] - 2011	33/ 56/ 61	303,7/ 1202,5/ 233,2	148,31	34,08

A injeção de potência reativa gerou uma redução menor nas perdas técnicas em relação à injeção de potência ativa, aproximadamente a metade em termos percentuais, como pode ser visto através da comparação entre as Tabelas 4.3 e 4.4. A metodologia proposta apresentou novamente resultados idênticos aos encontrados em [19] e pela técnica original, além de um nível menor de perdas em relação aos resultados apresentados no trabalho da referência [13].

As Figuras 4.32 a 4.36 mostram as trajetórias de convergência do algoritmo modificado e original para os testes realizados com alocação de potência reativa no sistema de 69 barras.

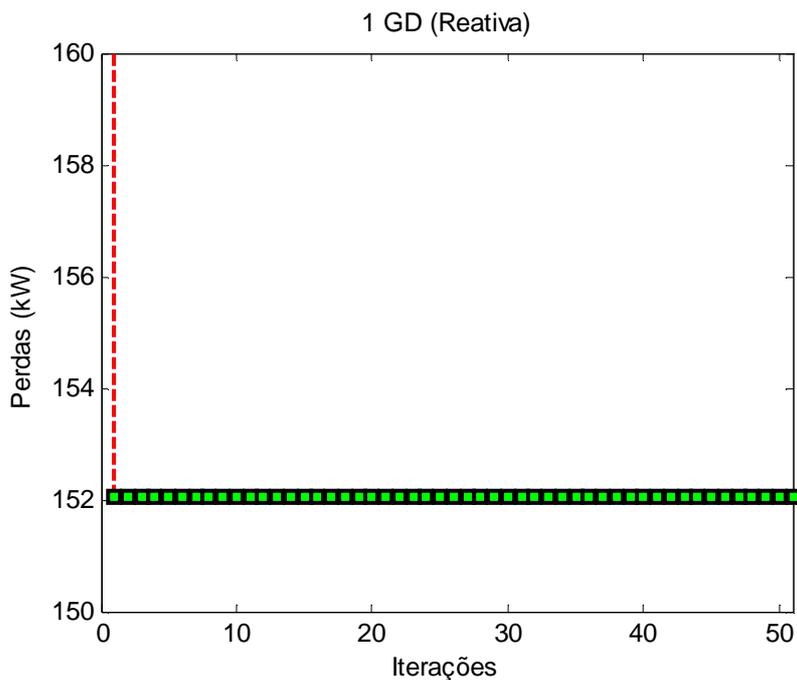


Figura 4.32 - Trajetória de Convergência - 1 GD reativa no sistema de 69 barras

De maneira semelhante à alocação de duas unidades de potência ativa, na alocação de uma GD de potência reativa, a resposta final já se encontrava na população inicial, que é gerada aleatoriamente. A Figura 4.32 mostra a convergência dos algoritmos proposto e original para este caso.

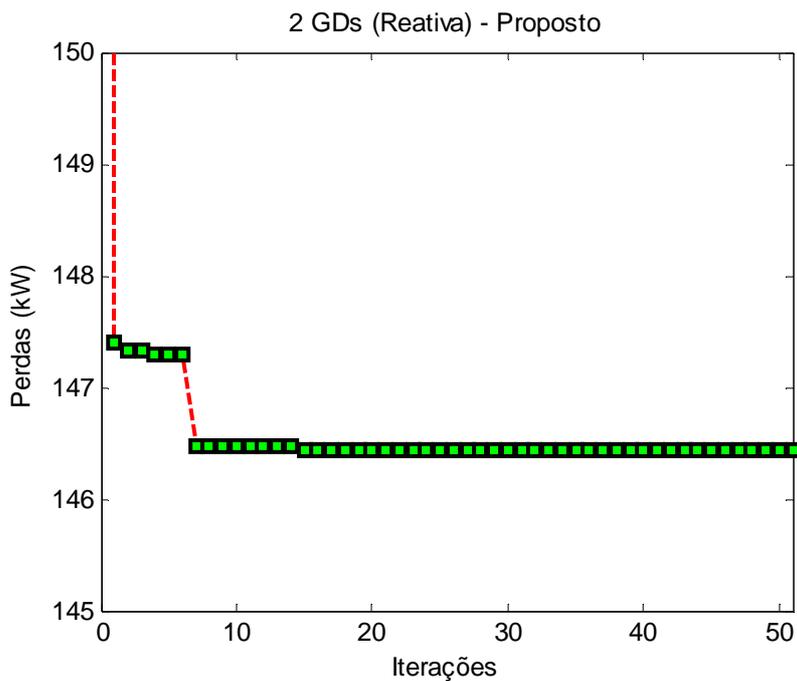


Figura 4.33 - Trajetória de Convergência - 2 GDs reativas no sistema de 69 barras (Proposto)

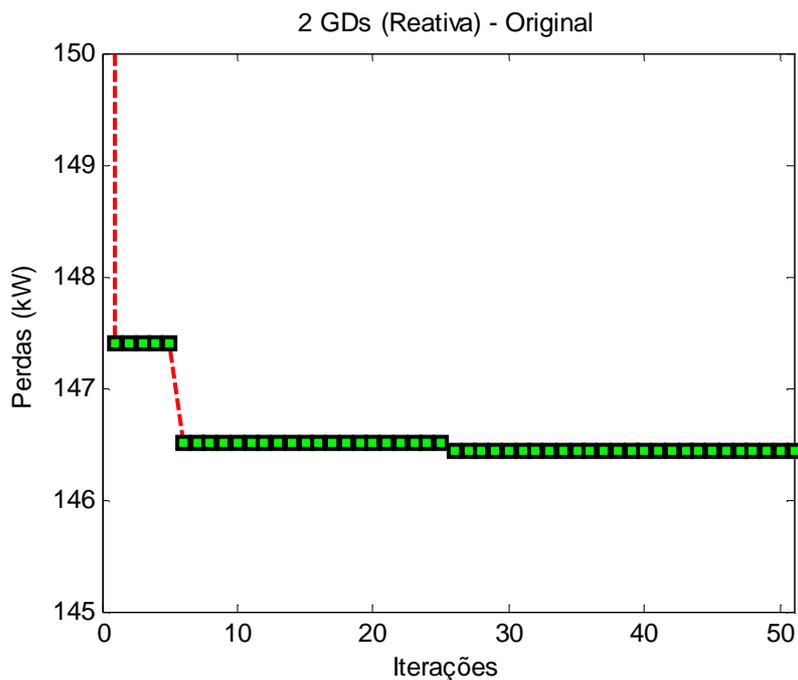


Figura 4.34 - Trajetória de Convergência - 2 GDs reativas no sistema de 69 barras (Original)

Quando aplicado a duas unidades reativas de GD, o algoritmo modificado convergiu na décima quinta iteração. Já o algoritmo original encontrou o mesmo resultado na vigésima sexta iteração, como mostram as Figuras 4.33 e 4.34.

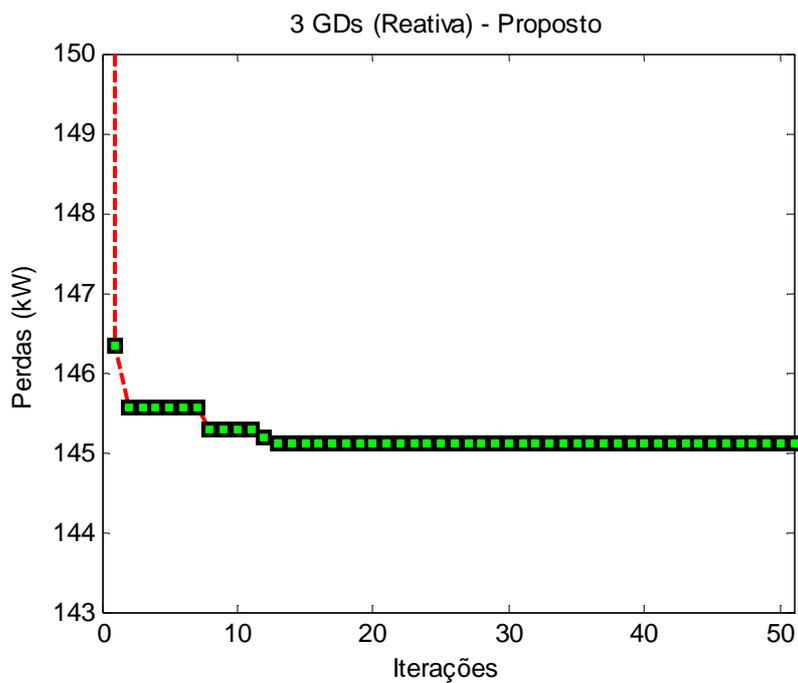


Figura 4.35 - Trajetória de Convergência - 3 GDs reativas no sistema de 69 barras (Proposto)

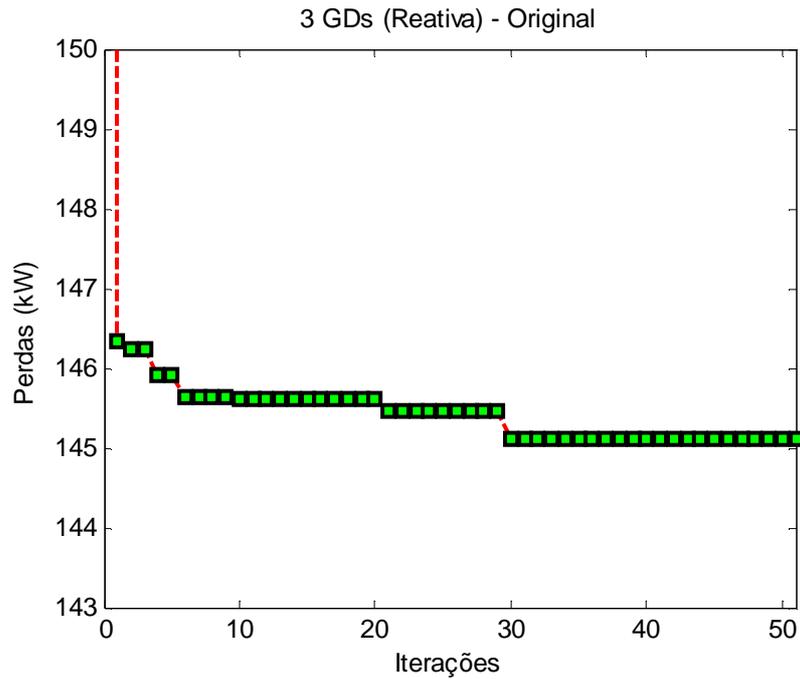


Figura 4.36 - Trajetória de Convergência - 3 GDs reativas no sistema de 69 barras (Original)

Por meio de barras diferentes, as metodologias proposta e original chegaram ao mesmo resultado no caso de três unidades reativas de GD alocadas. Suas trajetórias de convergência se encontram nas Figuras 4.35 e 4.36, com o algoritmo modificado chegando à resposta final na décima terceira iteração e o algoritmo original convergindo na trigésima iteração. Nota-se que, com o aumento da complexidade do problema (três unidades a serem alocadas), o algoritmo modificado tende a se sobressair no que concerne à trajetória de convergência, atingindo sua resposta final com menor número de iterações na maioria das simulações realizadas.

Os perfis de tensão resultantes da alocação exclusiva de potência reativa são exibidos nas Figuras 4.37, 4.38 e 4.39 a seguir.

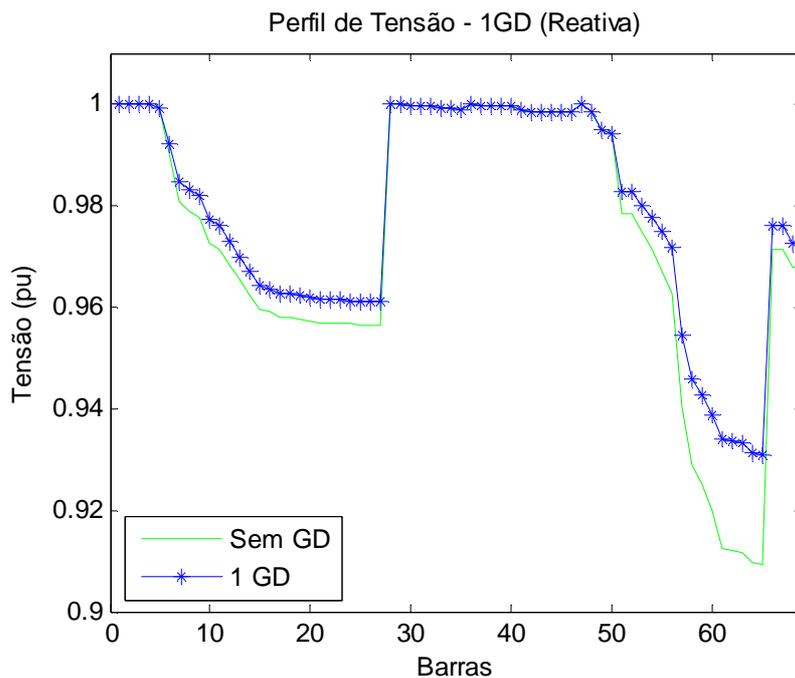


Figura 4.37 - Perfil de tensão - 1 GD reativa no sistema de 69 barras

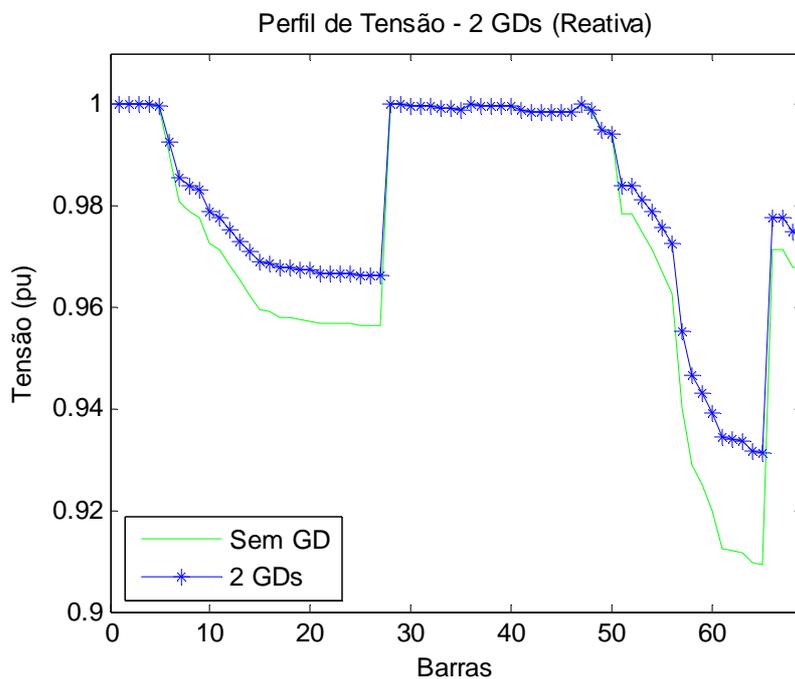


Figura 4.38 - Perfil de tensão - 2 GDs reativas no sistema de 69 barras

As figuras com o perfil de tensão para o caso de alocação de potência reativa apresentam uma leve melhora no perfil de tensão, não tão marcante como no caso da alocação de potência ativa. A tensão mínima resultante da alocação de potência reativa é da ordem de 0,93 p.u., enquanto a alocação exclusiva de potência ativa produz um valor mínimo de 0,97 p.u.

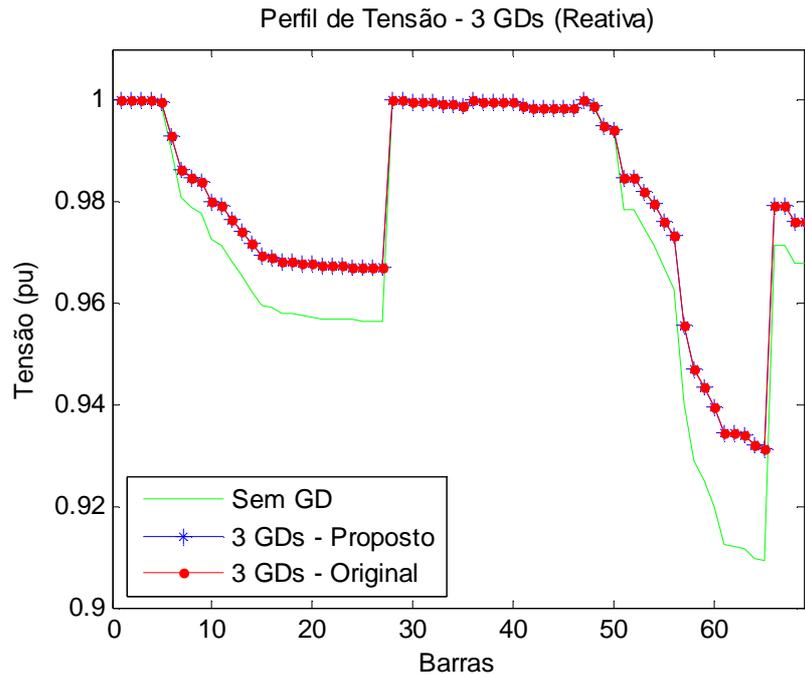


Figura 4.39 - Perfil de tensão - 3 GDs reativas no sistema de 69 barras

A Figura 4.39 mostra que no teste com três unidades, as tensões finais nas barras não apresentam diferenças significativas entre as barras escolhidas pelos algoritmos em comparação.

A Tabela 4.5 contém os resultados produzidos pelas simulações realizadas com alocação de potência ativa e reativa simultaneamente no sistema de 69 barras. Para este estudo, foram realizadas simulações com alocação de uma e duas unidades de GD, com a otimização via ecolocalização de morcegos sendo comparada aos trabalhos encontrados em [13], [19] e [37]

Tabela 4.5 - Alocação de Potência Ativa e Reativa no sistema de 69 barras

<b>1 GD</b>	<b>Barra</b>	<b>Potência (kW)</b>	<b>Potência (kVar)</b>	<b>Perdas (kW)</b>	<b>Redução das Perdas (%)</b>
Proposto	61	1828,7	1300,6	23,17	89,70
Original	61	1828,7	1300,6	23,17	89,70
[19] - 2012	61	1828,7	1300,6	23,17	89,70
[13] - 2011	61	1870	1159	23,92	89,34
[37] - 2006	62	1880	1400	23,59	89,52
<b>2 GDs</b>	<b>Barras</b>	<b>Potência (kW)</b>	<b>Potência (kVar)</b>	<b>Perdas (kW)</b>	<b>Redução das Perdas (%)</b>
Proposto	17/ 61	521,7/ 1735,7	354/ 1240,1	7,20	96,80
Original	17/ 61	521,7/ 1735,7	354/ 1240,1	7,20	96,80
[37] - 2006	13/ 62	580/ 1880	530/ 1400	11,22	95,01

A alocação de uma única unidade para este caso produziu resultados idênticos para a metodologia proposta, original e a de Dias *et al.* [19], sendo que estas três metodologias obtiveram níveis mais baixos de perdas técnicas quando comparadas aos trabalhos desenvolvidos em [13] e [37]. Ainda sobre alocação de uma GD, nota-se que a mesma barra foi escolhida por todas as metodologias, exceto pela técnica usada em [37]. Apesar de alocar na mesma barra, Abu-Mouti *et al.* [13] aloca um volume de potência distinto das demais metodologias que escolheram a barra 61, acarretando em perdas técnicas mais elevadas.

A alocação de duas unidades de GD com potência ativa e reativa, no sistema de 69 barras, foi realizada por Guedes [37], com a qual são comparados os valores de perdas obtidos pelos algoritmos aqui implementados. As trajetórias de convergência deste último tipo de teste com o sistema em análise se encontram nas Figuras 4.40 a 4.43, mostrando a maneira como os algoritmos proposto e original se comportaram neste caso.

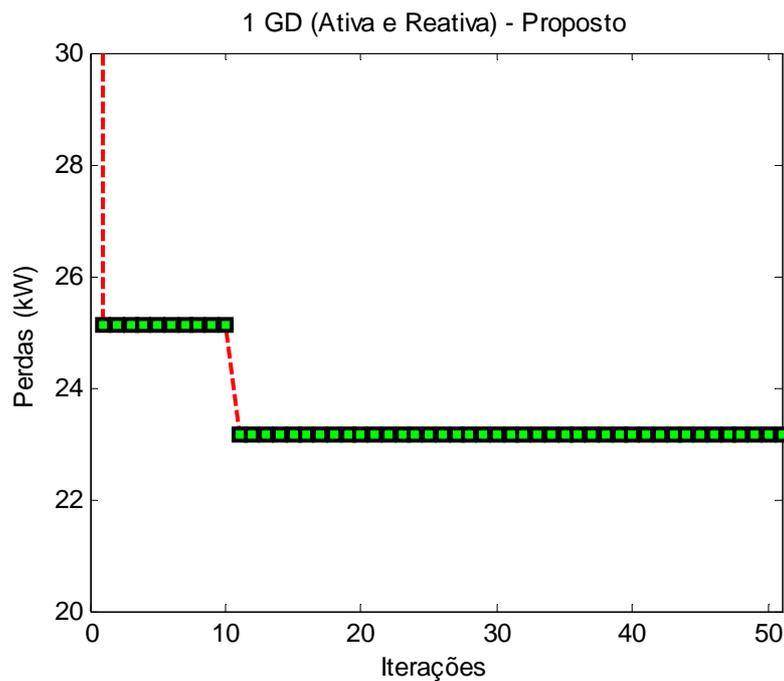


Figura 4.40 - Trajetória de Convergência - 1 GD no sistema de 69 barras (Proposto)

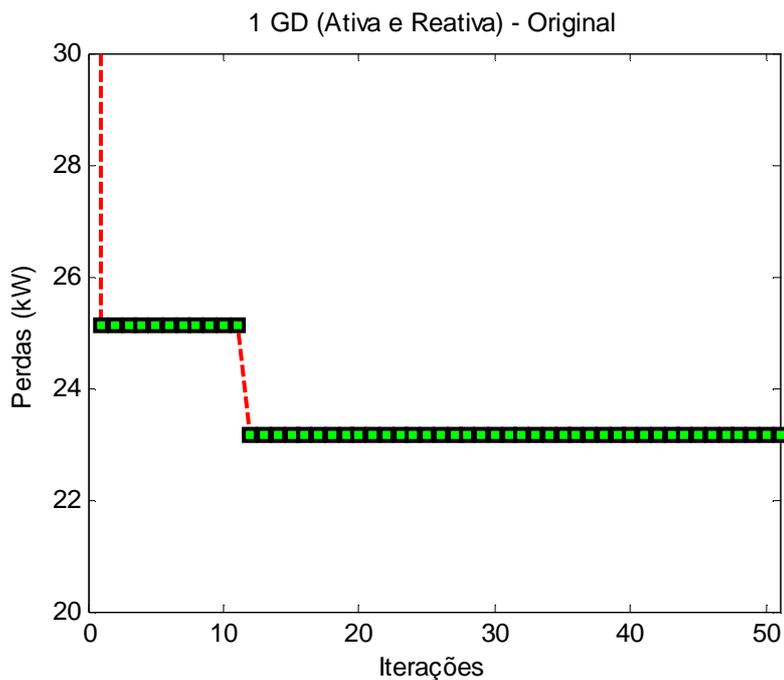


Figura 4.41 - Trajetória de Convergência - 1 GD no sistema de 69 barras (Original)

O caso de uma unidade injetando potência ativa e reativa no sistema produziu trajetórias de convergência semelhantes para as duas metodologias envolvendo ecolocalização de morcegos. A Figura 4.40 mostra que o algoritmo alterado estabilizou-se na décima primeira iteração. O método original, partindo da mesma solução inicial, alcançou a mesma resposta na décima segunda iteração (vide Figura 4.41).

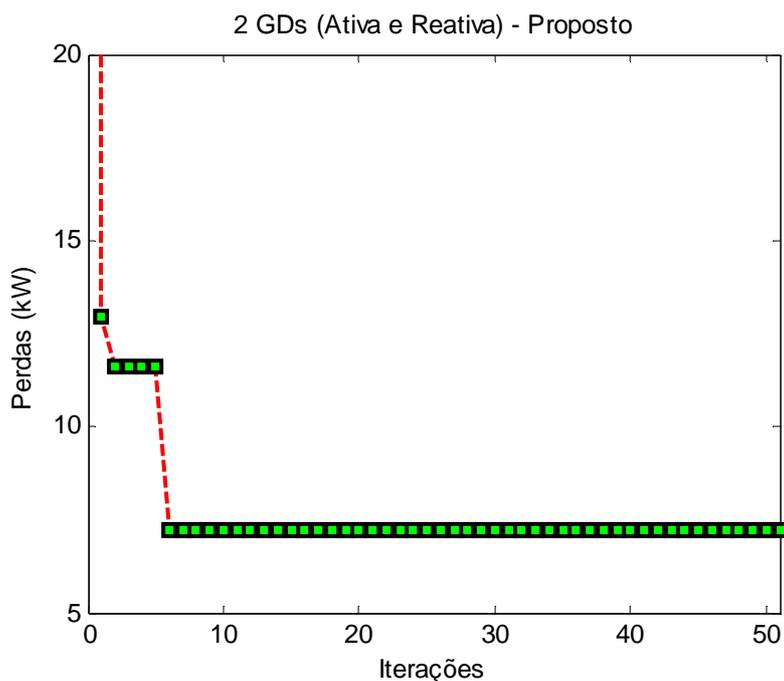


Figura 4.42 - Trajetória de Convergência - 2 GDs no sistema de 69 barras (Proposto)

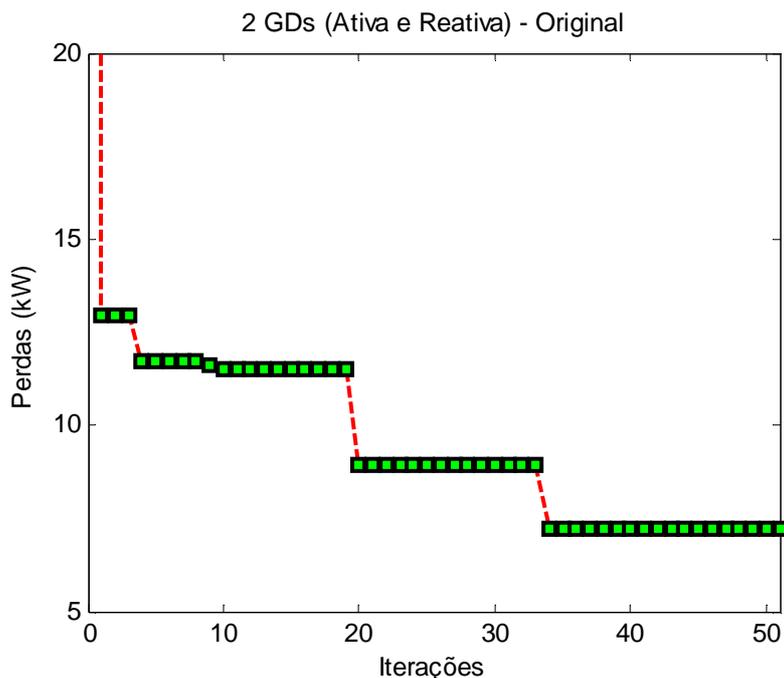


Figura 4.43 - Trajetória de Convergência - 2 GDs no sistema de 69 barras (Original)

A alocação de duas unidades de GD que injetam simultaneamente potência ativa e reativa na rede apresentou diferença significativa nas trajetórias de convergência dos dois algoritmos. O modificado convergiu na sexta iteração como pode ser visto na Figura 4.42. Já a Figura 4.43 mostra a convergência do algoritmo original na trigésima quarta iteração, confirmando a tendência do algoritmo modificado ser mais eficiente.

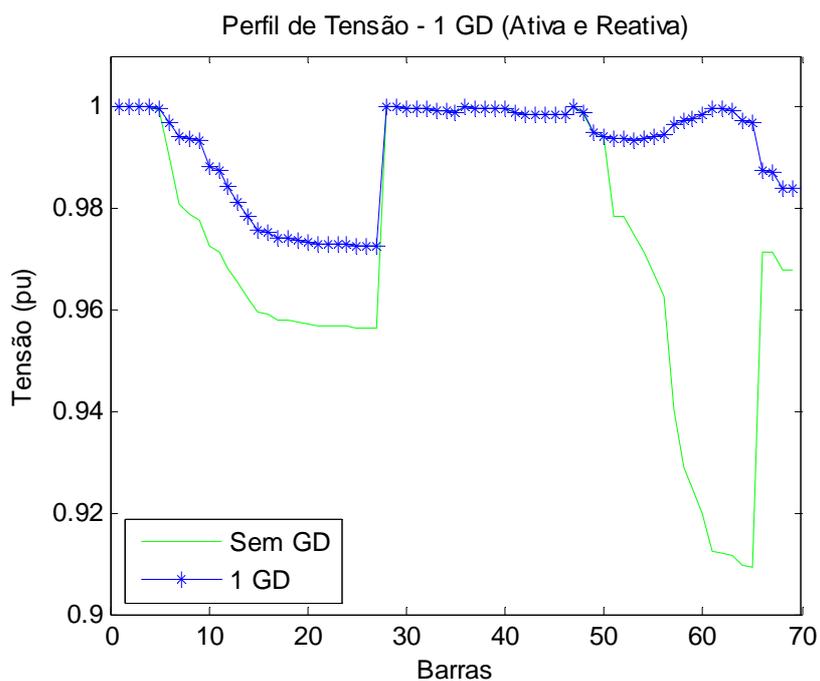


Figura 4.44 - Perfil de tensão - 1 GD no sistema de 69 barras

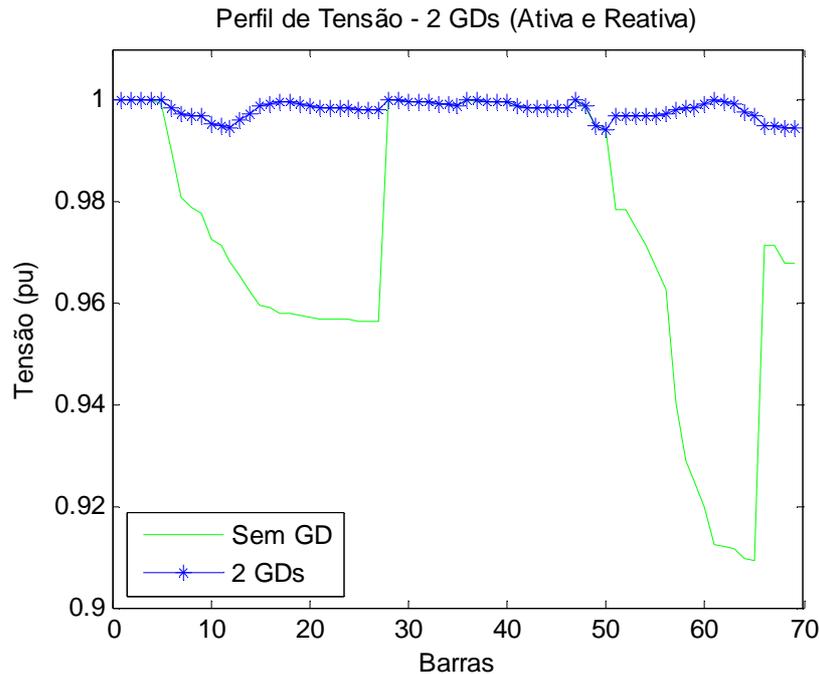


Figura 4.45 - Perfil de tensão - 2 GDs no sistema de 69 barras

A Figura 4.44 mostra o perfil de tensão do sistema de 69 barras quando alocada potência ativa e reativa na barra 61 pelos dois algoritmos aqui implementados. Percebe-se um perfil de tensão mais adequado, de modo que, com a inserção da GD, a menor tensão se encontra em torno de 0,97 p. u., enquanto o sistema sem GD apresenta tensões abaixo de 0,92 p. u. A Figura 4.45 mostra um perfil de tensão bastante estável para o sistema de 69 barras com a alocação de duas unidades geradoras, com todas as barras entre 0,99 e 1,0 por unidade.

De forma complementar aos testes realizados, outro tipo de simulação foi realizada com o sistema de 69 barras, maior sistema aqui em estudo. Semelhante ao estudo feito no capítulo 3, a Tabela 4.6 mostra a frequência de obtenção da melhor solução encontrada pelo algoritmo original e pelo algoritmo modificado com variações de 20% a 100% dos piores morcegos se deslocando aleatoriamente. Destaca-se que cada algoritmo foi executado 40 vezes, com todas as simulações partindo da mesma solução inicial.

Tabela 4.6 - Frequência de obtenção da melhor solução - 3GDs ativas

Sistema	Original	20%	40%	60%	80%	100%
69 barras	35%	47,5%	37,5%	57,5%	72,5%	0%

Diante dos resultados apresentados pela Tabela 4.6, pode-se verificar que enquanto o algoritmo original alcançou a melhor solução em 35% das simulações, o algoritmo modificado obteve uma frequência de até 72,5%, com 80% dos piores indivíduos se deslocando livremente, indicando uma melhora no processo de busca em relação à técnica inicialmente proposta por Xin-She Yang [3].

#### **4.4 CONCLUSÕES GERAIS**

Neste capítulo, foram apresentados os principais resultados obtidos pela metodologia proposta para alocação e dimensionamento de GD em sistemas de distribuição. Nos três sistemas teste utilizados, notou-se a competitividade da técnica de otimização inspirada na ecolocalização de morcegos em relação à outras metodologias presentes na literatura, pois os resultados encontrados apresentaram configurações de alocação e despacho que ocasionaram reduções significativas das perdas técnicas inerentes aos sistemas de distribuição.

Os algoritmos proposto e original convergiram para os mesmos resultados na maioria das vezes, porém, com frequências diferentes, como visto na Tabela 4.6. Não obstante, as trajetórias de convergência dos mesmos mostram que a alteração proposta resultou em um processo de busca mais eficiente, com a metodologia modificada atingindo a solução final primeiramente na maioria das simulações.

Os gráficos com os perfis de tensão pré e pós alocação auxiliaram na interpretação do efeito positivo proporcionado pela inserção de GD no sistema de distribuição de energia elétrica, com níveis de tensão mais adequados.

# CAPÍTULO 5

## CONCLUSÕES E DESENVOLVIMENTOS FUTUROS

### 5.1 CONCLUSÕES

Esta pesquisa teve como objetivo a utilização de uma técnica de otimização ainda não aplicada à sistemas elétricos de potência, no problema da alocação de geração distribuída em sistemas de distribuição de energia elétrica. Para tanto, foram apresentadas as principais características deste tipo de geração, como as tecnologias utilizadas e benefícios proporcionados pela inserção da mesma.

O problema em estudo é classificado, matematicamente, como um problema de programação não linear inteira mista e, portanto, de difícil solução. Esta dificuldade aumenta com o número de GDs que podem ser instaladas no sistema, uma vez que há uma explosão combinatória referente às opções de decisão de alocação. Diante destas características, surgiu a motivação de aplicar a técnica de otimização baseada na ecolocalização de morcegos.

Os passos inerentes ao algoritmo de ecolocalização foram detalhados através de fluxogramas e exemplos de sua aplicação em funções matemáticas não convexas. Além disto, uma etapa adicional foi proposta ao mecanismo original do algoritmo de otimização via ecolocalização de morcegos. Esta nova etapa consiste na elaboração de um conjunto de soluções contendo um percentual dos piores indivíduos durante cada iteração. Desta forma, é dada a este percentual a possibilidade de se deslocar para novas posições (soluções), independentemente de seus parâmetros atuais. Esta alteração possibilitou um maior índice de sucesso na abordagem do problema da alocação de geração distribuída, assim como nas funções matemáticas usadas para validação da modificação.

Diante dos resultados obtidos, pode-se afirmar que a metodologia proposta mostra-se competitiva em relação às técnicas recentemente divulgadas na literatura e empregadas na resolução do problema em estudo, apresentando configurações de alocação e despacho que ocasionam reduções significativas das perdas técnicas inerentes aos sistemas de distribuição. Entretanto, assim como a maioria das técnicas de busca inteligente, o tempo computacional ainda é elevado. Desta forma, conciliar soluções de qualidade e tempo computacional reduzido é um campo atrativo de pesquisa e desenvolvimento.

## 5.2 DESENVOLVIMENTOS FUTUROS

Como desenvolvimento futuro, pode-se incluir a redução do número de barras candidatas através de uma análise de sensibilidade, na qual se elenca as barras mais sensíveis à injeção de potência, isto é, as barras que produzem maior redução nas perdas totais do sistema mediante alocação de GD. Esta redução do número de barras, portanto das possibilidades de alocação, permite que o algoritmo de otimização se concentre nas barras com maior potencial de redução de perdas.

A representação de dispositivos de controle de tensão, como reguladores de tensão, na modelagem do fluxo de potência também viria a enriquecer a pesquisa, assim como a consideração de patamares de carga, deixando a modelagem do sistema de distribuição mais realista.

Por fim, seria interessante realizar uma avaliação do algoritmo através da aplicação do mesmo a funções matemáticas de maiores dimensões, assim como a sistemas elétricos de maior porte.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Agência Nacional de Energia Elétrica (Brasil); **Nota Técnica nº 0035/2007SRD/ANEEL. Brasília, 2007.** Disponível em: <www.aneel.gov.br>. Acesso em 26 de Abril de 2013.
- [2] Mantovani, J. R. S.; Casari, F.; Romero, R. A.; **Reconfiguração de Sistemas de Distribuição Radiais Utilizando o Critério de Queda de Tensão.** Revista Controle e Automação, Sociedade Brasileira de Automática, SBA, v. 11, n. 03, pp. 150-159, dezembro, 2000.
- [3] Yang, X.-S.; **A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm.** Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization, Studies in Computational Intelligence, Springer Berlin, 284, Springer, pp. 65-74, 2010.
- [4] Pisica, I.; Bulac, C.; Eremia, M.; **Optimal Distributed Generation Location and Sizing using Genetic Algorithms.** 15th International Conference on Intelligent System Applications to Power Systems, Curitiba, 2009.
- [5] Sookananta, B.; Kuanprab, W.; Hanak, S.; **Determination of the optimal Location and Sizing of Distributed Generation Using Particle Swarm Optimization.** International Conference on Electrical Engineering/Electronics Computer Telecommunications and Information Technology, 2010.
- [6] Dasan, S. G. B.; Ramalakshmi, S. S.; Devi, R. P. K.; **Optimal Siting and Sizing of Hybrid Distributed Generation using EP.** Third International Conference on Power Systems Kharagpur, India, 2009.
- [7] Björkman, M.; Holmström, K.; **Global Optimization Using the DIRECT Algorithm in Matlab.** The Electronic International Journal Advanced Modeling and Optimization Vol. 1, No. 2, ICI Publishing House, Bucharest, Romania, 1999.

- [8] Soo-Hyoung Lee; Jung-Wook Park.; **Selection of Optimal Location and Size of Multiple Distributed Generations by Using Kalman Filter Algorithm.** IEEE Transactions on Power Systems , pp. 1393 - 1400, Agosto, 2009.
- [9] Sookananta, B.; Utaton, P.; Khongsila, R.; **Determination of the Optimal Location and Sizing of Distributed Generation Using Ant Colony Search** Electrical Engineering/ Electronics Computer Telecommunications and Information Technology, Chaing Mai, 2010.
- [10] Das, D.; Kothari D. P.; Kalam, A.; **Simple and Efficient Method for Load Flow Solution of Radial Distribution Networks.** Electrical power & Energy system, volume 17, no. 5, pp. 335 - 346, 1995.
- [11] Ramalakshmi, S.S.; **Optimal Siting and Sizing of Distributed Generation Using Fuzzy EP.** International Conference on Recent Advancements in Electrical, Electronics and Control Engineering, Sivakasi, 2011.
- [12] Anwar, A.; Pota, H. R.; **Loss Reduction of Power Distribution Network Using Optimum Size and Location of Distributed Generation.** 21st Australasian Universities Power Engineering Conference, Brisbane, QLD, 2011.
- [13] Abu-Mouti, F. S.; El-Hawary, M. E.; **Optimal DG Placement for Minimizing Power Loss in Distribution Feeder Systems Using Sensory-Deprived Optimization Algorithm.** 24th Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, Niagara Falls, 2011.
- [14] Abu-Mouti, F. S.; El-Hawary, M. E.; **A New Meta-Heuristic Optimization Technique: A Sensory-Deprived Optimization Algorithm.** IEEE Electrical Power & Energy Conference, pp.1-5, Halifax, 2010.
- [15] Abu-Mouti, F. S.; El-Hawary, M. E.; **A New and Fast Power Flow Solution Algorithm for Radial Distribution Feeders Including Distributed Generations.** IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, pp. 2668-2673, Montreal, 2007.

- [16] Hussain, I.; Roy, A. K.; **Optimal Size and Location of Distributed Generations using Differential Evolution (DE)**. 2nd National Conference on Computational Intelligence and Signal Processing, Guwahati, 2012.
- [17] Pandi, V. R.; Zeineldin, H. H.; Xiao, W.; **Determining Optimal Location and Size of Distributed Generation Resources Considering Harmonic and Protection Coordination Limits**. IEEE Transactions on Power Systems, pp. 1245 - 1254, 2012.
- [18] Tan, W. S.; Hassan, M. Y.; Majid, M. S.; **Multi Population Genetic Algorithm for Allocation and Sizing of Distributed Generation**. IEEE International Power Engineering and Optimization Conference, Malaysia, 2012.
- [19] Dias, B. H.; Oliveira, L. W.; Gomes, F. V.; Silva, I. C.; Oliveira, E. J.; **Hybrid Heuristic Optimization Approach for Optimal Distributed Generation Placement and Sizing**. IEEE Power and Energy Society General Meeting, San Diego, 2012.
- [20] Yasin, Z. M.; Rahman, T. K. A.; Zakaria, Z.; **Multiobjective Quantum-Inspired Evolutionary Programming for Optimal Location and Sizing of Distributed Generation**. IEEE Conference on Sustainable Utilization and Development in Engineering and Technology, Kuala Lumpur, 2012.
- [21] Kuk-Hyun Han; Jong-Hwan Kim; **Quantum-Inspired Evolutionary Algorithm for a Class of Combinatorial Optimization**. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 6, pp. 580 - 593, Dezembro, 2002.
- [22] Hien, N. C.; Mithulananthan, N.; Bansal, R. C.; **Location and Sizing of Distributed Generation Units for Loadability Enhancement in Primary Feeder**. IEEE Systems Journal, pp. 1, 2013.
- [23] Instituto Nacional de Eficiência Energética - INEE; **Geração Distribuída e Conexão ao Sistema Elétrico**, Março de 2002.
- [24] Malfa, E.; **ABB on Sustainable Energy Markets**, Università di Brescia, 2002.

- [25] Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL; **Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional**, PRODIST, Módulo 1 - Introdução, Dezembro de 2005.
- [26] Dias, M. V. X.; Bortoni, E. C.; Hadadd, J.; **Geração Distribuída no Brasil: Oportunidades e Barreiras**, Revista Brasileira de Energia, Vol. 11, Nº 2, 2005.
- [27] Lora, E. E. S.; Haddad, J.; **Geração Distribuída: Aspectos Tecnológicos, Ambientais e Institucionais**, 1ª Edição, Interciência, Rio de Janeiro, 2006.
- [28] Hinrichs, R. A.; Kleinbach, M.; **Energia e Meio Ambiente**, Editora Thomson, São Paulo, 2003.
- [29] Public Utility Commission of Texas; **Distributed Generation Interconnection Manual**, Março, 2001.
- [30] Bortoni, E. C.; **Interligação de Autoprodutores e Produtores de Energia ao Sistema Elétrico**, 2002.
- [31] Olamaie J.; Niknam, T.; **Daily Volt/Var Control in Distribution Networks with Regard to DGs: A Comparison of Evolutionary Methods**, in Proc. IEEE Power India Conference, pp.6, 2006.
- [32] Damodaram, R.; Valarmathi, M.L.; **Phishing website Detection and Optimization Using Modified Bat Algorithm**, Vol 2, pp. 870-876, 2012.
- [33] Kumaravel, G.; kumar, C.; **Design of Self-Tuning PI Controller for STATCOM using Bats Echolocation Algorithm**, 2011.
- [34] Coelho, F. C. R.; Silva Junior, I. C.; Dias, B. H.; Marcato, A. L. M.; **Metaheurística inspirada na Ecolocalização de Morcegos: Aperfeiçoamento e Estudo de Casos**, XLIV SBPO, Rio de Janeiro, Setembro, 2012.

- [35] Ali, M. M.; Khompatraporn, C.; Zabinsk, Z. B.; **A Numerical Evaluation of Several Stochastic Algorithms on Selected Continuous Global Optimization Test Problems**. Journal of Global Optimization 31, p. 635-672, Abril, 2005.
- [36] Kashem, M. A.; Ganapathy, V.; Jasmon, G. B.; Buhari, M. I.; **A Novel Method for Loss Minimization in Distribution Networks**, IEEE International Power Technologies, Conference on Electric Utility deregulation, London, Abril, 2000.
- [37] Guedes, L. M.; **Localização e Dimensionamento de Unidades de Geração Distribuídas em Redes de Distribuição Radiais**, Dissertação de Mestrado, Universidade de Brasília, Departamento de Engenharia Elétrica, Brasília, Agosto, 2006.
- [38] Baran, M. E.; Wu, F. F.; **Optimal Capacitor Placement on Radial Distribution Systems**, IEEE Trans. Power Delivery, vol. 4, no. 1, pp. 725-734, Janeiro, 1989.

## APÊNDICE A - DADOS DOS SISTEMAS

O presente apêndice mostra os dados de carga e linha dos sistemas elétricos de distribuição utilizados nas simulações. Os vetores DE e PARA enumeram as barras de origem e de destino, respectivamente, que indicam a disposição dos dados de resistência e reatância, vetores R e X, respectivamente. Os vetores PL e QL são respectivamente valores de demanda de potência ativa e reativa em cada barra do sistema.

### A.1 DADOS DO SISTEMA DE 33 BARRAS

Tensão de base: 12,66 kV

Potência de base: 10 MVA

DE: [33 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 1 18 19 20 2 22 23 5 25 26 27 28 29 30 31]

PARA: [1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31 32]

R ( $\Omega$ ): [0,0922 0,4930 0,3660 0,3811 0,8190 0,1872 1,7114 1,0300 1,0440 0,1966 0,3744 1,4680  
0,5416 0,5910 0,7463 1,2890 0,7320 0,1640 1,5042 0,4095 0,7089 0,4512 0,8980 0,8960 0,2030  
0,2842 1,0590 0,8042 0,5075 0,9744 0,3105 0,3410]

X ( $\Omega$ ): [0,0470 0,2511 0,1864 0,1941 0,7070 0,6188 1,2351 0,7400 0,7400 0,0650 0,1238 1,1550  
0,7129 0,5260 0,5450 1,7210 0,5740 0,1565 1,3554 0,4784 0,9373 0,3083 0,7091 0,7011 0,1034  
0,1447 0,9337 0,7006 0,2585 0,9630 0,3619 0,5302]

PL (MW): [0,1 0,09 0,12 0,06 0,06 0,2 0,2 0,06 0,06 0,045 0,06 0,06 0,12 0,06 0,06 0,06 0,09 0,09  
0,09 0,09 0,09 0,09 0,42 0,42 0,06 0,06 0,06 0,12 0,20 0,15 0,21 0,06 0]

QL (MVar): [0,06 0,04 0,08 0,03 0,02 0,1 0,1 0,02 0,02 0,03 0,035 0,035 0,08 0,01 0,02 0,02 0,04  
0,04 0,04 0,04 0,04 0,05 0,2 0,2 0,025 0,025 0,02 0,07 0,6 0,07 0,1 0,04 0]

### A.2 DADOS DO SISTEMA DE 50 BARRAS

Tensão de base: 13,8 kV

Potência de base: 1 MVA

DE: [1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 3 4 6 7 8 9 25 26 27 10 11 30 31 32 12 14 35 36 37 38 38 15 16 42 43 44 17 46 47 48 18]

PARA: [2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38 39 40 41 42 43 44 45 46 47 48 49 50]

R ( $\Omega$ ): [0,4492 0,0680 0,1436 0,0748 0,0340 0,1894 0,1159 0,1099 0,0872 0,1441 0,0872 0,0232 0,0729 0,1162 0,1009 0,0322 0,0897 0,0602 0,0089 0,0062 0,0482 0,0334 0,0330 0,0461 0,1991 0,2017 0,1995 0,0123 0,0379 0,2097 0,1999 0,2306 0,0100 0,0451 0,2012 0,2015 0,0638 0,1314 0,3031 0,1260 0,0120 0,0398 0,0398 0,0395 0,0115104 0,039792 0,0392672 0,0404256 0,0537418]

X ( $\Omega$ ): [0,5896 0,0893 0,1339 0,0981 0,0446 0,1959 0,1134 0,1443 0,1145 0,1289 0,1145 0,0304 0,0957 0,1374 0,1324 0,0422 0,1177 0,0789 0,0117 0,0082 0,0147 0,0233 0,0153 0,0261 0,0606 0,0614 0,0607 0,0161 0,0254 0,0638 0,0609 0,0702 0,0131 0,0273 0,0612 0,0613 0,0194 0,0496 0,0923 0,0383 0,0158 0,0522 0,0522 0,0518 0,0151074 0,052227 0,051538201 0,0530586 0,0163562]

PL (MW): [0 0,012 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0,18 0 0 0 0 0 0,004 0,036 0 0 0 0,18 0,0896 0,12 0,12 0 0,024 0,09 0,12 0 0 0,036 0,09 0,12 0,12 0 0,09 0,06 0,036 0,06 0,06 0,09 0,09 0,06 0,06 0,12 0,09]

QL (MVar): [0 0,009 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0,135 0 0 0 0 0 0,003 0,027 0 0 0 0,135 0,0672 0,09 0,09 0 0,018 0,0675 0,09 0 0 0,027 0,0675 0,09 0,09 0 0,0675 0,045 0,027 0,045 0,045 0,0675 0,0675 0,045 0,045 0,09 0,0675]

### **A.3 DADOS DO SISTEMA DE 69 BARRAS**

Tensão de base: 12,66 kV

Potência de base: 1 MVA

DE: [1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 3 29 30 31 32 33 34 35 4 37 38 39 40 41 42 43 44 45 46 5 48 49 50 9 52 10 54 55 56 57 58 59 60 61 62 63 64 65 12 67 13 69]

PARA: [2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31 32 33  
34 35 36 37 38 39 40 41 42 43 44 45 46 47 48 49 50 51 52 53 54 55 56 57 58 59 60 61 62 63 64  
65 66 67 68 69 70]

R ( $\Omega$ ): [0,0005 0,0005 0,0000 0,0015 0,0251 0,3660 0,3811 0,0922 0,0493 0,8190 0,1872 0,7114  
1,03 1,044 1,0580 0,1966 0,3744 0,0047 0,3276 0,2106 0,3416 0,0140 0,1591 0,3463 0,7488  
0,3089 0,1732 0,0044 0,0640 0,3978 0,0702 0,351 0,8390 1,7080 1,4740 0,0044 0,0640 0,1053  
0,0304 0,0018 0,7283 0,3100 0,0410 0,0092 0,1089 0,0009 0,0034 0,0851 0,2898 0,0822 0,0928  
0,3319 0,1740 0,2030 0,2842 0,2813 1,5900 0,7837 0,3042 0,3861 0,5075 0,0974 0,1450 0,7105  
1,0410 0,2012 0,0047 0,7394 0,0047]

X ( $\Omega$ ): [0,0012 0,0012 0,0000 0,0036 0,0294 0,1864 0,1941 0,0470 0,0251 0,2707 0,0619 0,2351  
0,34 0,345 0,3496 0,0650 0,1238 0,0016 0,1083 0,0696 0,1129 0,0046 0,0526 0,1145 0,2475  
0,1021 0,0572 0,0108 0,1565 0,1315 0,0232 0,116 0,2816 0,5646 0,4873 0,0108 0,1565 0,1230  
0,0355 0,0021 0,8509 0,3623 0,0478 0,0116 0,1373 0,0012 0,0084 0,2083 0,7091 0,2011 0,0473  
0,1114 0,0886 0,1034 0,1447 0,1433 0,5337 0,2630 0,1006 0,1172 0,2585 0,0496 0,0738 0,3619  
0,5302 0,0611 0,0014 0,2444 0,0016]

PL (MW): [0 0 0 0 0 0,0026 0,0404 0,075 0,03 0,028 0,145 0,145 0,008 0,008 0 0,0455 0,06 0,06  
0 0,001 0,114 0,0053 0 0,028 0 0,014 0,014 0,026 0,026 0 0 0 0,014 0,0195 0,006 0,026 0,026 0  
0,024 0,024 0,0012 0 0,006 0 0,0392 0,0392 0 0,079 0,3847 0,3847 0,0405 0,0036 0,0044 0,0264  
0,024 0 0 0 0,1 0 1,244 0,032 0 0,227 0,059 0,018 0,018 0,028 0,028 ]

QL (Mvar): [0 0 0 0 0 0,0022 0,03 0,054 0,022 0,019 0,104 0,104 0,0055 0,0055 0 0,03 0,035  
0,035 0 0,0006 0,081 0,0035 0 0,02 0 0,01 0,01 0,0186 0,0186 0 0 0 0,01 0,014 0,004 0,0186  
0,0186 0 0,017 0,017 0,001 0 0,0043 0 0,0263 0,0263 0 0,0564 0,2745 0,2745 0,0283 0,0027  
0,0035 0,019 0,0172 0 0 0 0,072 0 0,888 0,023 0 0,162 0,042 0,013 0,013 0,02 0,02]