



Universidade Federal de Goiás – UFG

Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação

Carlos Henrique dos Santos Silva

# **Alocação Espacial de Geração Distribuída em Redes de Distribuição de Energia Elétrica Utilizando um Algoritmo Genético Híbrido**

Goiânia  
2024



UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS  
ESCOLA DE ENGENHARIA ELÉTRICA, MECÂNICA E DE COMPUTAÇÃO

## TERMO DE CIÊNCIA E DE AUTORIZAÇÃO (TECA) PARA DISPONIBILIZAR VERSÕES ELETRÔNICAS DE TESES

### E DISSERTAÇÕES NA BIBLIOTECA DIGITAL DA UFG

Na qualidade de titular dos direitos de autor, autorizo a Universidade Federal de Goiás (UFG) a disponibilizar, gratuitamente, por meio da Biblioteca Digital de Teses e Dissertações (BDTD/UFG), regulamentada pela Resolução CEPEC nº 832/2007, sem ressarcimento dos direitos autorais, de acordo com a [Lei 9.610/98](#), o documento conforme permissões assinaladas abaixo, para fins de leitura, impressão e/ou download, a título de divulgação da produção científica brasileira, a partir desta data.

O conteúdo das Teses e Dissertações disponibilizado na BDTD/UFG é de responsabilidade exclusiva do autor. Ao encaminhar o produto final, o autor(a) e o(a) orientador(a) firmam o compromisso de que o trabalho não contém nenhuma violação de quaisquer direitos autorais ou outro direito de terceiros.

#### 1. Identificação do material bibliográfico

Dissertação     Tese     Outro\*: \_\_\_\_\_

\*No caso de mestrado/doutorado profissional, indique o formato do Trabalho de Conclusão de Curso, permitido no documento de área, correspondente ao programa de pós-graduação, orientado pela legislação vigente da CAPES.

Exemplos: Estudo de caso ou Revisão sistemática ou outros formatos.

#### 2. Nome completo do autor

**Carlos Henrique dos Santos Silva**

#### 3. Título do trabalho

**"Alocação Espacial de Geração Distribuída em Redes de Distribuição de Energia Elétrica Utilizando um Algoritmo Genético Híbrido"**

#### 4. Informações de acesso ao documento (este campo deve ser preenchido pelo orientador)

Concorda com a liberação total do documento  SIM     NÃO<sup>1</sup>

[1] Neste caso o documento será embargado por até um ano a partir da data de defesa. Após esse período, a possível disponibilização ocorrerá apenas mediante:

**a)** consulta ao(à) autor(a) e ao(à) orientador(a);

**b)** novo Termo de Ciência e de Autorização (TECA) assinado e inserido no arquivo da tese ou dissertação. O documento não será disponibilizado durante o período de embargo.

Casos de embargo:

- Solicitação de registro de patente;
- Submissão de artigo em revista científica;
- Publicação como capítulo de livro;
- Publicação da dissertação/tese em livro.

**Obs. Este termo deverá ser assinado no SEI pelo orientador e pelo autor.**



Documento assinado eletronicamente por **Lina Paola Garces Negrete, Professora do Magistério Superior**, em 05/08/2024, às 09:04, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).

---



Documento assinado eletronicamente por **Carlos Henrique Dos Santos Silva, Discente**, em 05/08/2024, às 10:48, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).

---



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site [https://sei.ufg.br/sei/controlador\\_externo.php?acao=documento\\_conferir&id\\_orgao\\_acesso\\_externo=0](https://sei.ufg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0), informando o código verificador **4717644** e o código CRC **AC70D02B**.

---

Carlos Henrique dos Santos Silva

# **Alocação Espacial de Geração Distribuída em Redes de Distribuição de Energia Elétrica Utilizando um Algoritmo Genético Híbrido**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação, da Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação, da Universidade Federal de Goiás (UFG), como requisito para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica e de Computação.

Área de Concentração: Engenharia Elétrica

Universidade Federal de Goiás – UFG

Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação

Orientador: Lina Paola Garces Negrete

Coorientador: Joel David Melo Trujillo

Goiânia

2024

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor, através do Programa de Geração Automática do Sistema de Bibliotecas da UFG.

Silva, Carlos Henrique dos Santos  
Alocação Espacial de Geração Distribuída em Redes de Distribuição de Energia Elétrica Utilizando um Algoritmo Genético Híbrido [manuscrito] / Carlos Henrique dos Santos Silva. - 2024.  
LXXXVI, 86 f.: il.

Orientador: Profa. Dra. Lina Paola Garces Negrete; co-orientador Dr. Joel David Melo Trujillo.  
Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Goiás, Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação (EMC), Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação, Goiânia, 2024.

Bibliografia.

Inclui siglas, abreviaturas, tabelas, algoritmos, lista de figuras, lista de tabelas.

1. Geração Distribuída. 2. Otimização. 3. QGIS. 4. Algoritmos Genéticos. 5. OpenDSS. I. Negrete, Lina Paola Garces, orient. II. Título.

CDU 621.3



UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS

ESCOLA DE ENGENHARIA ELÉTRICA, MECÂNICA E DE COMPUTAÇÃO

## ATA DE DEFESA DE DISSERTAÇÃO

Ata nº **04** da sessão de Defesa de Dissertação de **Carlos Henrique dos Santos Silva**, que confere o título de Mestre em **Engenharia Elétrica e de Computação**, na área de concentração em **Engenharia Elétrica**.

Aos **oito dias do mês de julho de dois mil e vinte e quatro**, a partir das **1400h**, realizou-se a sessão pública de Defesa de Dissertação intitulada “**Planejamento da Alocação Espacial de Geração Distribuída em Redes de Distribuição de Energia Elétrica Utilizando Algoritmos Evolutivos**”. Os trabalhos foram instalados pela Orientadora, Professora Doutora **Lina Paola Garces Negrete - (EMC/UFG)**, com a participação dos demais membros da Banca Examinadora: Professor Doutor **Joel David Melo Trujillo - (CECS/UFABC)** - Coorientador, Professor Doutor **Hugo Andrés Ruiz Flórez - (DAELE/UTFPR)** Membro Titular Externo e **Dr. Henrique Pires Corrêa - (EMC/UFG)** Membro Titular Interno, "**cuja participação ocorreram através de videoconferência**" através do link: <https://meet.google.com/iwm-rmzs-urf>. Durante a arguição os membros da banca **fizeram** sugestão de alteração do título do trabalho. A Banca Examinadora reuniu-se em sessão secreta a fim de concluir o julgamento da Dissertação, tendo sido o candidato **APROVADO** pelos seus membros. Proclamados os resultados pela Professora Doutora Lina Paola Garces Negrete, Presidente da Banca Examinadora, foram encerrados os trabalhos e, para constar, lavrou-se a presente ata que é assinada pelos Membros da Banca Examinadora, aos oito dias do mês de julho de dois mil e vinte e quatro.

### TÍTULO SUGERIDO PELA BANCA

Alocação Espacial de Geração Distribuída em Redes de Distribuição de Energia Elétrica Utilizando um Algoritmo Genético Híbrido



Documento assinado eletronicamente por **Henrique Pires Correa, Técnico**, em 08/07/2024, às 17:34, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Lina Paola Garces Negrete, Professora do Magistério Superior**, em 08/07/2024, às 17:34, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Hugo Andrés Ruiz Flórez, Usuário Externo**, em 08/07/2024, às 17:37, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Carlos Henrique Dos Santos Silva, Discente**, em 05/08/2024, às 10:50, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **JOEL DAVID MELO TRUJILLO**, **Usuário Externo**, em 09/08/2024, às 15:23, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).

---



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site [https://sei.ufg.br/sei/controlador\\_externo.php?acao=documento\\_conferir&id\\_orgao\\_acesso\\_externo=0](https://sei.ufg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0), informando o código verificador **4637886** e o código CRC **97590535**.

---

**Referência:** Processo nº 23070.028859/2024-31

SEI nº 4637886

Carlos Henrique dos Santos Silva

# **Alocação Espacial de Geração Distribuída em Redes de Distribuição de Energia Elétrica Utilizando um Algoritmo Genético Híbrido**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação, da Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação, da Universidade Federal de Goiás (UFG), como requisito para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica e de Computação.

Área de Concentração: Engenharia Elétrica

Trabalho aprovado. Goiânia, 08 de Julho de 2024:

---

**Profa. Dra Lina Paola Garces Negrete**  
Universidade Federal de Goiás – EMC/UFG

---

**Prof. Dr. Joel David Melo Trujillo**  
Universidade Federal do ABC -  
CECS/UFABC

---

**Prof. Dr. Hugo Andrés Ruiz Flórez**  
Universidade Tecnológica Federal do Paraná  
– DEE/UTFPR

---

**Dr. Henrique Pires Corrêa**  
Universidade Federal de Goiás – EMC/UFG

Goiânia  
2024

*Dedico este trabalho à minha esposa, aos meus familiares, meus amigos e aqueles que estiveram ao meu lado durante essa jornada.*

# Agradecimentos

Agradeço a Deus por caminhar ao meu lado durante esta jornada, me dando paciência, calma e determinação para alcançar a conclusão deste título de mestre.

À minha esposa, Lana Beatriz, meu profundo agradecimento por seu apoio constante e incentivo inabalável, que me deram forças para continuar estudando e me qualificando. À minha família, especialmente à minha mãe Irenice e ao meu pai Dorcelino, sou grato por me manterem motivado e sempre me encorajarem a seguir em frente.

Aos meus amigos, em especial ao Saymon Fonseca, Erik Ely, Alvino e Dimitria Silveria, por estarem ao meu lado e me ajudarem nos momentos em que parecia não haver solução.

Aos professores que contribuíram para o meu aprendizado ao longo do mestrado, deixo minha gratidão. Em especial, à minha orientadora Lina Paola, que sempre esteve disponível para me instruir e orientar. Sua amizade e conselhos foram fundamentais para minha consistência e crescimento profissional.

Por fim, agradeço à Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação da Universidade Federal de Goiás pelo excelente programa de pós-graduação e pela oportunidade de me qualificar, permitindo que eu possa retribuir à sociedade o desenvolvimento profissional que recebi.

*“A educação é o nosso passaporte para o futuro, pois, o amanhã pertence às pessoas que se preparam hoje.”*  
*(Malcolm X)*

# Resumo

Este trabalho apresenta uma metodologia para a otimização da alocação de recursos de Geração Distribuída (GD) em sistemas elétricos de distribuição, utilizando estratégias evolutivas e considerando aspectos espaciais georreferenciados, com foco exclusivo na geração fotovoltaica. A metodologia é dividida em três etapas principais: definição do sistema original, determinação das condições de operação da rede e aplicação das estratégias de otimização visando critérios técnicos, com ênfase nas limitações de custo e área disponível, que são o diferencial deste estudo.

Na Etapa I, define-se o Sistema Elétrico de Distribuição alvo e suas principais limitações espaciais, técnicas e orçamentárias, realizando-se simulações para avaliar o desempenho do sistema sem a alocação de GD utilizando o software OpenDSS. As limitações espaciais referem-se às áreas disponibilizadas pela distribuidora para a construção de usinas fotovoltaicas. Na Etapa II, são determinados os valores de geração de referência para cada barramento, considerando o valor de geração que melhor reduz as perdas totais do sistema quando se considera apenas uma GD alocada, bem como as restrições de área e orçamento disponíveis. Na Etapa III, aplicam-se e discutem-se duas estratégias de otimização específicas - a Estratégia Evolutiva Híbrida e o Algoritmo Genético Híbrido - para determinar as alocações de GD que melhor atendem os objetivos especificados.

Para aplicar a metodologia proposta, foram realizados estudos de caso em dois sistemas distintos. O primeiro estudo de caso utilizou o Sistema IEEE de 34 Barras, um alimentador de referência que representa cenários reais maiores e complexos. O segundo estudo de caso utilizou um alimentador real, cujas informações foram extraídas do Banco de Dados Geográfico da Distribuidora (BDGD) disponibilizado pela ANEEL com dados de 2023 e representadas geograficamente utilizando o software QGIS. Em ambos os estudos, a análise dos resultados demonstrou a eficácia das estratégias de otimização propostas, evidenciando reduções significativas nas perdas do sistema e melhorias no perfil de tensão.

Os resultados dos estudos de caso mostram que o Algoritmo Genético Híbrido apresentou um desempenho ligeiramente superior à Estratégia Evolutiva Híbrida. No primeiro estudo de caso, foram observados ganhos de tensão de 7,39%, redução de perdas de 14,48% e diminuição no carregamento de 9,55%. Já no segundo estudo de caso, a alocação de cinco sistemas de GD resultou em um ganho de tensão de 1,75%, redução de perdas de 14,08% e diminuição do carregamento de 8,90%, utilizando 98,47% do orçamento disponível e respeitando as limitações de área.

O trabalho conclui que a aplicação das estratégias de otimização, levando em consideração aspectos espaciais e de custo, permite resolver de forma satisfatória e eficiente o problema de alocação de GD. A metodologia estruturada em etapas, juntamente com as estratégias de otimização adotadas, assegura uma abordagem sistemática e rigorosa, facilitando a

replicação e validação dos resultados. Esta metodologia contribui para o entendimento e a implementação de estratégias de alocação ótima de GD, apoiando as concessionárias de energia na gestão eficiente e sustentável dos sistemas de distribuição sob sua concessão.

Palavras-chave: Geração Distribuída. Otimização. Algoritmos Evolutivos. Sistemas Elétricos de Distribuição. OpenDSS. QGIS.

# Abstract

This work presents a methodology for optimizing the allocation of Distributed Generation (DG) resources in electrical distribution systems, utilizing evolutionary strategies and considering georeferenced spatial aspects, with an exclusive focus on photovoltaic generation. The methodology is divided into three main stages: definition of the original system, determination of network operating conditions, and application of optimization strategies based on technical criteria, with an emphasis on cost and available area limitations, which are the differentiating factors of this study.

In Stage I, the target Electrical Distribution System and its main spatial, technical, and budgetary limitations are defined, and simulations are performed to evaluate the system's performance without the allocation of DG using OpenDSS software. The spatial limitations refer to areas made available by the utility for the construction of photovoltaic plants. In Stage II, reference generation values for each bus are determined, considering the generation value that best reduces the system's total losses when only one DG is allocated, as well as the available area and budget restrictions. In Stage III, two specific optimization strategies are applied and discussed - Hybrid Evolutionary Strategy and Hybrid Genetic Algorithm - to determine the DG allocations that best meet the specified objectives.

To apply the proposed methodology, case studies were conducted on two different systems. The first case study used the IEEE 34-Bus System, a reference feeder representing larger and more complex real scenarios. The second case study used a real feeder, with information extracted from the Geographic Database of the Distribution Company (BDGD) provided by ANEEL with data from 2023 and geographically represented using QGIS software. In both studies, the results analysis demonstrated the effectiveness of the proposed optimization strategies, showing significant reductions in system losses and improvements in voltage profile.

The results of the case studies show that the Hybrid Genetic Algorithm performed slightly better than the Hybrid Evolutionary Strategy. In the first case study, voltage gains of 7.39%, loss reduction of 14.48%, and load decrease of 9.55% were observed. In the second case study, the allocation of five DG systems resulted in a voltage gain of 1.75%, loss reduction of 14.08%, and load decrease of 8.90%, using 98.47% of the available budget and respecting area limitations.

The work concludes that the application of optimization strategies, considering spatial and cost aspects, allows for a satisfactory and efficient solution to the DG allocation problem. The step-structured methodology, together with the adopted optimization strategies, ensures a systematic and rigorous approach, facilitating the replication and validation of results. This methodology contributes to the understanding and implementation of

optimal DG allocation strategies, supporting energy utilities in the efficient and sustainable management of their distribution systems.

Keywords: Distributed Generation. Optimization. Evolutionary Algorithms. Electrical Distribution Systems. OpenDSS. QGIS.

# Lista de ilustrações

Figura 2.1 – Elemento de Fornecimento de Energia (RADATZ, 2020) . . . . .	30
Figura 2.2 – Definição do Elemento de Conversão de Energia (RADATZ, 2020) . . . . .	30
Figura 2.3 – Modelo do Gerador Fotovoltaico (RADATZ, 2020) . . . . .	31
Figura 2.4 – Zonas de Medição Padrão para uma Rede Simples (DUGAN; MONTE- NEGRO, 2022) . . . . .	33
Figura 3.1 – Fluxograma Geral - Metodologia (Fonte: Autor) . . . . .	42
Figura 3.2 – Diagrama Exemplo: Perfil de Carregamento (Fonte: Autor) . . . . .	45
Figura 3.3 – Diagrama Exemplo: Perfil de Tensão (Fonte: Autor) . . . . .	46
Figura 3.4 – Fluxograma para Redução de Perdas (Fonte: Autor) . . . . .	47
Figura 3.5 – Comportamento Parabólico - Perdas Mínimas (Fonte: Autor) . . . . .	48
Figura 3.6 – Exemplo de Mutação: $\beta = 4$ (Fonte: Autor) . . . . .	52
Figura 3.7 – Indivíduo após aplicação de Mutação (Fonte: Autor) . . . . .	52
Figura 3.8 – Indivíduo após aplicação de Mutação (Fonte: Autor) . . . . .	53
Figura 3.9 – Fluxograma: Estratégia Evolutiva Híbrida (Fonte: Autor) . . . . .	54
Figura 3.10 – Fluxograma: Elitismo Híbrido (Fonte: Autor) . . . . .	56
Figura 4.1 – Estudo de Caso 1: Diagrama Unifilar do Sistema IEEE 34 Barras (Fonte: Autor) . . . . .	59
Figura 4.2 – Estudo de Caso 1: Perfil de Tensão do Sistema IEEE 34 Barras (Fonte: Autor) . . . . .	60
Figura 4.3 – Estudo de Caso 1: Perfil de Carregamento do Sistema IEEE 34 Barras (Fonte: Autor) . . . . .	61
Figura 4.4 – Estudo de Caso 1: Perfil de Tensão do Sistema IEEE 34 Barras após crescimento de 30% (Fonte: Autor) . . . . .	62
Figura 4.5 – Estudo de Caso 1: Perfil de Carregamento do Sistema IEEE 34 Barras após crescimento de 30% (Fonte: Autor) . . . . .	63
Figura 4.6 – Estudo de Caso 1: Comportamento incremental do Barramento L28 (Fonte: Autor) . . . . .	64
Figura 4.7 – Estudo de Caso 1: Perfil de Tensão do Sistema para a configuração - Barramento L28 (Fonte: Autor) . . . . .	65
Figura 4.8 – Estudo de Caso 1: Comportamento do Melhor Indivíduo ao longo de Gerações - Estratégia Evolutiva Híbrida (Fonte: Autor) . . . . .	66
Figura 4.9 – Estudo de Caso 1: Perfil de Tensão - Estratégia Evolutiva Híbrida (Fonte: Autor) . . . . .	67
Figura 4.10 – Estudo de Caso 1: Perfil de Carregamento - Estratégia Evolutiva Híbrida (Fonte: Autor) . . . . .	68

Figura 4.11–Estudo de Caso 1: Comportamento do Melhor Indivíduo ao longo de Gerações - Estratégia AG Híbrido (Fonte: Autor) . . . . .	68
Figura 4.12–Estudo de Caso 1: Perfil de Tensão - Estratégia AG Híbrido (Fonte: Autor) . . . . .	69
Figura 4.13–Estudo de Caso 2: Sistema Real PD04 - Geolocalizado (Fonte: Autor) .	71
Figura 4.14–Estudo de Caso 2: Sistema Real PD04 - Perfil de Tensão (Fonte: Autor)	72
Figura 4.15–Estudo de Caso 2: Sistema Real PD04 - Perfil de Carregamento (Fonte: Autor) . . . . .	73
Figura 4.16–Estudo de Caso 2: Sistema Real PD04 - Perfil de Tensão com 30% de Crescimento (Fonte: Autor) . . . . .	74
Figura 4.17–Estudo de Caso 2: Sistema Real PD04 - Áreas Disponibilizadas pela Distribuidora (Fonte: Autor) . . . . .	75
Figura 4.18–Estudo de Caso 2: Comparação do Desempenho dos cenários ao longo das gerações (Fonte: Autor) . . . . .	77
Figura 4.19–Estudo de Caso 2: Perfil de Tensão do Sistema - 5 GDs alocadas (Fonte: Autor) . . . . .	78
Figura 4.20–Estudo de Caso 2: Perfil de Carregamento do Sistema - 5 GDs alocadas (Fonte: Autor) . . . . .	79
Figura 4.21–Estudo de Caso 2: Sistema Real PD04 - Áreas Subdivididas Disponibilizadas pela Distribuidora (Fonte: Autor) . . . . .	80

# Lista de tabelas

Tabela 3.1 – Valores de Área e Orçamento Disponíveis para cada Barramento . . . . .	43
Tabela 3.2 – Geração 1 com 5 indivíduos: Exemplo . . . . .	49
Tabela 3.3 – Indivíduo Selecionado para Mutação . . . . .	51
Tabela 3.4 – Exemplo de Cruzamento entre dois indivíduos . . . . .	52
Tabela 3.5 – Filho fruto do cruzamento de 2 indivíduos (Pais) distintos . . . . .	53
Tabela 4.1 – Estudo de Caso 1: Barramentos com melhores desempenhos para aloca- ção individual de usina por barra . . . . .	63
Tabela 4.2 – Estudo de Caso 1: Desempenho do Barramento referente à Linha L28 após alocação de usina fotovoltaica . . . . .	64
Tabela 4.3 – Estudo de Caso 1: Configuração das 3 Usinas - Estratégia Evolutiva Híbrida . . . . .	66
Tabela 4.4 – Estudo de Caso 1: Desempenho do Melhor Indivíduo - Estratégia Evolutiva Híbrida . . . . .	66
Tabela 4.5 – Estudo de Caso 1: Configuração das 3 Usinas - Estratégia AG Híbrido	67
Tabela 4.6 – Estudo de Caso 1: Desempenho do Melhor Indivíduo - Estratégia AG Híbrido . . . . .	69
Tabela 4.7 – Estudo de Caso 1: Comparação do Desempenho dos Melhores Indivíduos	70
Tabela 4.8 – Estudo de Caso 2: Detalhes Técnicos das Áreas Disponíveis para Aloca- ção de GD . . . . .	76
Tabela 4.9 – Estudo de Caso 2: Informações das Usinas Alocadas . . . . .	77
Tabela 4.10 – Estudo de Caso 2: Desempenho do Sistema com 5 GDs alocadas . . . . .	77

# Lista de abreviaturas e siglas

AG	<i>Algoritmo Genético</i>
ANEEL	<i>Agência Nacional de Energia Elétrica</i>
CCEE	<i>Câmara de Comercialização de Energia Elétrica</i>
EPE	<i>Empresa de Pesquisa Energética</i>
GD	<i>Geração Distribuída</i>
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronic Engineers</i>
ONS	<i>Operador Nacional do Sistema</i>
PRODIST	<i>Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional</i>
QGIS	<i>Quantum Geographic Information System</i>
UFV	<i>Central Geradora Solar Fotovoltaica</i>

# Trabalhos Publicados

- MENDES, S. F. S., SANTOS, C. H., NEGRETE, L. P. G. *Avaliação do Impacto da Conexão de Recursos Energéticos Distribuídos na Rede de Distribuição*. VIII Congresso Brasileiro de Geração Distribuída - CBGD, 2023, Belo Horizonte, MG.
- MENDES, S. F. S., SANTOS, C. H., NEGRETE, L. P. G. *Impacto do Dimensionamento dos Recursos Energéticos Distribuídos aplicado a um Sistema de Distribuição*. XIX Encontro Regional Ibero-americano do CIGRE - ERIAC, 2023, Foz do Iguaçu, PR.

# Sumário

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>18</b>
1.1	Objetivos	19
1.2	Divisão do Trabalho	21
<b>2</b>	<b>Estado da Arte</b>	<b>23</b>
2.1	Geração Distribuída	23
2.1.1	Microgeração e Minigeração Distribuída	23
2.1.2	Vantagens e Desvantagens da GD	23
2.1.3	Restrições Espaciais e de Custo na Geração Distribuída	24
2.1.3.1	Restrições Espaciais na GD	24
2.1.3.2	Restrições de Custo na GD	24
2.2	O Desafio da Alocação de Geração Distribuída	25
2.3	A Base de Dados Geográfica da Distribuidora (BDGD)	26
2.4	O Software QGIS	27
2.5	Qualidade do Fornecimento de Energia Elétrica	27
2.5.1	Variações de tensão e fator de potência em regime permanente	28
2.6	OpenDSS	29
2.6.1	Elementos de Fornecimento de Energia	29
2.6.2	Elementos de Conversão de Energia	30
2.6.3	Modelagem do Gerador Fotovoltaico - PVSystem	30
2.6.4	Modelagem do Gerador Fotovoltaico - PVSystem	31
2.6.5	Elemento de Medição de Energia - EnergyMeter	32
2.7	Algoritmos de Otimização	33
2.7.1	Estratégia Evolutiva ( $\mu, \lambda$ )	34
2.7.2	Estratégia Evolutiva ( $\mu + \lambda$ )	35
2.7.3	Algoritmo Genético com Elitismo ( $\mu, \lambda$ )	37
2.7.4	Algoritmo Genético com Elitismo ( $\mu + \lambda$ )	38
2.7.5	Principais Diferenças e Vantagens	39
2.7.6	Abordagem Híbrida	39
<b>3</b>	<b>Metodologia</b>	<b>41</b>
3.1	Etapa I: Sistema Original	42
3.1.1	Definição dos Barramentos Disponíveis	43
3.1.2	Desempenho do Sistema Original	43
3.1.2.1	a) Desenho Unifilar do Perfil de Carregamento	44
3.1.2.2	b) Desenho Unifilar do Perfil de Tensão	44
3.2	Etapa II: Mínimos Globais	45
3.3	Etapa III: Estratégias de Otimização	47

3.3.1	Construção de Indivíduos e Geração Inicial . . . . .	48
3.3.1.1	Geração Zero . . . . .	49
3.3.2	Definição da Capacidade de Geração . . . . .	49
3.3.3	Seleção de Indivíduos . . . . .	50
3.3.4	Mutação de Indivíduos . . . . .	51
3.3.5	Cruzamento de Indivíduos . . . . .	52
3.3.6	a) Estratégia Evolutiva Híbrida . . . . .	53
3.3.7	b) Estratégia Algoritmo Genético Híbrido . . . . .	55
3.3.8	c) Definição do Melhor Indivíduo . . . . .	57
<b>4</b>	<b>Testes e Resultados . . . . .</b>	<b>59</b>
4.1	Estudo de Caso 1: Sistema IEEE de 34 Barras . . . . .	59
4.1.1	Modificações e Limitações Adotadas . . . . .	60
4.1.2	Desempenho - Mínimos Globais . . . . .	62
4.1.3	Desempenho - Estratégia Evolutiva Híbrida . . . . .	64
4.1.4	Desempenho - Estratégia AG Híbrido . . . . .	67
4.1.5	Desempenho - Melhor Indivíduo . . . . .	69
4.2	Estudo de Caso 2: Alimentador Real - PD04 . . . . .	70
4.2.1	Modificações e Limitações Adotadas . . . . .	71
4.2.2	Desempenho - Mínimos Globais . . . . .	73
4.2.3	Desempenho - Otimização dos Cenários Adotados . . . . .	74
4.2.4	Desempenho - Melhor Indivíduo . . . . .	76
<b>5</b>	<b>Conclusão . . . . .</b>	<b>81</b>
	<b>Referências . . . . .</b>	<b>83</b>

# 1 Introdução

A Geração Distribuída tem emergido como uma solução promissora para melhorar a eficiência e a confiabilidade dos sistemas de energia elétrica. Esta modalidade de geração de energia elétrica, realizada próxima ou no próprio local de consumo, abrange uma variedade de tecnologias e fontes energéticas, incluindo co-geradores, geradores de emergência, painéis fotovoltaicos e Pequenas Centrais Hidrelétricas (PCHs) (INEE, 2024). A adoção crescente da GD é impulsionada pelos benefícios significativos que ela oferece, como a redução das perdas do sistema, a melhoria do perfil de tensão e a capacidade de aliviar o sistema de transmissão e distribuição, adiando a necessidade de novos investimentos (MITHULANANTHAN; OO; PHU, 2015; BORGES; FALCAO, 2003).

No entanto, a alocação inadequada da GD em termos de localização e tamanho pode levar a perfis de tensão desiguais na rede de distribuição. Em pontos próximos à GD, o perfil de tensão pode ser elevado, enquanto em trechos mais distantes, o perfil de tensão pode ficar abaixo do regulamentado. Isso torna desafiador para as concessionárias de energia tomar decisões eficazes para equalizar o perfil de tensão da rede (MITHULANANTHAN; OO; PHU, 2015; GRIFFIN et al., 2000). Portanto, a alocação ótima da GD é crucial para maximizar seus benefícios e minimizar seus impactos adversos. A GD não só fornece energia ativa, mas também pode fornecer energia reativa, o que contribui para a redução das perdas de potência e para a melhoria do perfil de tensão nos sistemas de distribuição (BOCANEGRA; MONTOYA, 2019).

Além disso, na maioria das pesquisas recentes para a alocação e dimensionamento de GDs, geralmente não são consideradas as limitações espaciais, assumindo-se que há disponibilidade de área geográfica para a instalação desses empreendimentos. Trabalhos como os de (RIBEIRO; LEITE, 2023), (SOARES, 2019) e (SILVA, 2018) abordam o dimensionamento e posicionamento de GDs sem considerar restrições espaciais.

Nesse contexto, este trabalho de pesquisa propõe uma metodologia que identifica, primeiramente, as restrições espaciais da alocação de GD e o dimensionamento das mesmas baseado na máxima injeção de potência, levando em consideração as áreas disponibilizadas pela distribuidora para a construção das usinas. Posteriormente, a partir dessas alternativas de instalação, são definidos os melhores locais para instalação, visando a melhoria no perfil de tensão, a redução das perdas técnicas do sistema e a melhoria do carregamento das linhas, seguindo os critérios técnicos estabelecidos pela ANEEL sobre perfis de tensão aceitáveis para a distribuição. O principal diferencial deste estudo é a consideração das limitações espaciais e de custo para a instalação de GD.

A metodologia aplicada neste trabalho é dividida em três etapas principais. Na

etapa I, define-se o Sistema Elétrico de Distribuição alvo e suas principais limitações, realizando-se simulações para avaliar o desempenho do sistema sem a alocação de GD utilizando o software OpenDSS. Na etapa II, são determinados os valores de geração de referência para cada barramento, utilizando como critério o valor de geração que melhor reduz as perdas totais do sistema quando se considera apenas uma GD alocada. Finalmente, na etapa III, são aplicadas e discutidas duas estratégias de otimização - Estratégia Evolutiva Híbrida e Algoritmo Genético Híbrido - para determinar as melhores alocações da GD.

Para aplicação da metodologia proposta, foram realizados estudos de caso em dois sistemas distintos. O primeiro estudo de caso utilizou o Sistema IEEE de 34 Barras, um alimentador de referência que representa cenários reais maiores e complexos. O segundo estudo de caso utilizou um alimentador real, cujas informações foram extraídas do Banco de Dados Geográfico da Distribuidora (BDGD) disponibilizado pela ANEEL com dados de 2023 e representadas geograficamente utilizando o software QGIS. Em ambos os estudos, a análise dos resultados demonstrou a eficácia das estratégias de otimização propostas, evidenciando reduções significativas nas perdas do sistema, melhorias no perfil de tensão e melhor distribuição do carregamento das linhas.

Os resultados dos estudos de caso mostram que o Algoritmo Genético Híbrido apresentou um desempenho ligeiramente superior à Estratégia Evolutiva Híbrida. No primeiro estudo de caso, foram observados ganhos de tensão de 7,39%, redução de perdas de 14,48% e diminuição no carregamento de 9,55%. No segundo estudo de caso, a alocação de cinco sistemas de GD resultou em um ganho de tensão de 1,75%, redução de perdas de 14,08% e diminuição do carregamento de 8,90%, utilizando 98,47% do orçamento disponível e respeitando as limitações de área.

A tendência de crescimento exponencial na inserção de GD nos sistemas de energia elétrica é evidenciada por dados recentes ([ANEEL, 2022](#)). Este trabalho contribui para o entendimento e a implementação de metodologias de alocação ótima de GD, visando maximizar os benefícios dessa tecnologia e apoiar as concessionárias de energia na gestão eficiente e sustentável de seus sistemas de distribuição.

## 1.1 Objetivos

O presente estudo tem como objetivo principal desenvolver e aplicar uma metodologia de otimização para a alocação de recursos de GD em sistemas elétricos de distribuição, considerando aspectos de limitação espacial e de custo. Este objetivo visa não apenas a redução das perdas técnicas, mas também a melhoria do perfil de tensão, a melhoria do carregamento das linhas e o aumento da eficiência energética do sistema. Para alcançar este objetivo principal, foram delineados os seguintes objetivos específicos:

- Definição e caracterização do Sistema Elétrico de Distribuição: Identificar e descrever detalhadamente o sistema alvo, incluindo suas limitações espaciais, topologia, cargas, capacidade de geração existente e outros elementos críticos. Esta etapa é fundamental para compreender o cenário base e estabelecer os parâmetros de entrada para as etapas subsequentes.
- Determinação dos valores de geração de referência para cada barramento: Utilizar simulações para identificar os valores de geração que melhor reduzem as perdas totais do sistema quando se considera apenas uma GD alocada. Esta etapa inclui a consideração de fatores como irradiância solar, espaço disponível para a instalação de GD e a compatibilidade com a infraestrutura existente.
- Aplicação e avaliação de estratégias de otimização: Implementar duas estratégias específicas de otimização - a Estratégia Evolutiva Híbrida e o Algoritmo Genético Híbrido - para determinar as alocações ótimas de GD. Esta etapa envolve:
  - Definição de um indivíduo: Cada indivíduo na população representa uma solução potencial, ou seja, uma configuração específica de alocação de GD nos barramentos do sistema.
  - Seleção: Processo de escolha dos indivíduos mais aptos da população atual para gerar a próxima geração, baseado em critérios de desempenho como redução de perdas, melhoria do perfil de tensão e eficiência do carregamento.
  - Mutação: Introdução de pequenas variações nos indivíduos selecionados para explorar novas soluções potenciais e evitar a convergência prematura para soluções subótimas.
  - Cruzamento: Combinação de características de dois ou mais indivíduos selecionados para criar novos indivíduos que herdam qualidades dos pais, aumentando a diversidade da população.
- Aplicação da metodologia proposta: Realizar estudos de caso em dois sistemas distintos - o Sistema IEEE de 34 Barras e um alimentador real cujas informações foram extraídas do Banco de Dados Geográfico da Distribuidora disponibilizado pela ANEEL com dados de 2023. A aplicação inclui a representação geográfica utilizando o software QGIS e a análise dos resultados obtidos.
- Comparação e análise dos resultados: Comparar os resultados das diferentes estratégias de otimização aplicadas, utilizando métricas como perdas técnicas, eficiência energética, perfil de tensão e robustez do sistema. Determinar qual das estratégias apresentou o melhor desempenho para o sistema de distribuição alvo.

Este conjunto de objetivos visa proporcionar uma abordagem abrangente e rigorosa para a otimização da alocação de GD, contribuindo para a gestão eficiente e sustentável dos sistemas de distribuição de energia elétrica.

## 1.2 Divisão do Trabalho

Este trabalho está organizado da seguinte forma:

- Capítulo 2 - Estado da Arte: Este capítulo revisa a literatura existente sobre GD, abordando aspectos como microgeração e minigeração distribuída, vantagens e desvantagens da GD, e restrições espaciais e de custo. Além disso, são discutidos a Base de Dados Geográfica da Distribuidora, o software QGIS, a qualidade do fornecimento de energia elétrica e o software OpenDSS, incluindo elementos de fornecimento e conversão de energia, e modelagem de geradores fotovoltaicos. O capítulo também explora diferentes algoritmos de otimização, incluindo estratégias evolutivas e algoritmos genéticos, além de uma revisão bibliográfica abrangente.
- Capítulo 3 - Metodologia: Descreve a metodologia empregada no estudo, dividida em três etapas principais:
  - Etapa I: Sistema Original: Definição do sistema alvo, incluindo barramentos disponíveis e desempenho do sistema original, com desenhos unifilares do perfil de carregamento e de tensão.
  - Etapa II: Mínimos Globais: Determinação dos valores de geração de referência para cada barramento, visando minimizar as perdas totais do sistema.
  - Etapa III: Estratégias de Otimização: Aplicação das estratégias de otimização, incluindo a construção de indivíduos e geração inicial, definição da capacidade de geração, seleção, mutação e cruzamento de indivíduos, além da implementação das estratégias Evolutiva Híbrida e Algoritmo Genético Híbrido, e a definição do melhor indivíduo.
- Capítulo 4 - Testes e Resultados: Apresenta os estudos de caso realizados:
  - Estudo de Caso 1: Sistema IEEE de 34 Barras: Detalha as modificações e limitações adotadas no sistema IEEE de 34 barras, um alimentador de referência que representa cenários reais maiores e complexos. O desempenho é analisado em termos de mínimos globais, aplicação da estratégia Evolutiva Híbrida, aplicação do Algoritmo Genético Híbrido e comparação dos resultados para determinar o melhor indivíduo.
  - Estudo de Caso 2: Alimentador Real - PD04: Apresenta as modificações e limitações adotadas em um alimentador real, com dados extraídos do BDGD

disponibilizado pela ANEEL com dados de 2023. A análise do desempenho inclui a consideração dos mínimos globais, a aplicação das estratégias Evolutiva Híbrida e Algoritmo Genético Híbrido, e a avaliação detalhada do melhor indivíduo, levando em conta as características específicas do alimentador real.

- Capítulo 5 - Conclusão: Este capítulo sintetiza as principais conclusões do trabalho, destacando os avanços alcançados e as limitações enfrentadas. São propostas direções para pesquisas futuras, visando a continuidade e o aprimoramento dos estudos sobre otimização de alocação de GD em sistemas elétricos de distribuição.

Esta divisão do trabalho permite uma abordagem sistemática e estruturada, assegurando que todos os aspectos relevantes do problema de otimização sejam cuidadosamente considerados e discutidos.

## 2 Estado da Arte

### 2.1 Geração Distribuída

Geração Distribuída refere-se à produção de energia elétrica realizada próxima ou no local de consumo, independente da potência, tecnologia e fonte energética. Evoluindo para abranger potências menores, a GD inclui co-geradores, geradores que utilizam resíduos combustíveis, geradores de emergência, geradores para operação em horário de ponta, painéis fotovoltaicos e Pequenas Centrais Hidrelétricas (PCHs) (INEE, 2024).

Diferencia-se da geração centralizada, que ocorre em grandes usinas situadas em locais remotos, distribuindo energia por extensas linhas de transmissão. A geração distribuída oferece maior autonomia e resiliência, mantendo a capacidade de fornecer energia mesmo com falhas na rede centralizada (EDP, 2024).

#### 2.1.1 Microgeração e Minigeração Distribuída

A microgeração distribuída é caracterizada por centrais geradoras com potência instalada até 75 kW, utilizando cogeração qualificada ou fontes renováveis, conectadas à rede de distribuição (ANEEL, 2022). Já a minigeração distribuída abrange centrais com potência superior a 75 kW e até 5 MW para fontes despacháveis ou 3 MW para outras fontes, também conectadas à rede (ANEEL, 2022).

#### 2.1.2 Vantagens e Desvantagens da GD

A GD emerge como uma abordagem energética inovadora, oferecendo a redução de perdas energéticas graças à proximidade dos pontos de geração aos de consumo, o que melhora a eficiência global do sistema (JOSEPHY; NEGRETE, 2023). Ela promove a ampliação de investimentos privados, pois permite que consumidores se tornem produtores, diminuindo a dependência de grandes infraestruturas estatais ou corporativas. A GD também contribui para a expansão da matriz elétrica, com a integração facilitada de fontes renováveis, o que pode resultar em redução de custos e maior disponibilidade energética. Além disso, prioriza o uso de energia limpa, alinhando-se com as metas de sustentabilidade ao favorecer fontes como solar e eólica, e estimula a geração de empregos locais, impulsionando a economia.

No entanto, a GD enfrenta desafios significativos. A complexidade na cobrança pelo uso do sistema elétrico reflete a dificuldade de estabelecer uma estrutura tarifária justa e eficiente, enquanto a incidência de tributos sobre a energia gerada pode desencorajar

a adoção da GD. Adicionalmente, há a necessidade de alteração dos procedimentos das distribuidoras, que devem adaptar suas operações para acomodar a geração descentralizada, o que inclui a modernização de equipamentos para manter a estabilidade da rede. A GD pode causar elevação de tensão nos sistemas locais, exigindo soluções para evitar a sobretensão. Também pode afetar os níveis de curto-circuito, o que impacta a proteção das redes de distribuição e requer uma modernização do sistema de proteção, com a implementação de tecnologias avançadas para garantir a segurança e a confiabilidade do fornecimento de energia.

### 2.1.3 Restrições Espaciais e de Custo na Geração Distribuída

A viabilidade da Geração Distribuída é fortemente influenciada por restrições espaciais e de custo, especialmente no caso de sistemas de energia solar fotovoltaica. Estes fatores são cruciais para a seleção do tamanho do sistema e dos componentes adequados, visando atender às necessidades energéticas de forma eficiente e sustentável.

#### 2.1.3.1 Restrições Espaciais na GD

As restrições espaciais na GD referem-se à área disponível para a instalação de painéis solares. A área necessária varia conforme o tipo de estrutura e é um fator limitante para a capacidade de geração. Por exemplo, uma residência pode ter espaço para um sistema de 5.0 kWp, ocupando cerca de 35 m<sup>2</sup>, enquanto um armazém pode acomodar um sistema de 100 kWp, que requer até 1000 m<sup>2</sup>. A ocupação de espaço por kWp é um aspecto essencial na GD, pois determina a quantidade de energia que pode ser gerada localmente ([SOLAR, 2024](#)).

#### 2.1.3.2 Restrições de Custo na GD

As restrições de custo são igualmente importantes na GD. O investimento inicial deve ser balanceado com as economias na conta de energia a longo prazo. A redução nos preços da energia solar, que chegou a R\$ 4,02 por Wp no Brasil, torna a GD mais acessível e aumenta seu apelo econômico, especialmente em projetos menores, que são mais comuns na GD ([ENERGIA, 2024](#)).

Implicações para a GD: As restrições espaciais e de custo são determinantes na implementação de sistemas de GD. A área disponível e o custo por Wp influenciam diretamente a decisão de adotar a GD, tornando-a uma opção viável e atraente para a geração de energia elétrica sustentável e econômica.

## 2.2 O Desafio da Alocação de Geração Distribuída

A questão da alocação distribuída tem sido objeto de estudo por cerca de uma década. No início, as pesquisas se concentravam principalmente em determinar o local de instalação para atender aos critérios técnicos da rede. No entanto, após a avaliação da qualidade das soluções, aspectos relacionados ao tamanho dos empreendimentos começaram a ser incorporados na modelagem, sempre levando em consideração as exigências operacionais e de custo.

Nos últimos anos, com os avanços tecnológicos, a disponibilidade gratuita de softwares robustos para análise de sistemas de energia elétrica e o acesso liberado aos bancos de dados e ao georreferenciamento das redes elétricas, a inclusão de restrições mais complexas na modelagem tem se tornado cada vez mais relevante. O objetivo é representar de forma mais realista o problema da alocação de Geração Distribuída, o que tem atraído cada vez mais a atenção dos pesquisadores na área.

Existem várias propostas para a alocação de GD na literatura técnica, a maioria delas baseada na aplicação de algoritmos evolutivos. Um exemplo é o trabalho apresentado em (SILVA, 2018), que propõe métodos baseados em Algoritmos Genéticos (AG) para a alocação de GD em sistemas de distribuição, com o objetivo de minimizar as perdas da rede. Foram comparados quatro métodos: um exaustivo e três baseados em AG, cada um com diferentes limitações (físicas, de valor total de geração ou ambas). A conclusão foi que os métodos baseados em AG foram mais eficientes na redução das perdas e na melhoria do perfil de tensão.

O estudo proposto em (SOARES, 2019) desenvolveu um algoritmo que otimiza a localização e a injeção de potência pela GD para minimizar as perdas ativas da rede de distribuição e melhorar o perfil de tensão, utilizando técnicas de AG. Foram avaliadas quatro estruturas de AG com diferentes métodos de seleção (roleta e amostragem universal estocástica) e de substituição da população (generacional com elitismo e estado estacionário). A conclusão foi que o AG de estado estacionário com seleção por amostragem universal estocástica foi o mais eficaz para o problema de otimização proposto. Este algoritmo mostrou melhorias no perfil de tensão e redução das perdas ativas, especialmente em sistemas menores.

Recentemente, Zeferino apresentou uma abordagem para a alocação de GD em redes de distribuição com alta penetração de eletropostos, utilizando AG (ZEFERINO, 2023). O estudo de Zeferino focou na otimização do posicionamento das Unidades de Geração Distribuída (UGDs) para mitigar os impactos negativos, como aumento de perdas de potência e variações de tensão, causados pela maior demanda dos eletropostos. A pesquisa demonstrou que a utilização de AG pode ser uma estratégia eficaz para a alocação de GD, apresentando resultados válidos e consistentes com a literatura. Em um dos cenários

analisados, houve uma redução relativa de perdas de potência aproximadamente 3,5% maior quando comparada com trabalhos semelhantes, além de uma boa estabilidade do algoritmo com variação percentual média de 2% e desvio padrão de 0,016 (ZEFERINO, 2023).

## 2.3 A Base de Dados Geográfica da Distribuidora (BDGD)

A Base de Dados Geográfica da Distribuidora é um componente crucial do Sistema de Informação Geográfica Regulatório (SIG-R), estabelecido pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL). A BDGD é projetada para representar, de forma simplificada, o sistema elétrico real das distribuidoras, refletindo a situação dos ativos e informações técnicas e comerciais de interesse.

A BDGD é composta por informações encaminhadas pelas distribuidoras à ANEEL, incluindo dados sobre a base de clientes, ativos da concessionária e consumo de energia, entre outros aspectos (SANTOS et al., 2024). Essas informações, em conjunto com outras bases de dados da ANEEL e de outros órgãos, compõem o SIG-R (ELÉTRICA, 2024).

O Módulo 10 dos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST) define o padrão e a estrutura das informações contidas na BDGD, o formato dos arquivos digitais, os prazos e a forma de envio à ANEEL (ANEEL, 2024). Segundo o PRODIST, as informações da BDGD são organizadas em dois conjuntos de entidades: geográficas e não geográficas. As entidades geográficas retratam feições e informações georreferenciadas, como subestações, unidades consumidoras e redes elétricas. Já as entidades não geográficas apresentam apenas tabelas de dados, como registros de perdas técnicas e não técnicas. Ao todo, a BDGD compreende 45 entidades (SANTOS et al., 2024).

As distribuidoras de energia brasileiras são obrigadas a enviar suas respectivas BDGDs à ANEEL. A submissão ordinária ocorre anualmente, com dados referenciados ao dia 31 de dezembro de cada ano. A submissão extraordinária é feita de forma aperiódica, sob demanda da agência reguladora (SANTOS et al., 2024).

Para garantir a compatibilidade das bases de dados recebidas e a integração no SIG-R, as distribuidoras devem seguir modelos, requisitos e padrões estabelecidos no Módulo 10 do PRODIST e no Manual de Instruções da BDGD (ANEEL, 2024) (BDGD, 2024). A BDGD é estruturada em entidades que representam todas as informações de interesse, desde ativos até as perdas estimadas pelos agentes. Estas entidades são detalhadas com diversas informações que devem seguir a codificação pré-estabelecida pelo Dicionário de Dados ANEEL do SIG-R (DDA), o qual especifica padrões de dados para a normalização das informações (ELÉTRICA, 2024).

Os dados cartográficos são disponibilizados em arquivos Geodatabase (.gdb) por distribuidora. O Manual de Instruções da BDGD e o Módulo 10 do PRODIST fornecem informações detalhadas sobre as entidades disponibilizadas e as definições dos campos (ELÉTRICA, 2024) (ANEEL, 2024).

## 2.4 O Software QGIS

O QGIS é um software de Sistema de Informações Geográficas (SIG) gratuito e de código aberto que suporta a visualização, edição e análise de dados geoespaciais. Este sistema facilita a manipulação e análise de dados espaciais, englobando todos os aspectos do gerenciamento e uso de dados geográficos digitais, como dados vetoriais e raster, utilizados em software de SIG (MARQUES, 2024). O QGIS foi inicialmente desenvolvido em 2002 por Gary Sherman, com a primeira versão lançada em 2009 sob o nome de Quantum GIS (FRANÇA, 2024).

O QGIS fornece diversas ferramentas para manipulação de dados espaciais, incluindo visualização, edição e análise. Ele permite a realização de análises espaciais e temporais, acesso a bancos de dados, utilização de funções conectadas à internet, visualização 3D de mapas e análises multicritério. Além disso, o software possibilita a criação, dimensionamento, remodelação, medição e união de várias camadas, entregando trabalhos de alta qualidade.

A interface amigável do QGIS facilita o aprendizado e o uso das ferramentas disponíveis, permitindo a visualização, gestão, edição, análise de dados e criação de mapas para impressão. Entre os diversos benefícios e possibilidades do QGIS, destacam-se a elaboração de mapas, cartas e plantas topográficas com vários tipos de camadas e diferentes projeções cartográficas, a coleta e edição de dados geoespaciais, a realização de análises espaciais e operações de geoprocessamento como buffer, diferença, recorte, interseção e união.

O nome QGIS é derivado da biblioteca Qt ("Q") e do Sistema de Informação Geográfica ("GIS"). A plataforma conta com a colaboração de desenvolvedores de todo o mundo, tornando-se um projeto incubado na Open Source Geospatial Foundation em 2007.

## 2.5 Qualidade do Fornecimento de Energia Elétrica

A qualidade do fornecimento de energia elétrica desempenha um papel fundamental na satisfação dos consumidores e no funcionamento eficiente dos sistemas elétricos. O PRODIST Módulo 8 (ANEEL, 2020) estabelece procedimentos específicos que devem

ser seguidos pelas distribuidoras para garantir essa qualidade na distribuição de energia elétrica, abrangendo aspectos como a qualidade do produto e a qualidade do serviço.

Os objetivos deste módulo são claros: estabelecer procedimentos relacionados à qualidade do fornecimento de energia elétrica, tanto em termos de conformidade da onda de tensão quanto de continuidade do serviço. Isso inclui definir indicadores, valores de referência, metodologia de medição e gestão de reclamações para os fenômenos relacionados à qualidade do produto, bem como estabelecer padrões e responsabilidades para a qualidade do serviço, incluindo a continuidade do fornecimento de energia elétrica e o atendimento a ocorrências emergenciais.

O PRODIST Módulo 8 também aborda a gestão das reclamações e estabelece procedimentos para apuração e encaminhamento de informações sobre acidentes de trabalho e com terceiros, além de definir as regras para compensação e envio de relatórios de acompanhamento à ANEEL.

Esses procedimentos são aplicáveis não apenas às distribuidoras de energia elétrica, mas também aos consumidores, centrais geradoras, agentes importadores ou exportadores de energia elétrica, transmissoras e ao Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS). A aplicabilidade abrangente desses procedimentos visa garantir a uniformidade e a eficácia na gestão da qualidade do fornecimento de energia elétrica em todo o país.

### 2.5.1 Variações de tensão e fator de potência em regime permanente

A conformidade das variações de tensão e do fator de potência em regime permanente é crucial para o funcionamento adequado dos sistemas elétricos. O PRODIST aborda essas questões com detalhes específicos, visando garantir a estabilidade e eficiência do fornecimento de energia elétrica.

No que diz respeito às variações de tensão em regime permanente, o PRODIST estabelece padrões para garantir que a tensão medida no ponto de conexão esteja dentro dos níveis especificados como adequados, precários e críticos. A distribuidora é responsável por monitorar a tensão em todo o sistema de distribuição e deve adotar recursos e técnicas atualizadas para manter a tensão dentro dos padrões adequados, agindo preventivamente quando necessário.

Em relação às tensões contratadas junto à distribuidora, há critérios específicos a serem seguidos. Para usuários atendidos em tensão nominal de operação igual ou superior a 2,3 kV, a tensão contratada nos pontos de conexão deve estar entre 95% e 105% da tensão nominal de operação do sistema no ponto de conexão. Além disso, deve coincidir com a tensão nominal de um dos terminais de derivação previamente exigido ou recomendado para o transformador da unidade consumidora.

Quanto ao fator de potência em regime permanente, o PRODIST estabelece faixas

específicas para garantir a eficiência do sistema. Para unidades consumidoras do Grupo A ou pontos de conexão entre distribuidoras com tensão inferior a 230 kV, o fator de potência no ponto de conexão deve estar compreendido entre 0,92 e 1,00 indutivo, ou 1,00 e 0,92 capacitivo, conforme as Regras de Prestação do Serviço Público de Distribuição de Energia Elétrica.

Essas medidas visam garantir a estabilidade do sistema elétrico, promovendo um fornecimento confiável e eficiente de energia elétrica para os consumidores.

## 2.6 OpenDSS

O software OpenDSS (Distribution System Simulator) é uma ferramenta abrangente de simulação de sistemas de energia elétrica, especialmente voltada para sistemas de distribuição de energia. Seu desenvolvimento começou em 1997 na Electrotek Concepts, Inc., por Roger Dugan e Thomas McDemott, com o objetivo de apoiar análises de redes com geração distribuída (GD). Utilizando uma linguagem de programação orientada a objetos, o OpenDSS baseou-se em linguagens e sistemas de conversão existentes na época.

Em 2004, o DSS foi adquirido pelo Electric Power Research Institute (EPRI) e, em 2008, o EPRI lançou o software sob licença de código aberto (open source). No setor elétrico brasileiro, o OpenDSS tem se destacado como o simulador recomendado pela ANEEL para cálculos de fluxo de carga destinados à estimação de perdas técnicas em sistemas de distribuição de média e baixa tensão, conforme a Nota Técnica nº 0057/2014-SRD ([NT0057/2014-SRD/ANEEL, 2014](#)).

Entre as diversas funcionalidades do OpenDSS, destaca-se a análise de sistemas de distribuição trifásicos desbalanceados com topologias complexas, permitindo a consideração de dados de entrada variados, como curvas de carga variáveis ao longo do tempo. As soluções de fluxo de potência podem ser realizadas de maneira instantânea ou em intervalos de tempo definidos pelo usuário, como dias, anos ou outros regimes específicos. Os resultados das simulações podem ser exportados diretamente para arquivos de texto ou planilhas eletrônicas.

Apesar de ser amplamente utilizado para a solução de problemas de fluxo de carga e análises estáticas de sistemas, o OpenDSS também se destaca na análise de fluxo de harmônicos e análises dinâmicas. Essa versatilidade garante maior flexibilidade na modelagem de variados modelos de carga e configurações de circuitos não usuais.

### 2.6.1 Elementos de Fornecimento de Energia

Os elementos de fornecimento de energia geralmente consistem em dois ou mais terminais multifásicos ([RADATZ, 2020](#)), como ilustrado na Figura 2.1. Sua função básica é

transportar energia de um ponto a outro no sistema de potência. Os elementos mais comuns são linhas e transformadores, que geralmente possuem mais de um terminal. Capacitores e reatores podem ser exceções, especialmente quando conectados em derivação em vez de em série.

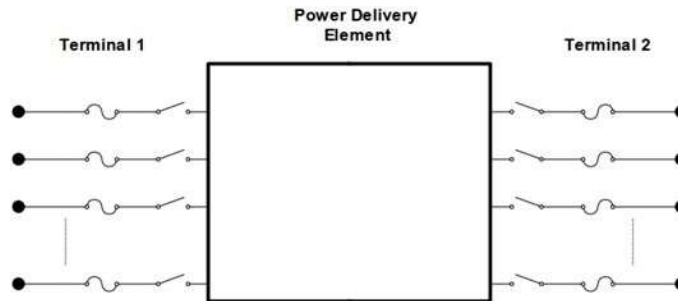


Figura 2.1 – Elemento de Fornecimento de Energia (RADATZ, 2020)

### 2.6.2 Elementos de Conversão de Energia

Os elementos de conversão de energia transformam energia de uma forma para outra, ou vice-versa. Alguns desses elementos podem armazenar energia temporariamente e depois liberá-la, como é o caso dos elementos reativos. A maioria possui apenas uma conexão ao sistema de potência, apresentando, portanto, apenas um terminal multifásico. A descrição do lado mecânico ou térmico da conversão de energia está contida no modelo de "caixa preta", como ilustrado na Figura 2.2.

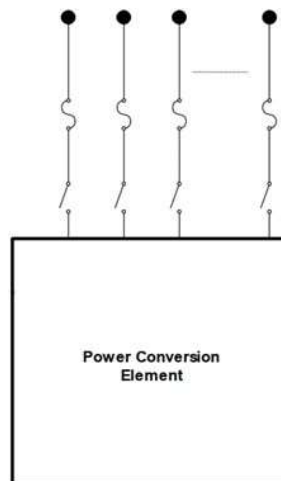


Figura 2.2 – Definição do Elemento de Conversão de Energia (RADATZ, 2020)

### 2.6.3 Modelagem do Gerador Fotovoltaico - PVSystem

O modelo do gerador fotovoltaico disponibilizado pelo OpenDSS é composto pelo painel fotovoltaico e pelo inversor DC/AC, conforme ilustrado na figura 2.3. O

comportamento do painel fotovoltaico é representado por um equivalente de Norton, responsável por fornecer uma potência trifásica ou monofásica à rede elétrica em corrente contínua (RADATZ, 2020).

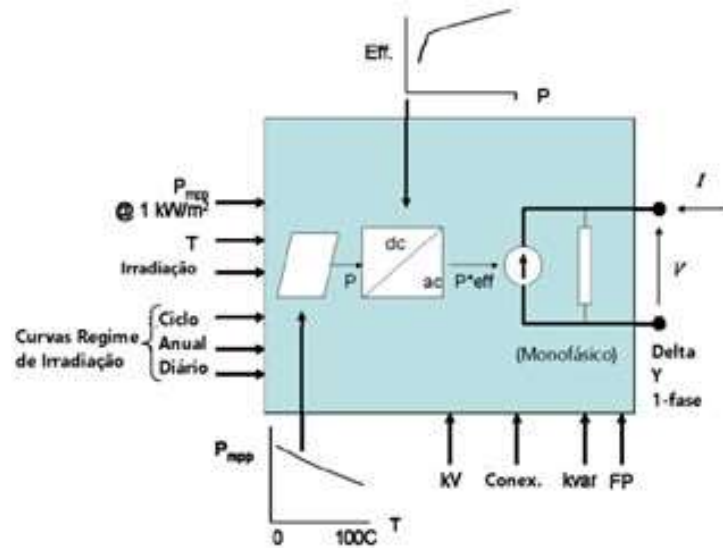


Figura 2.3 – Modelo do Gerador Fotovoltaico (RADATZ, 2020)

#### 2.6.4 Modelagem do Gerador Fotovoltaico - PVSystem

O modelo do gerador fotovoltaico disponibilizado pelo OpenDSS é composto pelo painel fotovoltaico e pelo inversor DC/AC, conforme ilustrado na figura 2.3. O comportamento do painel fotovoltaico é representado por um equivalente de Norton, responsável por fornecer uma potência trifásica ou monofásica à rede elétrica em corrente contínua (RADATZ, 2020).

Os dados para modelagem do painel fotovoltaico são:

- **Potência no ponto de máxima potência ( $P_{mpp}$ ):** A potência elétrica máxima que o painel fotovoltaico pode gerar sob condições ideais de operação.
- **Potência nominal para  $1 \text{ kW/m}^2$ :** A potência que o painel é capaz de produzir quando exposto a uma irradiância solar de 1 quilowatt por metro quadrado.
- **Temperatura de base ( $T$ ):** A temperatura de referência na qual os parâmetros do painel fotovoltaico são especificados, geralmente  $25^\circ\text{C}$ .
- **Irradiação de base ( $I_{rad}$ ):** O nível de irradiância solar padrão utilizado como referência para medir o desempenho do painel, tipicamente  $1000 \text{ W/m}^2$ .

A partir da entrada desses valores, o programa utiliza aproximações para obter o valor de potência convertida pelo painel em função da irradiância e temperatura, que

variam ao longo do dia. Para realizar simulações precisas, são necessários os valores de irradiação e temperatura ao longo do tempo, fornecidos por curvas específicas. A potência de saída do painel é calculada utilizando a seguinte equação:

$$P = P_{\text{mpp}} (\text{kWh/m}^2) \times \text{FatorT} \times \text{FatorI}_{\text{rad}} \quad (2.1)$$

onde  $P_{\text{mpp}}$  ( $\text{kWh/m}^2$ ) é a potência nominal no ponto de máxima potência, representando a máxima potência que o painel pode gerar sob condições ideais. O FatorT é o fator de correção devido à temperatura do módulo fotovoltaico. A potência de saída do painel diminui à medida que a temperatura aumenta, então este fator ajusta a potência nominal de acordo com a temperatura real. O  $\text{FatorI}_{\text{rad}}$  é o fator de correção devido à irradiação solar, ajustando a potência nominal de acordo com a irradiação real, já que a potência de saída do painel é proporcional à quantidade de luz solar incidente.

A potência de saída do painel é em corrente contínua (DC) e deve ser convertida para corrente alternada (AC) pelo inversor. Para realizar essa conversão, considera-se a eficiência do inversor ( $\eta$ ). A potência em corrente alternada de saída do gerador fotovoltaico é calculada por:

$$P_{\text{ac}} = P \times \eta \quad (2.2)$$

onde  $P$  é a potência em corrente contínua calculada anteriormente e  $\eta$  é a eficiência do inversor, que representa a fração de potência DC que é convertida eficientemente em potência AC.

Esses cálculos e considerações são fundamentais para compreender o desempenho e a integração de sistemas fotovoltaicos à rede elétrica. A precisão na modelagem desses componentes é crucial para garantir a confiabilidade e a eficiência do sistema como um todo.

### 2.6.5 Elemento de Medição de Energia - EnergyMeter

O EnergyMeter é um dispositivo inteligente projetado para a medição de energia em circuitos elétricos (DUGAN; MONTENEGRO, 2022). Diferentemente dos medidores de energia convencionais, o EnergyMeter possui uma capacidade avançada de acessar e registrar valores em diferentes pontos do circuito, não se limitando apenas à sua localização física. Além de medir potência e energia em sua posição, ele é capaz de detectar perdas e sobrecargas em regiões específicas do circuito.

A operação do EnergyMeter é direta e eficiente. Ele possui diversos registros que acumulam valores específicos ao longo do tempo. No início de um estudo, esses registros são zerados. Após cada solução computacional do circuito, o medidor coleta uma amostra

e os valores de energia são então integrados com base no intervalo de tempo decorrido desde a última solução.

Um conceito chave utilizado pelo EnergyMeter é o da zona (DUGAN; MONTENEGRO, 2022). Esta zona representa uma área do circuito pela qual o medidor é responsável, conforme ilustrado na Figura 2.4. Dentro dessa zona, o medidor pode calcular energias, perdas e outras métricas para todos os dispositivos de geração e carga presentes. Cada zona é composta por uma coleção de elementos do circuito que estão localizados abaixo do medidor no diagrama de fluxo de energia. Embora inicialmente concebido para circuitos radiais, esse conceito também é aplicável a circuitos em malha, embora com algumas limitações.

Dessa forma, o EnergyMeter fornece uma visão detalhada e precisa do comportamento energético de um circuito, permitindo a análise de eficiência, identificação de perdas e gerenciamento de sobrecargas. Sua capacidade de medir e integrar dados em diferentes pontos do circuito o torna uma ferramenta indispensável para a gestão e otimização de sistemas elétricos complexos.

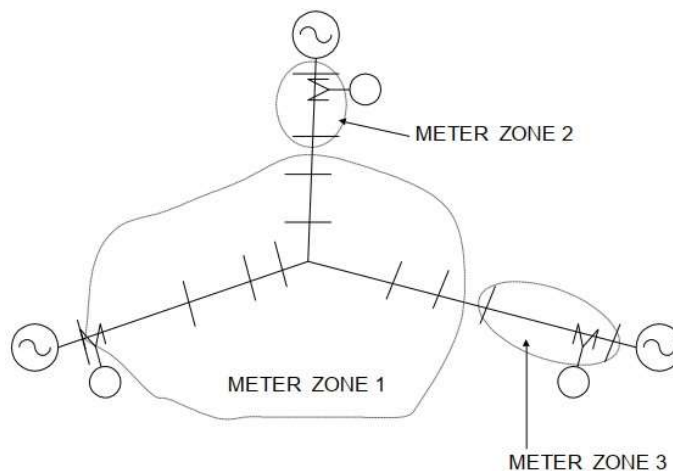


Figura 2.4 – Zonas de Medição Padrão para uma Rede Simples (DUGAN; MONTENEGRO, 2022)

## 2.7 Algoritmos de Otimização

Na vasta paisagem dos algoritmos de otimização, as estratégias evolutivas (EEs) e os algoritmos genéticos (AGs) emergem como poderosas abordagens inspiradas na evolução biológica para resolver uma variedade de problemas complexos (PACHECO, 2024). Ambas pertencem à família dos algoritmos evolutivos (EAs), que mantêm uma amostra de soluções candidatas e as modificam ao longo do tempo em busca de melhorias.

As EEs e os AGs compartilham uma filosofia fundamental: ao invés de confiar em uma única solução candidata, eles mantêm uma população de soluções, permitindo que

a seleção natural e processos de crossover moldem progressivamente essas soluções em direção a ótimos locais ou globais (LUKE, 2016).

No entanto, essas duas abordagens diferem em suas estratégias de seleção, reprodução e atualização da população, o que resulta em nuances distintas em seus comportamentos e eficácia em diferentes cenários de otimização.

As EEs, representadas por variantes como a Estratégia de Evolução (ES), adotam uma abordagem de estado estacionário, onde apenas algumas soluções candidatas são modificadas a cada iteração. Isso contrasta com os AGs, que seguem uma abordagem geracional, atualizando a população inteira de soluções a cada ciclo evolutivo.

Essa distinção chave entre EEs e AGs tem implicações significativas na dinâmica da busca: enquanto as EEs tendem a ser mais conservadoras, explorando o espaço de busca de maneira mais local, os AGs podem explorar de maneira mais ampla, mas com um custo computacional potencialmente maior.

Nesta seção, exploraremos em detalhes as estratégias evolutivas  $(\mu, \lambda)$  e  $(\mu + \lambda)$ , e os algoritmos genéticos com Elitismo  $(\mu, \lambda)$  e Elitismo  $(\mu + \lambda)$ , examinando suas características, funcionamento e aplicabilidade em diversos contextos de otimização.

### 2.7.1 Estratégia Evolutiva $(\mu, \lambda)$

Um dos algoritmos evolutivos mais simples e eficazes é o algoritmo  $(\mu, \lambda)$ . Este método começa com uma população inicial de  $\lambda$  indivíduos, geralmente gerados aleatoriamente. A essência deste algoritmo reside em sua abordagem estruturada de seleção, reprodução e substituição, que são os principais componentes de qualquer algoritmo evolutivo.

Inicialmente, cada indivíduo na população é avaliado com base em uma função de aptidão que mede a qualidade de suas características. Esse processo de avaliação é crucial, pois determina quais indivíduos são mais adequados para sobrevivência e reprodução.

Após a avaliação, o algoritmo realiza uma seleção de truncamento, onde os  $\mu$  indivíduos mais aptos são selecionados para a próxima geração. A seleção de truncamento garante que apenas os melhores indivíduos sejam mantidos, promovendo uma melhoria contínua na qualidade da população ao longo das iterações.

Os indivíduos selecionados, agora considerados pais, são então responsáveis por gerar novos descendentes. Cada um desses  $\mu$  pais produz  $\lambda/\mu$  filhos através de um processo de mutação. A mutação introduz variações nos descendentes, permitindo a exploração de novas soluções e aumentando a diversidade genética da população.

A fase de reprodução resulta em uma nova população de  $\lambda$  descendentes. Em seguida, a operação de substituição é realizada, onde os descendentes substituem completamente a população de pais. Este ciclo de avaliação, seleção, reprodução e substituição continua até

que uma condição de parada pré-determinada seja alcançada, como um número máximo de gerações ou a obtenção de uma solução satisfatória.

Um aspecto importante do algoritmo  $(\mu, \lambda)$  é a necessidade de  $\lambda$  ser um múltiplo de  $\mu$ . Isso assegura que a população permaneça constante ao longo das iterações, garantindo a estabilidade do algoritmo e evitando flutuações indesejadas na população.

O algoritmo  $(\mu, \lambda)$  é eficiente devido à sua simplicidade e eficácia na convergência para soluções de alta qualidade. Ele é particularmente útil em problemas de otimização onde a exploração de uma vasta quantidade de possíveis soluções é necessária.

Detalhes específicos sobre a implementação deste algoritmo podem ser encontrados no Algoritmo 1.

---

**Algorithm 1** Estratégia Evolutiva  $(\mu, \lambda)$

---

```

1:  $\mu \leftarrow$  número de pais selecionados
2:  $\lambda \leftarrow$  número de filhos gerados pelos pais
3:  $P \leftarrow \{\}$ 
4: for  $\lambda$  vezes do
5:    $P \leftarrow P \cup$  novo indivíduo aleatório
6: end for
7: Melhor  $\leftarrow$  Valor arbitrário
8: while condição não satisfeita de parada do
9:   for cada indivíduo  $P_i \in P$  do
10:    Avaliar( $P_i$ )
11:    if Qualidade ( $P_i$ ) > Qualidade (Melhor) then
12:      Melhor  $\leftarrow P_i$ 
13:    end if
14:  end for
15:   $Q \leftarrow$  os  $\mu$  indivíduos em  $P$  cuja aptidão é melhor
16:   $P \leftarrow \{\}$ 
17:  for cada indivíduo  $Q_j \in Q$  do
18:    for  $\lambda/\mu$  vezes do
19:       $P \leftarrow P \cup$  Mutação(Cópia( $Q_j$ ))
20:    end for
21:  end for
22: end while return Melhor

```

---

### 2.7.2 Estratégia Evolutiva $(\mu + \lambda)$

O segundo algoritmo da Estratégia Evolutiva é conhecido como algoritmo  $(\mu + \lambda)$ . Ele se diferencia do algoritmo  $(\mu, \lambda)$  em um aspecto fundamental: a operação de Join. Enquanto no algoritmo  $(\mu, \lambda)$  os pais são simplesmente substituídos pelos filhos na próxima geração, no algoritmo  $(\mu + \lambda)$  a próxima geração consiste nos  $\mu$  pais mais os  $\lambda$  novos filhos. Isso significa que os pais competem diretamente com os filhos na próxima iteração. Assim, todas as gerações subsequentes terão um tamanho fixo de  $\mu + \lambda$ .

Em geral, o algoritmo  $(\mu + \lambda)$  tende a ser mais exploratório do que o  $(\mu, \lambda)$ , porque os pais de alta qualidade continuam competindo com os filhos. No entanto, isso também traz riscos: um progenitor altamente apto pode dominar a população, levando-a a convergir prematuramente para descendentes diretos desse progenitor. Isso pode resultar na estagnação em um ótimo local em torno desse progenitor.

Para mais detalhes sobre a implementação do algoritmo  $(\mu + \lambda)$ , consulte o Algoritmo 2.

---

**Algorithm 2** Estratégia Evolutiva  $(\mu + \lambda)$ 


---

```

1:  $\mu \leftarrow$  número de pais selecionados
2:  $\lambda \leftarrow$  número de filhos gerados pelos pais
3:  $P \leftarrow \{\}$ 
4: for  $\lambda$  vezes do
5:    $P \leftarrow P \cup$  novo indivíduo aleatório
6: end for
7: Melhor  $\leftarrow$  Valor arbitrário
8: while condição não satisfeita de parada do
9:   for cada indivíduo  $P_i \in P$  do
10:    Avaliar( $P_i$ )
11:    if Qualidade ( $P_i$ ) > Qualidade (Melhor) then
12:      Melhor  $\leftarrow P_i$ 
13:    end if
14:   end for
15:    $Q \leftarrow$  os  $\mu$  indivíduos em  $P$  cuja aptidão é melhor
16:    $P \leftarrow Q$ 
17:   for cada indivíduo  $Q_j \in Q$  do
18:     for  $\lambda/\mu$  vezes do
19:        $P \leftarrow P \cup$  Mutação(Cópia( $Q_j$ ))
20:     end for
21:   end for
22: end while return Melhor

```

---

O algoritmo  $(\mu + \lambda)$  apresenta algumas vantagens importantes sobre o algoritmo  $(\mu, \lambda)$ . No algoritmo  $(\mu, \lambda)$ , a população é completamente renovada a cada geração, o que promove uma rápida exploração do espaço de soluções, mas pode resultar na perda de bons indivíduos que ainda poderiam contribuir para a melhoria da população.

Por outro lado, o algoritmo  $(\mu + \lambda)$  permite que os indivíduos mais aptos da geração anterior (os pais) continuem na competição junto com os novos indivíduos (os filhos), mantendo a diversidade genética e evitando a perda de boas soluções. Esta retenção dos melhores indivíduos ao longo das gerações tende a melhorar a convergência para uma solução ótima global, embora possa haver o risco de estagnação se um único indivíduo dominar a população.

Os benefícios do algoritmo  $(\mu + \lambda)$  incluem:

- **Maior Exploração e Exploração Sustentada:** A presença contínua dos melhores pais permite uma exploração mais profunda do espaço de soluções, enquanto novos indivíduos adicionam diversidade. A exploração refere-se à capacidade de explorar novas áreas do espaço de soluções, garantindo que diferentes regiões sejam avaliadas.
- **Redução de Perda de Bons Indivíduos:** Ao manter os pais na população, evita-se a perda prematura de indivíduos de alta qualidade que ainda poderiam contribuir para a solução. A exploração, por outro lado, refere-se à capacidade de refinar e melhorar soluções existentes, aproveitando as melhores características já encontradas.
- **Estabilidade da População:** A combinação de pais e filhos estabiliza a população ao longo das gerações, promovendo uma melhoria contínua.

No entanto, é crucial gerenciar a diversidade genética para evitar a convergência prematura e garantir que a população não se estagne em um ótimo local. Esta abordagem balanceia a exploração e a exploração, tornando-a eficaz para uma ampla gama de problemas de otimização.

### 2.7.3 Algoritmo Genético com Elitismo $(\mu, \lambda)$

O Algoritmo Genético com Elitismo é uma extensão da Estratégia de Evolução  $(\mu, \lambda)$ , compartilhando muitos de seus princípios fundamentais, mas introduzindo melhorias significativas na seleção e reprodução para garantir a retenção de indivíduos de alta qualidade.

Como no algoritmo  $(\mu, \lambda)$ , este algoritmo itera através de várias fases: avaliação de aptidão, seleção, melhoramento e remontagem populacional. A característica distintiva do Algoritmo Genético com Elitismo está na maneira como a seleção e a reprodução ocorrem, bem como na incorporação do elitismo.

Inicialmente, uma população de tamanho desejado  $\mu + \lambda$  é gerada aleatoriamente. Cada indivíduo na população é avaliado com base em uma função de aptidão que determina sua qualidade. O melhor indivíduo é monitorado continuamente para referência.

Após a avaliação, os  $\mu$  indivíduos mais aptos são selecionados como elite. Esta elite é preservada na próxima geração, garantindo que as melhores soluções não sejam perdidas. Este processo de seleção de elite é fundamental para evitar a perda prematura de soluções promissoras e promover uma convergência mais rápida para ótimos locais.

Em seguida, os indivíduos restantes para a nova geração são gerados através de um processo de seleção, cruzamento e mutação. Dois indivíduos são selecionados da população atual para atuarem como pais usando um método de seleção (como torneio ou roleta). Esses pais são cruzados para produzir dois filhos, que então passam por um processo de mutação para introduzir variabilidade genética.

Este ciclo de seleção, cruzamento e mutação continua até que a nova geração esteja completa. Os indivíduos da nova geração incluem tanto os filhos gerados quanto os indivíduos de elite preservados. A população é então atualizada com esta nova geração, e o processo iterativo continua até que uma condição de parada seja atendida, como alcançar um número máximo de gerações ou uma solução suficientemente boa.

A incorporação do elitismo assegura que os indivíduos mais aptos tenham uma influência contínua e significativa na população, aumentando a eficácia do processo evolutivo. Este método promove tanto a exploração de novas soluções quanto a exploração das melhores soluções conhecidas, balanceando a diversidade genética com a convergência para soluções ótimas.

Para mais detalhes sobre a implementação deste algoritmo, consulte o Algoritmo 3.

---

**Algorithm 3** O Algoritmo Genético com Elitismo
 

---

```

1:  $\mu \leftarrow$  número de pais selecionados
2:  $\lambda \leftarrow$  número de filhos gerados pelos pais
3:  $P \leftarrow \{\}$ 
4: for  $\mu + \lambda$  vezes do
5:    $P \leftarrow P \cup$  novo indivíduo aleatório
6: end for
7: Melhor  $\leftarrow$  Valor arbitrário
8: while condição não satisfeita de parada do
9:   for cada indivíduo  $P_i \in P$  do
10:    Avaliar( $P_i$ )
11:    if Qualidade( $P_i$ ) > Qualidade(Melhor) then
12:      Melhor  $\leftarrow P_i$ 
13:    end if
14:  end for
15:   $Q \leftarrow$  os  $\mu$  indivíduos mais aptos em  $P$ 
16:  for  $(\mu + \lambda - \mu)/2$  vezes do
17:     $P_a \leftarrow$  Seleção( $P$ )
18:     $P_b \leftarrow$  Seleção( $P$ )
19:     $C_a, C_b \leftarrow$  Cruzamento(Cópia( $P_a$ ), Cópia( $P_b$ ))
20:     $Q \leftarrow Q \cup \{$ Mutação( $C_a$ ), Mutação( $C_b$ ) $\}$ 
21:  end for
22:   $P \leftarrow Q$ 
23: end while return Melhor

```

---

#### 2.7.4 Algoritmo Genético com Elitismo ( $\mu + \lambda$ )

O Algoritmo Genético que incorpora Elitismo ( $\mu + \lambda$ ) tem muitos pontos em comum com o ( $\mu, \lambda$ ), mas se distingue principalmente na operação de União. No algoritmo ( $\mu, \lambda$ ), os pais são substituídos por seus descendentes na geração seguinte, enquanto no algoritmo ( $\mu + \lambda$ ), a geração subsequente é composta pelos  $\mu$  pais e seus  $\lambda$  filhos.

Esta variação implica que os pais competem diretamente com seus filhos na iteração seguinte, o que traz uma nova dinâmica ao processo evolutivo. A manutenção dos pais de alta aptidão na população pode incentivar uma maior diversidade genética e possibilitar a exploração de novas áreas do espaço de busca.

Porém, esta estratégia também tem suas desvantagens. Um progenitor com alta aptidão pode dominar a população de forma precoce, resultando na convergência para os descendentes diretos desse progenitor. Isso pode levar à estagnação em um ótimo local em torno desse progenitor.

Apesar do algoritmo  $(\mu + \lambda)$  ser mais exploratório que o  $(\mu, \lambda)$  devido à competição constante entre pais e filhos, a presença do elitismo assegura que os indivíduos mais aptos tenham uma maior probabilidade de persistir nas gerações futuras, proporcionando assim um equilíbrio entre a exploração e a exploração das soluções.

### 2.7.5 Principais Diferenças e Vantagens

A *Operação de Join* no algoritmo  $(\mu, \lambda)$  substitui completamente a população de pais pelos filhos em cada geração. Em contraste, no algoritmo  $(\mu + \lambda)$ , a população da próxima geração é uma combinação dos  $\mu$  pais e dos  $\lambda$  filhos.

Quanto à *Diversidade Genética*, o algoritmo  $(\mu + \lambda)$  mantém pais de alta qualidade na população. Isso promove uma maior diversidade genética e permite a exploração de novas áreas do espaço de busca.

Em termos de *Convergência*, o  $(\mu, \lambda)$  pode convergir mais rapidamente, mas corre o risco de perder bons indivíduos prematuramente. Por outro lado, o  $(\mu + \lambda)$  reduz esse risco devido ao elitismo, mas pode convergir prematuramente se um progenitor dominar a população.

Finalmente, o *Elitismo* no  $(\mu + \lambda)$  garante que os indivíduos mais aptos tenham uma influência contínua, o que aumenta a eficácia do processo evolutivo.

### 2.7.6 Abordagem Híbrida

Uma abordagem híbrida pode combinar os melhores aspectos de cada algoritmo. Incorporar elementos de seleção e reprodução tanto das Estratégias Evolutivas quanto dos Algoritmos Genéticos pode melhorar o desempenho global do algoritmo. Essa configuração híbrida permite uma adaptação flexível às características específicas do problema em questão, aumentando as chances de encontrar soluções ótimas em um espaço de busca complexo.

Essa combinação equilibrada de exploração e exploração pode ser particularmente útil em problemas de otimização onde a diversidade genética e a retenção de bons indivíduos

são cruciais para evitar a estagnação e alcançar soluções globais ótimas.

## 3 Metodologia

Neste estudo, é empregada uma metodologia dividida em três etapas principais, ilustradas na Figura 3.1. Cada etapa foi projetada para abordar diferentes aspectos da otimização de sistemas elétricos de distribuição, utilizando estratégias evolutivas e genéticas.

Na Etapa I: Sistema Original (Seção 3.1), é definido o Sistema Elétrico de Distribuição alvo e suas principais limitações. É realizado um levantamento completo das características e parâmetros do sistema original, incluindo topologia, cargas e capacidade de geração existente. O software OpenDSS é utilizado para simular o sistema e obter parâmetros de desempenho essenciais como Perfil de Tensão por barramento ( $V_i$ ), perdas de energia ativa na linha ( $PL_i$ ) e Perfil de Carregamento do barramento ( $CL_i$ ).

Os principais parâmetros de entrada incluem cargas, linhas, barramentos disponíveis para alocação dos recursos de GD, área disponível para alocação de usinas ( $\text{Área}_{\text{Disponível}}$ ) e orçamento disponível ( $\text{Orçamento}_{\text{Disponível}}$ ), além das coordenadas dos elementos de carga e linha para melhor representação geográfica. Esses parâmetros de desempenho são utilizados para definir indicadores importantes como Perdas Totais ( $PT_{\text{Base}}$ ), Violações de nível máximo de tensão ( $VT_{\text{max}}$ ) e Violações de nível mínimo de tensão ( $VT_{\text{min}}$ ) para o Sistema Original.

Na Etapa II: Mínimos Globais (Seção 3.2), o objetivo é determinar os valores de geração de referência para cada nó. São identificados os valores de geração que melhor reduzem as perdas totais do sistema. Para cada barramento, é identificado o valor de geração solar que, quando instalada uma usina com essa capacidade de geração, minimiza as perdas totais do sistema para essa configuração. Essa análise é feita para todos os barramentos disponíveis para o estudo. O objetivo é que cada barramento possua seu valor de geração referência para a aplicação das estratégias de otimização em sequência.

O processo de otimização é iniciado na Etapa III: Estratégias de Otimização (Seção 3.3). Nesta etapa, são aplicadas duas estratégias específicas: a Estratégia Evolutiva Híbrida e o Algoritmo Genético Híbrido. Antes de iniciar a discussão dos algoritmos de otimização, é definido como um indivíduo é construído para este estudo e são explicados os processos de Seleção, Mutação e Cruzamento dos indivíduos para cada geração. Cada estratégia é aplicada ao sistema definido na Etapa I, utilizando os valores de geração de referência por barramento, definidos na Etapa II.

Finalmente, são selecionados os Melhores Indivíduos de cada uma das estratégias e os comparamos para determinar qual estratégia apresentou o melhor desempenho para o mesmo Sistema de Distribuição. A comparação é realizada com base em critérios de

desempenho pré-definidos, garantindo uma análise objetiva e precisa dos resultados.

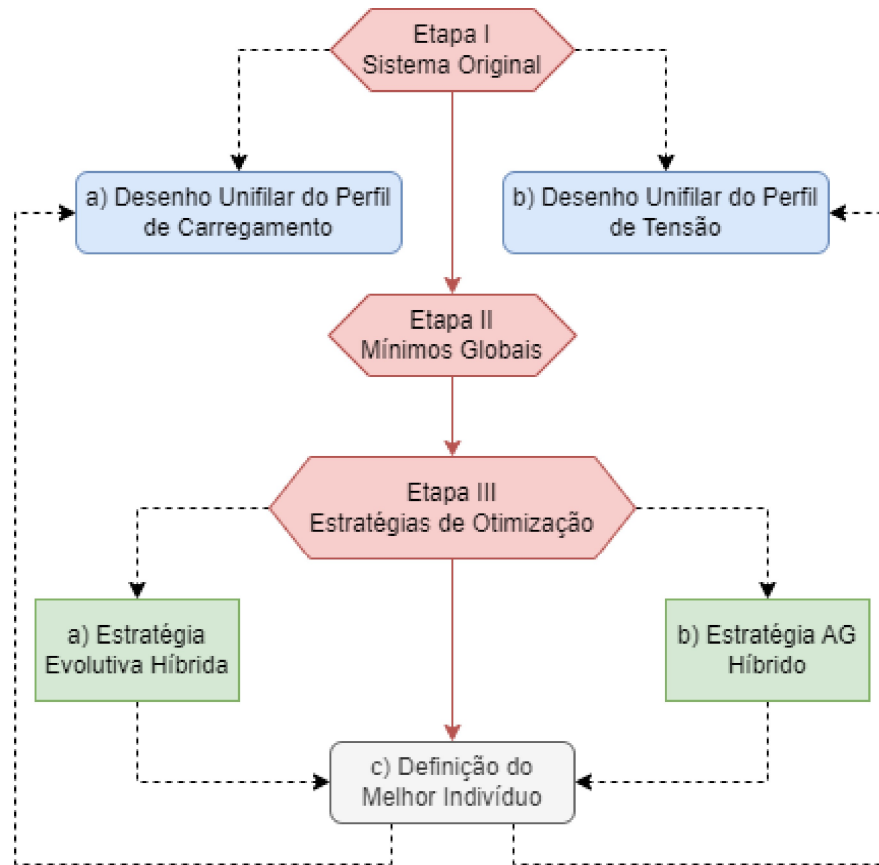


Figura 3.1 – Fluxograma Geral - Metodologia (Fonte: Autor)

### 3.1 Etapa I: Sistema Original

Nesta etapa inicial, o Sistema de Distribuição que será objeto de estudo é definido e caracterizado em detalhes. A avaliação do desempenho do sistema, sem a alocação de Geração Distribuída (GD), é realizada por meio de simulações no software OpenDSS, conforme discutido na seção 2.6. Os parâmetros de entrada para esta avaliação incluem:

- Cargas: Informações detalhadas sobre as demandas de energia das cargas presentes no sistema.
- Linhas: Dados específicos sobre as linhas de distribuição que compõem o sistema.
- Barramentos disponíveis: Identificação dos locais onde os recursos de GD podem ser alocados. Isso inclui a definição da  $\text{Área}_{\text{Disponível}}$  para a construção das usinas solares e do  $\text{Orçamento}_{\text{Disponível}}$  para a implementação das usinas.

- Coordenadas geográficas: Localizações precisas dos elementos de carga e linha para uma representação geográfica acurada do sistema.

A simulação do sistema no OpenDSS permite a obtenção de parâmetros de desempenho essenciais, como o Perfil de Tensão por barramento ( $V_i$ ), as perdas de energia ativa na linha ( $PL_i$ ) e o Perfil de Carregamento do barramento ( $CL_i$ ). A partir desses parâmetros, são definidos indicadores importantes para o Sistema Original, como as Perdas Totais ( $PT_{Base}$ ), as Violações de nível máximo de tensão ( $VT_{max}$ ) e as Violações de nível mínimo de tensão ( $VT_{min}$ ).

### 3.1.1 Definição dos Barramentos Disponíveis

A definição dos barramentos disponíveis é uma etapa crucial. Cada barramento é caracterizado pelos seguintes atributos:

- Área Disponível ( $\text{Área}_{Disponível}$ ): Este é o espaço disponível no barramento, levando em consideração restrições ambientais e espaciais específicas. Este é um dos principais critérios de limitação, conforme discutido na seção 3.3.
- Orçamento Disponível ( $\text{Orçamento}_{Disponível}$ ): Este é o orçamento disponível para a construção da usina no barramento especificado. Este também é um dos principais limitantes, conforme detalhado na seção 3.3.

A Tabela 3.1 fornece um exemplo de como essas informações são registradas como parâmetros iniciais de entrada para o estudo.

Barramento Disponível	Área Disponível (m <sup>2</sup> )	Orçamento Disponível (R\$)
Barra A	100	500
Barra B	200	1500
Barra C	300	2000

Tabela 3.1 – Valores de Área e Orçamento Disponíveis para cada Barramento

### 3.1.2 Desempenho do Sistema Original

Nesta etapa, após a definição dos parâmetros iniciais de entrada, a simulação do sistema é realizada para a obtenção dos parâmetros de desempenho utilizados no estudo: Perfil de Tensão por barramento ( $V_i$ ), perdas de energia ativa na linha ( $PL_i$ ) e Perfil de Carregamento do barramento ( $CL_i$ ). A partir desses parâmetros de desempenho, são definidos os principais indicadores de desempenho utilizados no estudo:

- Perdas Totais ( $PT_{\text{Base}}$ ): Este indicador é composto pelo somatório individual das perdas de cada linha, conforme a equação 3.1, onde  $i$  corresponde à linha específica e  $n$  ao número total de linhas do sistema.

$$PT_{\text{Base}} = \sum_{i=1}^n PL_i \quad (3.1)$$

- Violação Superior de Tensão ( $VT_{\text{max}}$ ): Este indicador contabiliza a quantidade total de ocorrências em que o perfil de tensão em um barramento específico ultrapassou o limite superior de 105%.
- Violação Inferior de Tensão ( $VT_{\text{min}}$ ): De maneira similar, este indicador soma todas as ocorrências em que a tensão em um barramento específico ficou abaixo do limite inferior de 95%.

Ambos os indicadores,  $VT_{\text{max}}$  e  $VT_{\text{min}}$ , são calculados para todos os barramentos do sistema, um por um. Cada vez que um barramento viola um desses limites, é somado ao total correspondente.

Após a obtenção dos principais indicadores de desempenho para o Sistema Original, as informações de  $V_i$  e  $CL_i$  são utilizadas para a plotagem dos Diagramas Unifilares do comportamento do Perfil de Carregamento e do Perfil de Tensão, conforme será discutido nas seções 3.1.2.1 e 3.1.2.2 a seguir.

### 3.1.2.1 a) Desenho Unifilar do Perfil de Carregamento

Para o desenho do Diagrama Unifilar do Perfil de Carregamento, seja para o sistema sem alocação de Geração Distribuída ou para um sistema com alocação ao longo do Sistema de Distribuição, é levado em consideração o valor de carregamento de cada barramento ( $CL_i$ ) em relação ao carregamento total do sistema, que consiste basicamente na somatória de todos os carregamentos individuais dos barramentos. A espessura da linha então corresponde à porcentagem do carregamento do barramento em específico em relação ao carregamento total do sistema. Um exemplo pode ser visto na figura 3.2.

### 3.1.2.2 b) Desenho Unifilar do Perfil de Tensão

Para o desenho do Diagrama Unifilar referente ao perfil de Tensão do sistema de distribuição, seja com ou sem alocação de Geração Distribuída, são considerados os valores de tensão de cada barramento ( $V_i$ ). Afim de melhor visualização, foram definidos alguns critérios básicos para a plotagem de cores dos traçados de linha conforme definido a seguir. Vale ressaltar que os valores de tensão por barramento são interpretados em pu.

- $V_i > 105\%$ : Vermelho.



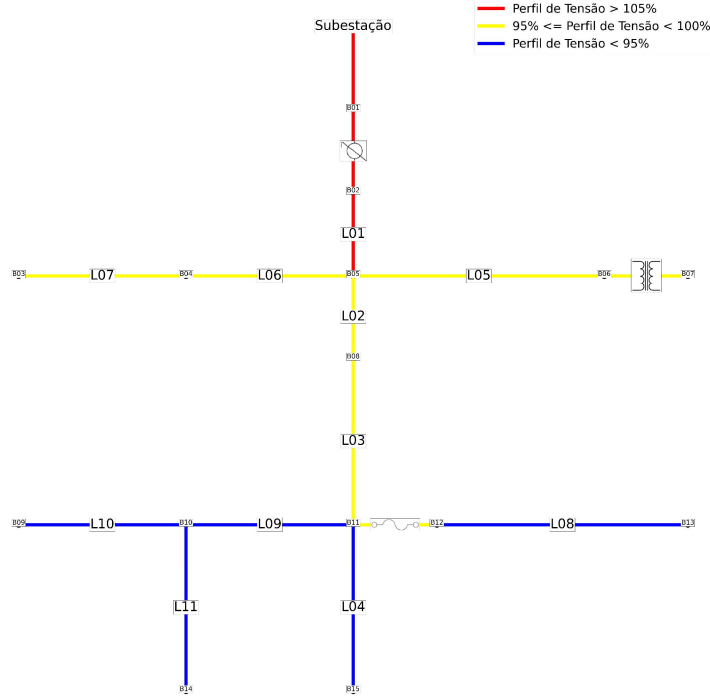


Figura 3.3 – Diagrama Exemplo: Perfil de Tensão (Fonte: Autor)

O primeiro passo, conforme a equação 3.2, é reinicializar o parâmetro de potência de geração para cada barramento ( $kVA_{\text{barramento } k}$ ) e armazenar o valor das perdas do sistema atual ( $Perdas_{\text{Sistema } k}$ ) como sendo igual ao valor das perdas totais do sistema original, sem a alocação de Geração Distribuída, conforme discutido na seção 3.1.2.

$$\begin{aligned} \text{a) } kVA_{\text{barramento } k} &= 0 \\ \text{b) } Perdas_{\text{Sistema } k} &= PT_{\text{Base}} \end{aligned} \quad (3.2)$$

Após a inicialização das variáveis definidas na Equação 3.2, inicia-se um loop onde, enquanto o valor de  $Perdas_{\text{Sistema } k}$  não for maior que o valor de  $PT_{\text{Base}}$ , são realizados incrementos de potência,  $kVA_{\text{incremental}}$ , no valor da potência atual de geração,  $kVA_{\text{barramento } k}$ , como descrito na Equação 3.3. Esses valores são armazenados para posterior tomada de decisão.

$$\begin{aligned} \text{Enquanto: } Perdas_{\text{Sistema } k} &\leq PT_{\text{Base}}, \\ \text{faça: } kVA_{\text{barramento } k} &= kVA_{\text{barramento } k} + kVA_{\text{incremental}} \end{aligned} \quad (3.3)$$

Quando o valor de  $Perdas_{\text{Sistema } k}$  se torna maior que  $PT_{\text{Base}}$ , os incrementos sobre o valor de  $kVA_{\text{barramento } k}$  são interrompidos.

Para cada barramento, é necessário identificar o valor Potência Ideal $_{\text{barramento } k}$  que faz com que  $Perdas_{\text{Sistema } k}$  seja o menor valor possível. Esses valores são os pontos de mínimo de uma curva parabólica associada a cada barramento. Um exemplo ilustrativo

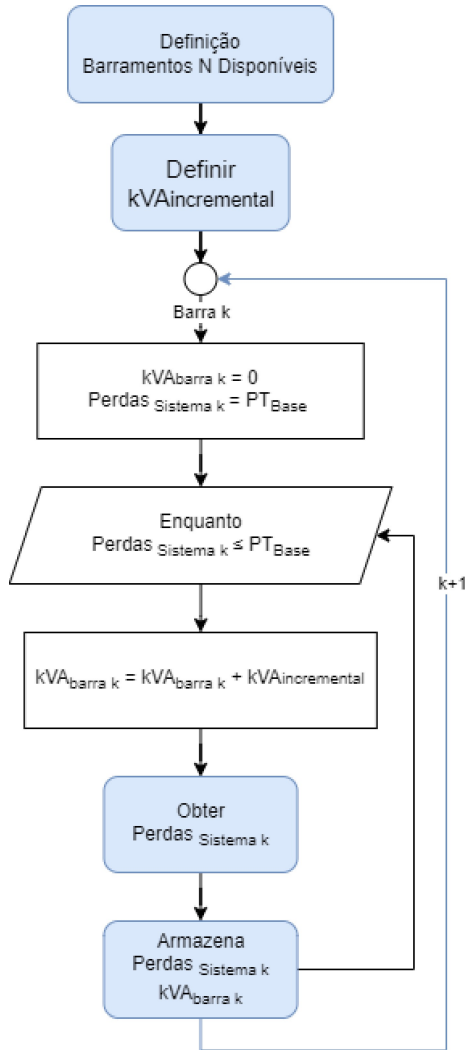


Figura 3.4 – Fluxograma para Redução de Perdas (Fonte: Autor)

dessa curva pode ser encontrado na figura 3.5. A partir dessa representação gráfica, é possível determinar o valor de potência que resulta na maior redução de perdas quando a usina é alocada naquele barramento específico. Esse valor de geração é denominado Potência Ideal<sub>barramento  $k$</sub>  e servirá como referência para as etapas seguintes.

### 3.3 Etapa III: Estratégias de Otimização

Após definir o Sistema de Distribuição e obter os parâmetros de desempenho discutidos na seção 3.1, foram determinados os valores de geração de referência para cada um dos barramentos disponíveis para alocação de Geração Distribuída, conforme discutido na seção 3.2. Agora, vamos iniciar o processo de aplicação das Estratégias de Otimização: Evolutiva Híbrida e Algoritmo Genético Híbrido, as quais serão abordadas nas seções 3.3.6 e 3.3.7, respectivamente. Antes de iniciar a discussão dos algoritmos de otimização, é

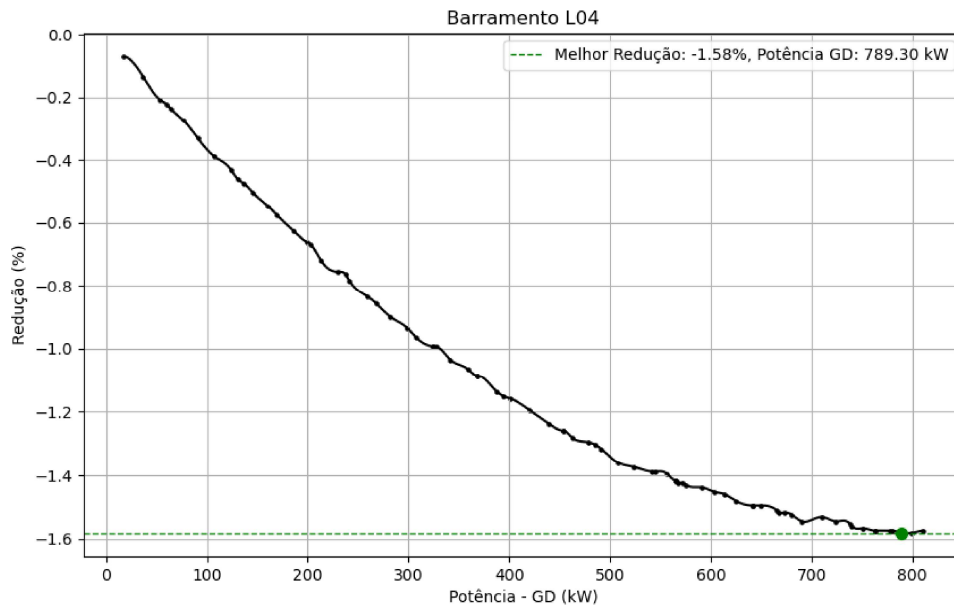


Figura 3.5 – Comportamento Parabólico - Perdas Mínimas (Fonte: Autor)

crucial definir como um indivíduo é construído para este estudo e explicar os processos de Seleção, Mutação e Cruzamento dos indivíduos para cada geração.

### 3.3.1 Construção de Indivíduos e Geração Inicial

Ao definir o Sistema de Distribuição a ser utilizado na Metodologia (ver seção 3.1), identificamos os barramentos que compõem o sistema. Cada barramento pode ou não ter uma GD alocada.

A estratégia adotada para a definição de indivíduos consiste em utilizar um vetor de tamanho  $l$ , onde cada posição é preenchida com um valor booleano (0 ou 1). Cada posição do vetor representa um barramento do sistema, portanto,  $l$  corresponde à quantidade total de barramentos no Sistema de Distribuição em questão. O preenchimento do vetor segue a seguinte regra:

- **Barramento com GD alocada:** A posição correspondente ao barramento no vetor indivíduo é preenchida com o valor 1.
- **Barramento sem GD alocada:** A posição correspondente ao barramento no vetor indivíduo é preenchida com o valor 0.

Por exemplo, consideremos um sistema com 10 barramentos. Se definirmos uma população constituída de 5 indivíduos, e cada indivíduo deve ter no mínimo 2 GDs alocadas ao longo do sistema, com a escolha de onde cada GD será alocada feita de forma aleatória

e em posições distintas. Uma representação de uma geração com essa configuração pode ser vista na Tabela 3.2.

Tabela 3.2 – Geração 1 com 5 indivíduos: Exemplo

Geração	Indivíduo	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10
1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0
1	2	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0
1	3	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
1	4	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0
1	5	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1

### 3.3.1.1 Geração Zero

A estratégia para estabelecer a geração zero é bastante simples e direta. Primeiramente, é necessário definir um número fixo de indivíduos,  $n_{\text{indivíduos}}$ , para cada geração, bem como o número total de gerações,  $n_{\text{gerações}}$ . Adicionalmente, é preciso determinar a quantidade mínima ( $\min_{\text{gds}}$ ) e máxima ( $\max_{\text{gds}}$ ) de GDs que serão alocadas ao longo do sistema para cada indivíduo.

A geração zero é formada a partir dos barramentos disponíveis para alocação de GD, conforme discutido na seção 3.1.1, respeitando os limites de GDs estabelecidos ( $\min_{\text{gds}}$  e  $\max_{\text{gds}}$ ). O processo envolve a seleção aleatória, para cada indivíduo, da quantidade de GDs e da posição onde cada GD será alocada ao longo do sistema.

É importante ressaltar que, durante a seleção da posição de alocação do indivíduo, se o barramento selecionado não estiver entre os barramentos disponíveis para alocação de geração, esse indivíduo será descartado. Portanto, todos os indivíduos devem não apenas atender à inequação presente em 3.4, mas também garantir que cada posição com GD esteja entre os barramentos disponíveis para alocação, conforme discutido na seção 3.1.1.

$$\min_{\text{gds}} \leq n_{\text{gds}} \text{ sorteadas} \leq \max_{\text{gds}} \quad (3.4)$$

## 3.3.2 Definição da Capacidade de Geração

Após a definição de cada indivíduo, seja na geração inicial ou nas subsequentes, é necessário estabelecer como os valores de geração para cada usina serão determinados. Nesse contexto, é crucial levar em consideração as limitações espaciais e orçamentárias discutidas na seção 2.1.3. Para isso, utilizaremos os seguintes parâmetros como referência (equação 3.5):

$$\begin{aligned} \text{Custo}_{\text{Médio}} &= 4,02 \text{ R\$/kWp}, \\ \text{Área}_{\text{Média}} &= 10 \text{ m}^2/\text{kWp}. \end{aligned} \quad (3.5)$$

Com os valores de referência de Área e Custo definidos pela equação 3.5, agora é possível definir a Potência que cada usina deverá possuir, o Custo para a construção dessa usina e, também, a área Ocupada. A potência da usina,  $Potência Usina_{barramento k}$ , seu Custo,  $Custo Usina_{barramento k}$ , e sua área ocupada,  $Área Usina_{barramento k}$ , são definidas como segue:

$$\begin{aligned} Potência Usina_{barramento k} &= \alpha * Potência Ideal_{barramento k}, \\ Custo Usina_{barramento k} &= Potência Usina_{barramento k} * Custo_{Médio}, \\ Área Usina_{barramento k} &= Potência Usina_{barramento k} * Área_{Média}, \end{aligned} \quad (3.6)$$

onde  $\alpha$  corresponde a um valor real aleatório entre 0 e 1 sorteado a cada iteração. Definidos os valores de  $Custo Usina_{barramento k}$  e  $Área Usina_{barramento k}$  conforme a equação 3.6, é necessário verificar se a seguinte inequação é satisfeita:

$$\begin{aligned} Custo Usina_{barramento k} &\leq Orçamento_{Disponível (barramento k)} \\ Área Usina_{barramento k} &\leq Área_{Disponível (barramento k)} \end{aligned} \quad (3.7)$$

Enquanto as inequações presentes em 3.7 não forem satisfeitas, o valor de  $\alpha$  é alterado e, conseqüentemente, recalculado o valor de  $Potência Usina_{barramento k}$ .

### 3.3.3 Seleção de Indivíduos

Após a definição dos indivíduos da geração zero, conforme descrito na seção 3.3.1.1, e estabelecida a capacidade de geração que cada usina pode ter, conforme seção 3.3.2, é necessário avaliar os parâmetros de desempenho para cada indivíduo. Este processo é conhecido como Avaliação da Qualidade do Indivíduo.

Durante a avaliação da qualidade de cada indivíduo, são obtidos os seguintes parâmetros:

- $PT_j$ : Similarmente ao que foi obtido para o sistema sem alocação de geração distribuída,  $PT_{Base}$ , cada indivíduo possui o seu valor de Perdas Totais, agora com GDs alocadas ao longo do sistema.
- $VT_{max j}$ : Este parâmetro identifica quantos barramentos atingiram tensões, em pu, acima de 105%, para o indivíduo.
- $VT_{min j}$ : Este parâmetro identifica quantos barramentos atingiram tensões, em pu, abaixo de 95%, para o indivíduo.

Tanto  $VT_{max j}$  quanto  $VT_{min j}$  são tensões selecionadas entre os horários de 06 horas e 18 horas, considerados no estudo como os horários onde a GD tem maior influência sobre

o comportamento do sistema. Todos os indivíduos são submetidos aos seguintes critérios de seleção:

- **Critério 1:** Os novos indivíduos não devem causar mais violações de tensão do que o sistema sem alocação de GD. Em outras palavras, as violações de tensão para cada indivíduo devem ser menores ou iguais às violações do sistema original:

$$VT_{\max j} \leq VT_{\max}, \quad (3.8)$$

$$VT_{\min j} \leq VT_{\min}. \quad (3.9)$$

- **Critério 2:** Cada indivíduo da população atual deve apresentar um desempenho superior ao desempenho médio da população da geração anterior. Isso significa que as perdas para cada indivíduo devem ser menores ou iguais à média de perdas da geração anterior:

$$PT_j \leq \text{Perdas Média}_{\text{Geração Anterior}}. \quad (3.10)$$

### 3.3.4 Mutação de Indivíduos

Após a seleção dos indivíduos mais aptos, isto é, aqueles que atendem aos critérios definidos em 3.3.3, inicia-se o processo conhecido como Mutação de Indivíduos. Considere um indivíduo selecionado entre os mais aptos, conforme exemplificado na tabela 3.3.

Tabela 3.3 – Indivíduo Selecionado para Mutação

Geração	Indivíduo	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10
1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0

A partir do exemplo, é possível verificar que o sistema consiste de 10 barramentos, nos quais no indivíduo existem 2 GDs alocadas ao longo do sistema. Considere que todas as posições do sistema são permitidas e que:

$$\begin{aligned} \min_{\text{gds}} &= 2 \\ \max_{\text{gds}} &= 3 \end{aligned} \quad (3.11)$$

O processo de mutação consiste, basicamente, em sortear trechos que serão mantidos e aplicar uma perturbação nos trechos que sofrerão mutação. O novo indivíduo mutado corresponde à junção do trecho mantido com o trecho que sofreu a perturbação. Algumas premissas importantes:

- **Premissa 1:** O tamanho do indivíduo não pode ser alterado, ou seja, não há aumento ou redução na quantidade de posições para o indivíduo. Assim, um indivíduo com 10 barramentos antes da mutação/cruzamento continuará sendo um indivíduo com 10 barramentos após a mutação/cruzamento.

- **Premissa 2:** A quantidade GDs alocadas após a mutação/cruzamento deve respeitar o critério de quantidade mínima e máxima de GDs, conforme inequação 3.4.

A partir das premissas acima, é possível explicar como a mutação é realizada. Suponha que  $\beta$  seja um parâmetro real aleatório que define até que parte do indivíduo será mantida. Considere que  $\beta = 4$ , conforme a figura 3.6.

Geração	Indivíduo	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10
1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0

Figura 3.6 – Exemplo de Mutação:  $\beta = 4$  (Fonte: Autor)

Como  $\beta = 4$ , significa que da posição B1 até a posição B4, sua configuração será mantida e, a partir da posição 5, todas essas posições podem sofrer mutação, ou seja, o que é zero pode virar um e vice-versa. Observe que no trecho que será mantido, há apenas 1 GD alocada, ou seja, para o trecho mutado, é permitido alocar no mínimo 1 GD e no máximo 2 GDs de forma aleatória. Suponha que, após aplicar valores aleatórios booleanos sobre cada posição, obteve-se o seguinte indivíduo mutado, figura 3.7:

Geração	Indivíduo	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10
1	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1

Figura 3.7 – Indivíduo após aplicação de Mutação (Fonte: Autor)

A partir da figura 3.7, é possível observar que o novo indivíduo apresenta uma configuração diferente daquela apresentada pelo indivíduo original, imagem 3.6. Observe que os critérios de quantidade mínima e máxima de GDs alocadas também são satisfeitos. Caso o novo indivíduo gerado após a aplicação da mutação não satisfaça as Premissas 3 e 4, ele é descartado e um novo valor de  $\beta$  é sorteado e uma nova mutação é realizada no trecho permitido.

### 3.3.5 Cruzamento de Indivíduos

Considere dois indivíduos distintos, ou “Pais”, selecionados de forma aleatória dentro de uma geração específica, após o processo de mutação discutido na seção 3.3.3. Suponha que os dois “Pais” apresentem a configuração mostrada na tabela 3.4.

Tabela 3.4 – Exemplo de Cruzamento entre dois indivíduos

Geração	Indivíduo	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10
1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0
1	2	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0

Supondo agora que  $\eta$  seja o parâmetro que seleciona parte do trecho do primeiro “Pai”, e que  $\delta$  seja o trecho selecionado do segundo “Pai”. Considerando  $\eta = 4$  e  $\delta = 6$ , tem-se então os trechos selecionados por cada “Pai” apresentados na figura 3.8.

Geração	Indivíduo	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10
1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0
1	2	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0

Figura 3.8 – Indivíduo após aplicação de Mutação (Fonte: Autor)

A partir da figura 3.8 é possível verificar que, ao se sortear o valor de  $\eta$ , o valor de  $\delta$  é obtido da seguinte forma, sendo  $l$  a quantidade de barramentos do sistema:

$$\delta = l - \eta \tag{3.12}$$

Com os 2 trechos definidos, é necessário agora a criação de um terceiro indivíduo, o “Filho”, fruto da junção dos 2 trechos dos “Pais”. O “Filho”, junto com seus respectivos “Pais”, pode ser visto na tabela 3.5.

Tabela 3.5 – Filho fruto do cruzamento de 2 indivíduos (Pais) distintos

Geração	Indivíduo	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10
1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0
1	2	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0
1	Filho	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0

Vale ressaltar que as mesmas premissas definidas anteriormente são válidas para o processo de cruzamento. Observa-se também que os dois “Pais” selecionados para o cruzamento precisam ser distintos entre si para proporcionar uma variedade para o “Filho” que será utilizado na próxima geração.

### 3.3.6 a) Estratégia Evolutiva Híbrida

Neste estudo, serão empregadas duas variantes de Estratégias Evolutivas: a Estratégia Evolutiva  $(\mu, \lambda)$  e a Estratégia Evolutiva  $(\mu + \lambda)$ , conforme discutido nas seções 2.7.1 e 2.7.2, respectivamente.

A proposta da aplicação da Estratégia Evolutiva Híbrida é aproveitar os benefícios de ambas as Estratégias Evolutivas,  $(\mu, \lambda)$  e  $(\mu + \lambda)$ , ao longo das gerações. A figura 3.9 apresenta um fluxograma que ilustra melhor a aplicação desta metodologia.

Conforme o fluxograma da figura 3.9, o ponto de partida é a definição da Geração Zero (discutido na seção 3.3.1.1). Após a definição dos indivíduos da Geração Zero e,

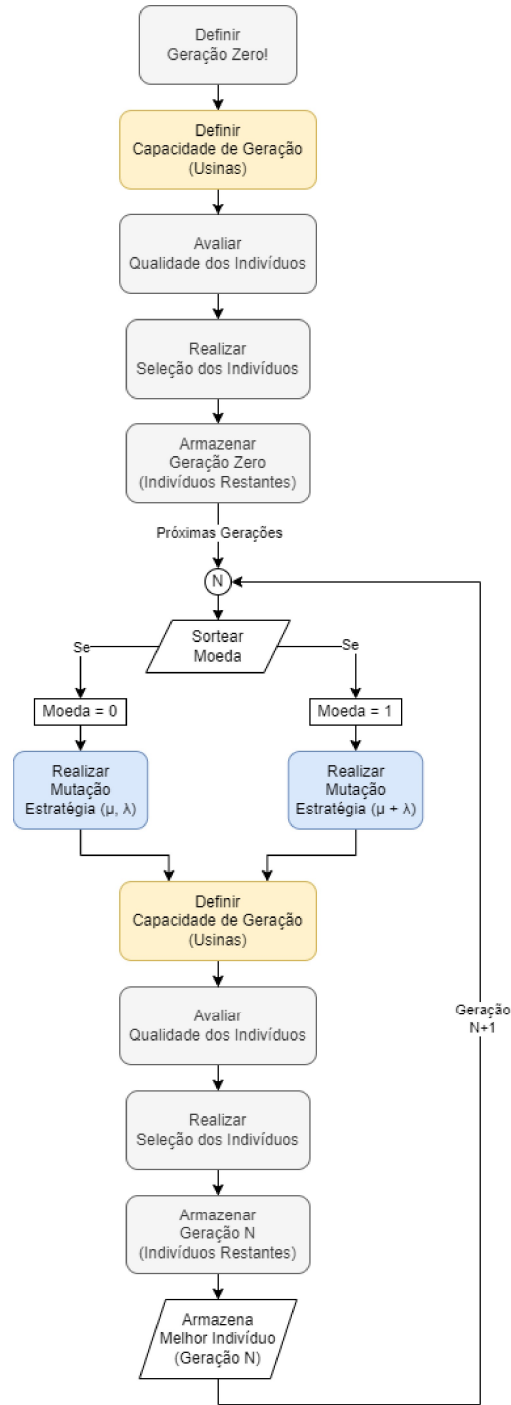


Figura 3.9 – Fluxograma: Estratégia Evolutiva Híbrida (Fonte: Autor)

consequentemente, da capacidade de geração que cada usina deverá ter (discutido na seção 3.3.2), inicia-se a etapa de Seleção dos Indivíduos (discutido na seção 3.3.3). Após a seleção dos indivíduos pertencentes à Geração Zero, os indivíduos restantes são armazenados para consulta posterior, se necessário. A partir daí, inicia-se o processo de criação das gerações subsequentes.

O item "Sortear Moeda" é um tomador de decisão aleatório. Consiste em sortear um valor booleano, zero ou um, onde, quando Moeda = 0, a Estratégia Evolutiva a ser utilizada é a  $(\mu, \lambda)$ . Quando Moeda = 1, a estratégia a ser utilizada é a  $(\mu + \lambda)$ . A diferença reside na forma como a Mutação é realizada (discutida na seção 3.3.4).

- **Mutação - Estratégia Evolutiva  $(\mu, \lambda)$ :** Neste caso, após a seleção dos mais aptos indivíduos, todos os indivíduos da próxima geração sofrerão mutação com base nos indivíduos restantes da população anterior. Ou seja, supondo uma população com  $\lambda$  indivíduos e, após a seleção, tenham restado  $\mu$  indivíduos, será escolhido  $\lambda$  vezes, de forma aleatória, 1 indivíduo dentro dos  $\mu$  indivíduos restantes, aplicada a mutação e gerado o novo indivíduo para a geração seguinte.
- **Mutação - Estratégia Evolutiva  $(\mu + \lambda)$ :** Supondo que, dos  $\lambda$  indivíduos da geração, tenham sobrado  $\mu$  indivíduos após a Seleção, serão escolhidos então  $\lambda - \mu$  indivíduos para sofrerem Mutação, sendo cada um dos indivíduos sorteados pertencentes aos  $\mu$  indivíduos restantes. Os  $\mu$  indivíduos restantes estarão na próxima geração, junto com os  $\lambda - \mu$  indivíduos que sofreram Mutação. O tamanho da população não se altera, permanecendo igual a  $\lambda$  indivíduos.

Após a realização da Mutação, avança-se para a etapa de Avaliação da Qualidade dos Indivíduos (conforme discutido na seção 3.3.3). Em seguida, é realizada uma nova Seleção dos Indivíduos. Os indivíduos restantes da Geração N são então armazenados para consultas futuras, se necessário. Paralelamente, é selecionado o Melhor Indivíduo para a Geração N.

O melhor indivíduo da Geração N é definido como o indivíduo que apresenta o menor valor de  $PT_j$ , onde  $VT_{\max j}$  e  $VT_{\min j}$  não violam os limites quando comparados com o Sistema Original (seção 3.1.2).

Após a conclusão de todas as Gerações, é realizada a Avaliação do Melhor Indivíduo Geral, dentre os N melhores indivíduos de cada Geração. Este processo é discutido com mais detalhes na seção 4.1.5.

### 3.3.7 b) Estratégia Algoritmo Genético Híbrido

A principal diferença entre a Estratégia AG Híbrido e a Estratégia Evolutiva Híbrida (seção 3.3.6) está no fato de que, antes da Mutação, realiza-se o Cruzamento entre dois indivíduos distintos (seção 3.3.5). O fluxograma detalhado é apresentado na figura 3.10.

Conforme o fluxograma da figura 3.10, é possível ver que, antes da Mutação, ocorre o Cruzamento entre os indivíduos. Na Estratégia AG Híbrido, o tomador de decisão

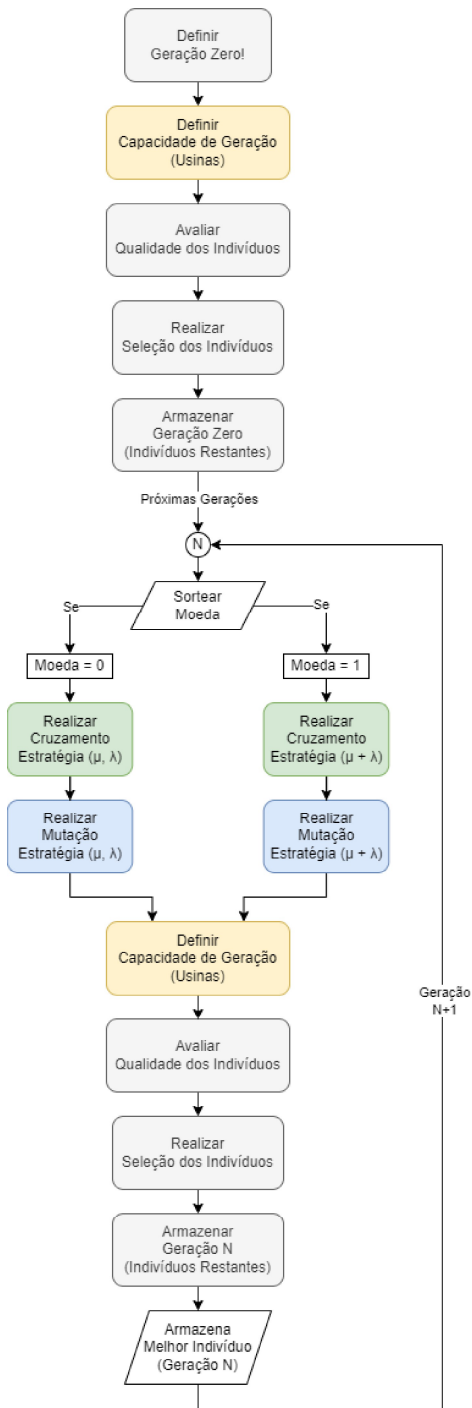


Figura 3.10 – Fluxograma: Elitismo Híbrido (Fonte: Autor)

"Sortear Moeda" também é utilizado para escolher entre o Elitismo  $(\mu, \lambda)$ , Moeda = 0, ou Elitismo  $(\mu + \lambda)$ , Moeda = 1.

- **Cruzamento - Estratégia AG com Elitismo  $(\mu, \lambda)$ :** Aqui, o cruzamento é realizado escolhendo-se dois indivíduos distintos dentre os mais aptos selecionados, gerando um novo indivíduo, fruto desse cruzamento, conforme discutido em 3.3.5. A

quantidade de novos indivíduos será igual à quantidade de indivíduos da população, ou seja, serão gerados  $\lambda$  novos indivíduos, frutos do cruzamento entre dois indivíduos da geração anterior. Esses novos indivíduos passam então para o processo de Mutação (seção 3.3.4), gerando  $\lambda$  indivíduos mutados, selecionados de forma aleatória dentro da população de  $\lambda$  indivíduos resultantes do cruzamento anterior. No final, restarão  $\lambda$  indivíduos que sofreram o cruzamento e, posteriormente, a mutação sobre a população dos mais aptos indivíduos selecionados.

- **Cruzamento - Estratégia AG com Elitismo ( $\mu + \lambda$ ):** No caso do Elitismo ( $\mu + \lambda$ ), assim como na Estratégia Evolutiva ( $\mu + \lambda$ ), os mais aptos indivíduos da população anterior permanecem para competir com os novos indivíduos da próxima geração. A diferença é que, antes da mutação, há o cruzamento entre dois indivíduos distintos. Supondo que, dos  $\lambda$  indivíduos da geração, tenham sobrado  $\mu$  indivíduos após a Seleção, serão escolhidos então dois indivíduos distintos, dentre os  $\mu$  indivíduos restantes, para a criação de  $\lambda - \mu$  novos indivíduos frutos do cruzamento desses dois indivíduos distintos. Após a criação dos  $\lambda - \mu$  novos indivíduos frutos do cruzamento, esses novos indivíduos passam pelo processo de Mutação, gerando-se então  $\lambda - \mu$  novos indivíduos mutados, que farão parte da nova população, junto com os  $\mu$  pais da geração anterior, resultando em  $\lambda$  indivíduos na próxima geração.

Definidos os  $\lambda$  indivíduos da nova geração, o processo segue conforme discutido na seção anterior. A capacidade de geração das usinas alocadas é definida, a avaliação da qualidade dos indivíduos é realizada e, em seguida, ocorre a seleção dos melhores indivíduos. Finalizada a seleção, os indivíduos restantes são armazenados e passa-se para a próxima geração.

### 3.3.8 c) Definição do Melhor Indivíduo

Após a aplicação das estratégias de otimização, a próxima etapa é a definição do melhor indivíduo para cada estratégia, com o objetivo de determinar qual apresentou o melhor desempenho no Sistema de Distribuição. Esta etapa é crucial para a validação dos métodos utilizados e para garantir a eficácia da solução proposta.

O processo de definição do melhor indivíduo envolve várias etapas:

1. **Avaliação de Desempenho:** Cada indivíduo gerado pelas estratégias de otimização é avaliado com base nos parâmetros de desempenho definidos previamente, como Perdas Totais ( $PT_{Base}$ ), Violação Superior de Tensão ( $VT_{max}$ ) e Violação Inferior de Tensão ( $VT_{min}$ ). Essas avaliações são realizadas para cada barramento do sistema, permitindo uma análise detalhada do comportamento do indivíduo.

**2. Comparação dos Parâmetros de Desempenho:** Os indivíduos são comparados com base nas métricas de desempenho obtidas. A principal métrica considerada é a redução das perdas totais do sistema. Adicionalmente, a conformidade com os limites de tensão é avaliada para garantir que a solução não introduza problemas de sobrecarga ou subcarga nos barramentos.

**3. Seleção do Melhor Indivíduo:** O melhor indivíduo é definido como aquele que apresenta a maior redução nas perdas totais do sistema, enquanto mantém as tensões dos barramentos dentro dos limites aceitáveis. Este indivíduo deve também garantir a estabilidade e a eficiência do sistema de distribuição. A seleção é realizada com base em uma análise comparativa dos indivíduos de cada estratégia de otimização.

Este processo estruturado assegura uma avaliação rigorosa e objetiva das estratégias de otimização, permitindo identificar a solução que proporciona o melhor desempenho global para o Sistema de Distribuição. A análise dos melhores indivíduos de cada estratégia fornece insights valiosos sobre a eficácia dos métodos aplicados e orienta a tomada de decisão para futuras implementações.

## 4 Testes e Resultados

### 4.1 Estudo de Caso 1: Sistema IEEE de 34 Barras

O Sistema IEEE de 34 Barras, mostrado na Figura 4.1, é um alimentador que apresenta características diversificadas de configurações das linhas, cargas e componentes elétricos, representando com confiabilidade cenários reais de maior escala. Algumas propriedades do Sistema IEEE de 34 Barras são:

- Possui aproximadamente 94 km de linhas, divididas em 5 configurações diferentes. Seu maior trecho está entre os nós 818 e 820, com pouco menos de 15 km de comprimento;
- Apresenta 5 diferentes configurações de linhas, incluindo linhas monofásicas e trifásicas;
- A maior parte do sistema opera com uma tensão de alimentação de 24,9 kV, exceto o trecho entre os nós 888 e 890, que são alimentados em 4,16 kV;
- Conta com 19 cargas distribuídas, totalizando uma carga de 2063.45 kVA alocadas ao longo do sistema;
- É composto por 2 reguladores de tensão, cada um com 3 transformadores monofásicos conectados em configuração *wye-wye*. Cada transformador opera a uma tensão de 14.376 kV e possui uma potência de 2000 kVA. O controle de regulação está configurado para manter a tensão dentro dos limites de qualidade discutidos na seção 2.5.

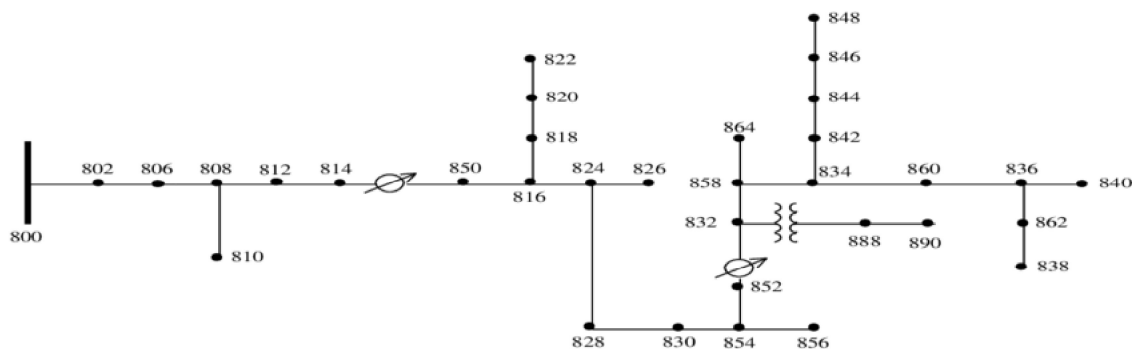


Figura 4.1 – Estudo de Caso 1: Diagrama Unifilar do Sistema IEEE 34 Barras (Fonte: Autor)

O perfil de tensão do sistema, ilustrado na Figura 4.1, é detalhado na Figura 4.2. Conforme observado, os limites de tensão, discutidos na Seção 2.5, são atendidos, resultando em 5958 kWh de perdas totais. O perfil de carregamento é apresentado na Figura 4.3.

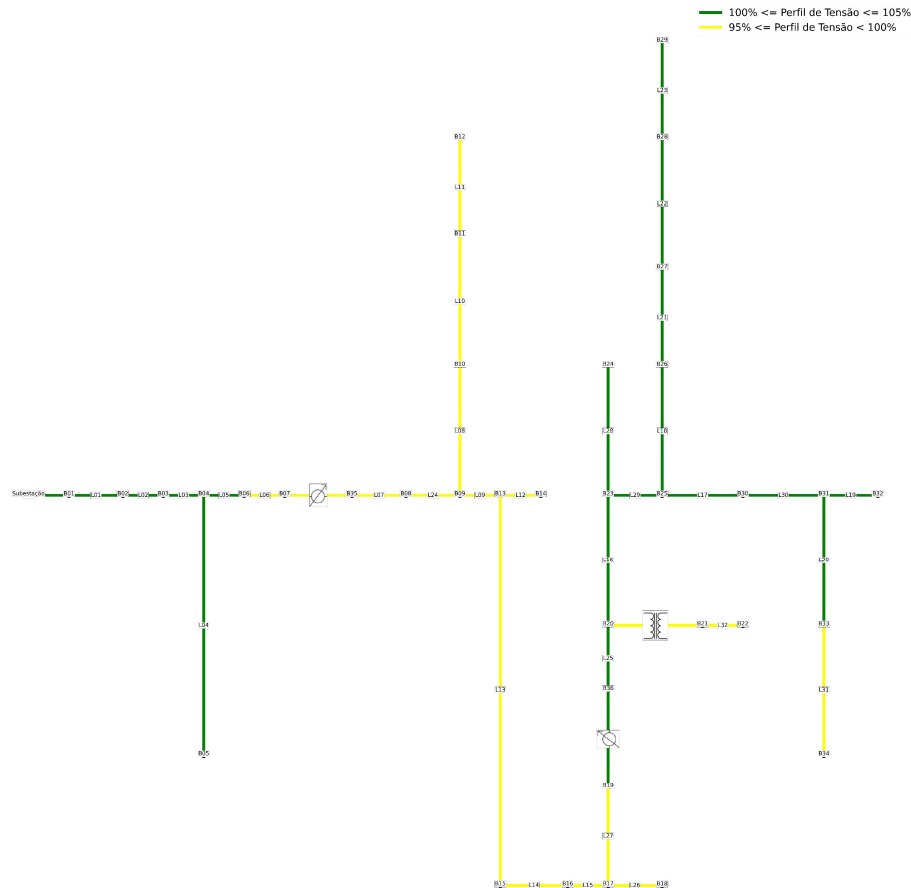


Figura 4.2 – Estudo de Caso 1: Perfil de Tensão do Sistema IEEE 34 Barras (Fonte: Autor)

#### 4.1.1 Modificações e Limitações Adotadas

Considerando que o sistema seja um *Sistema de Distribuição Real* e que, ao longo do tempo, tenha experimentado um crescimento de 30% em sua capacidade instalada total, evoluindo de 2063.45 kVA para 2682.48 kVA, observou-se um aumento significativo nas perdas totais do sistema. As perdas aumentaram de 5958 kWh para 13906 kWh, representando um incremento de 133.40%. Além disso, o crescimento levou a um aumento de 30.91% no carregamento em relação ao sistema inicial. O novo perfil de tensão é apresentado na Figura 4.4.

A análise da Figura 4.4 mostra que, apesar da implementação dos 2 reguladores de tensão, não foi possível manter as tensões de todos os barramentos acima do limite

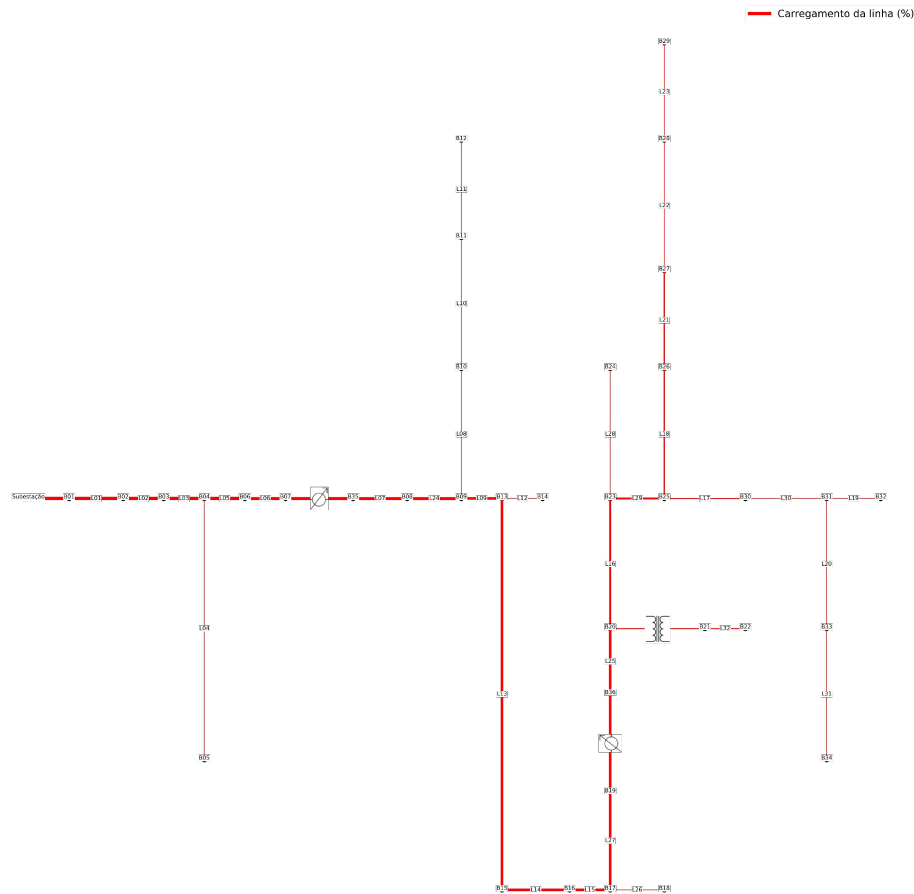


Figura 4.3 – Estudo de Caso 1: Perfil de Carregamento do Sistema IEEE 34 Barras (Fonte: Autor)

mínimo de 95%, conforme estabelecido na Seção 2.5. O carregamento do sistema, após o crescimento, é ilustrado na Figura 4.5.

Para aplicação da metodologia proposta, foi autorizada a construção de 3 usinas fotovoltaicas, com uma capacidade total instalada de geração correspondente a 30% da potência instalada total do sistema atual, prevendo prováveis aumentos futuros de demanda. A nova capacidade instalada das usinas é calculada da seguinte forma, conforme a Equação 4.1:

$$\text{Capacidade Instalada}_{\text{Usinas}} = 0.30 \times \text{Capacidade Instalada}_{\text{Sistema}} = 804.744 \text{ kVA} \quad (4.1)$$

A consideração do crescimento em sistemas de distribuição é uma prática essencial no planejamento das empresas de distribuição de energia, pois permite prever investimentos de longo prazo e assegurar que os critérios de qualidade definidos pela ANEEL sejam atendidos. O crescimento projetado leva em conta aumentos futuros na demanda de energia, garantindo que o sistema possa suportar essas mudanças sem comprometer a estabilidade

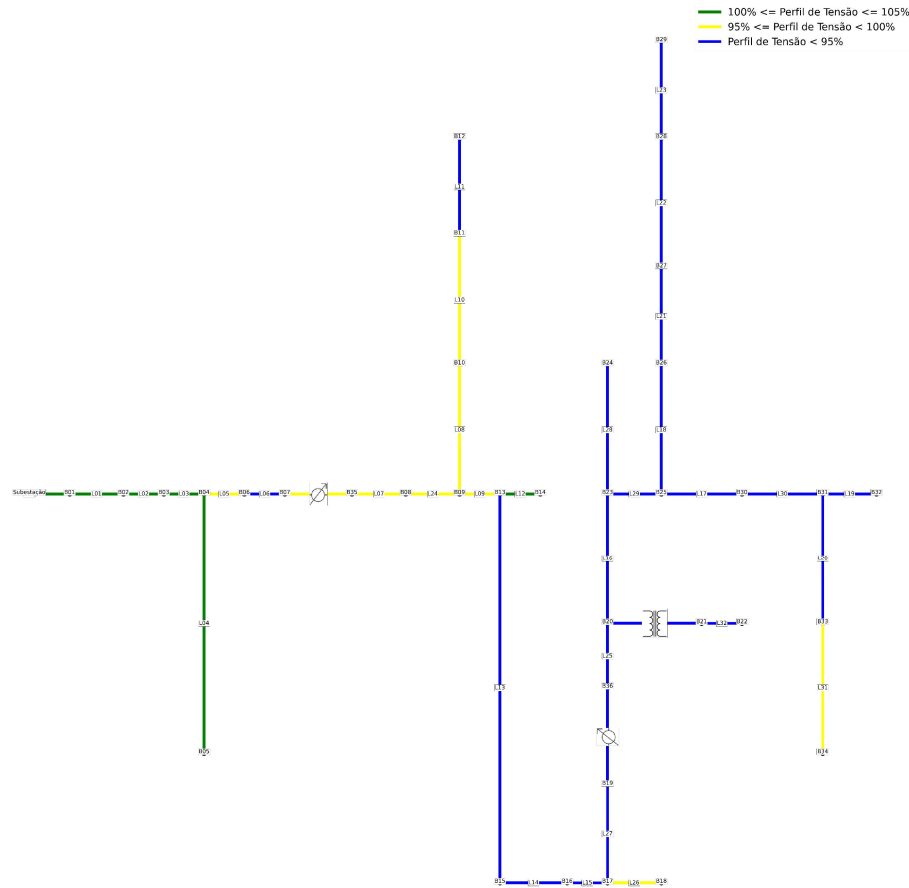


Figura 4.4 – Estudo de Caso 1: Perfil de Tensão do Sistema IEEE 34 Barras após crescimento de 30% (Fonte: Autor)

e a eficiência da rede. A implementação das usinas fotovoltaicas, neste contexto, visa não apenas atender à demanda atual, mas também preparar o sistema para um crescimento sustentável e eficiente.

#### 4.1.2 Desempenho - Mínimos Globais

Após definir o limite da capacidade instalada para usinas fotovoltaicas, conforme a Equação 4.1, identificamos os valores ótimos de geração para cada barramento. Esses valores visam minimizar as perdas totais do sistema, de acordo com a metodologia descrita na Seção 3.2. Nesta análise, todos os barramentos estão disponíveis para a alocação das usinas, sem restrições, permitindo total flexibilidade na busca pelos mínimos globais, fundamentais para a eficiência energética e desempenho otimizado do sistema.

A Tabela 4.1 mostra as quatro linhas com melhor desempenho, ou seja, aquelas que alcançaram a maior redução nas perdas totais do sistema, respeitando os limites de tensão da Seção 2.5.

A avaliação dos resultados apresentados na Tabela 4.1 destaca a Linha L28 como a

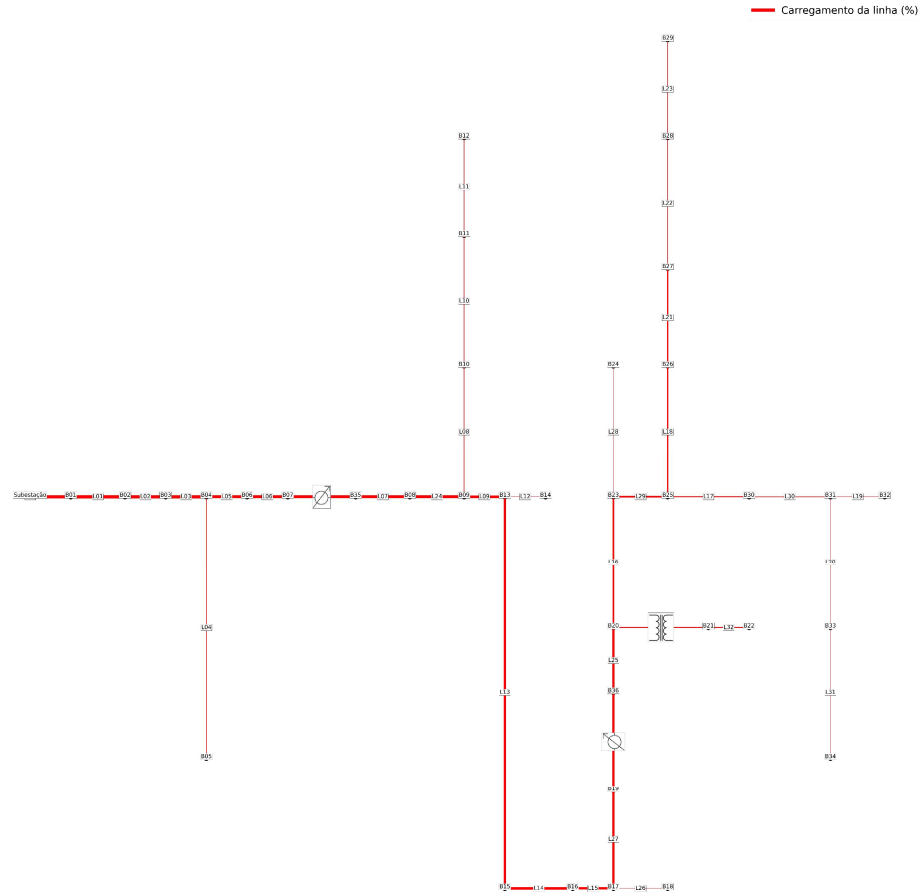


Figura 4.5 – Estudo de Caso 1: Perfil de Carregamento do Sistema IEEE 34 Barras após crescimento de 30% (Fonte: Autor)

Linha	Redução (%)	GD Ideal (kW)
L28	4.28	231.79
L11	3.37	261.56
L08	2.91	270.47
L10	2.91	268.71

Tabela 4.1 – Estudo de Caso 1: Barramentos com melhores desempenhos para alocação individual de usina por barra

mais eficiente, com uma redução de perdas de 4.28% e uma geração distribuída (GD) ideal de 231.79 kW. As linhas L11, L08 e L10 também demonstram desempenhos notáveis, com reduções de 3.37%, 2.91% e 2.91%, respectivamente, e uma GD ideal variando entre 261.56 kW e 270.47 kW. A Figura 4.6 apresenta o comportamento incremental do barramento referente à Linha L28, até atingir seu valor ótimo de geração.

A Tabela 4.2 complementa a discussão anterior, evidenciando os benefícios da inserção de uma usina fotovoltaica de 231.79 kW no barramento da Linha L28. Observou-se um aumento de 5.43% na tensão média do sistema (Ganho - Tensão (%)) e uma diminuição de 4.28% nas perdas totais, além de uma redução de 2.36% no carregamento.

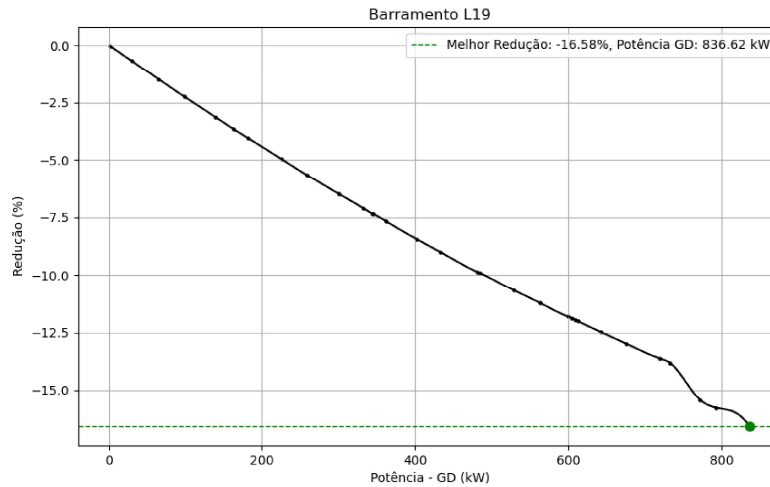


Figura 4.6 – Estudo de Caso 1: Comportamento incremental do Barramento L28 (Fonte: Autor)

Ganho - Tensão (%)	Redução - Perdas (%)	Redução - Carregamento (%)
5.43	4.28	2.36

Tabela 4.2 – Estudo de Caso 1: Desempenho do Barramento referente à Linha L28 após alocação de usina fotovoltaica

A Figura 4.7 exibe o Perfil de Tensão após a alocação da usina, ilustrando as melhorias na configuração do sistema. A modesta redução de 2.36% no carregamento, embora positiva, não resultou em alterações visuais substanciais no perfil de carregamento, o que torna sua representação gráfica desnecessária.

Utilizando a metodologia proposta, foi possível identificar os barramentos que apresentam o maior potencial de melhoria com a inserção de usinas fotovoltaicas. A alocação de geração distribuída não só reduziu as perdas totais do sistema, mas também melhorou os perfis de tensão e carregamento, contribuindo para a estabilidade e eficiência do sistema de distribuição.

### 4.1.3 Desempenho - Estratégia Evolutiva Híbrida

Prosseguindo com o estudo, o passo subsequente consiste na avaliação do desempenho do sistema quando submetido aos procedimentos da Estratégia Evolutiva Híbrida, conforme discutido na Seção 3.3.6. Os parâmetros limitantes a serem considerados são apresentados na Equação 4.2:

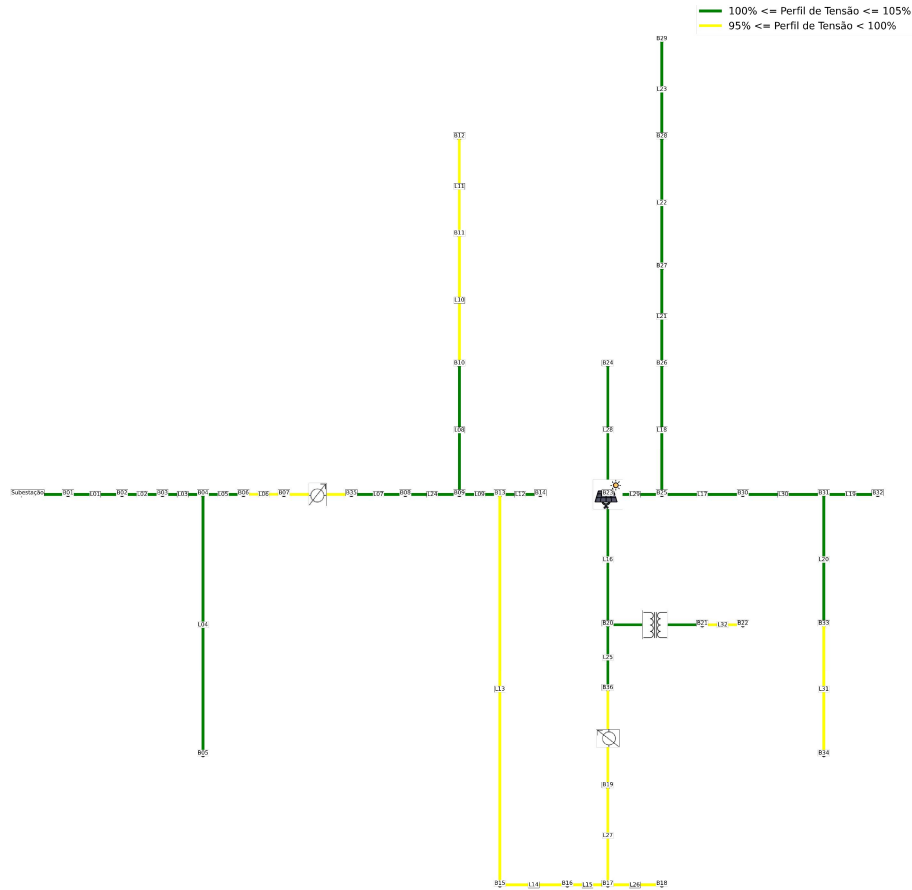


Figura 4.7 – Estudo de Caso 1: Perfil de Tensão do Sistema para a configuração - Barramento L28 (Fonte: Autor)

$$\text{Capacidade Instalada}_{\text{Usinas}} = 804.744 \text{ kVA}$$

$$\min_{\text{GDs}} = 2 \tag{4.2}$$

$$\max_{\text{GDs}} = 3$$

O comportamento do melhor indivíduo ao longo das gerações é apresentado na Figura 4.8. Observa-se que o melhor indivíduo foi identificado na geração 55, resultando em uma redução nas perdas totais de 14.42%.

A configuração ótima das três usinas, que compõem o sistema do melhor indivíduo, é apresentada na Tabela 4.3. A soma das potências instaladas totaliza 804.60 kW, demonstrando uma operação eficiente dentro dos limites de capacidade de 804.744 kVA estabelecidos pela Equação 4.2.

Analisando os resultados da Tabela 4.4, observa-se que o melhor indivíduo não apenas se manteve dentro dos limites operacionais, mas também alcançou um ganho de tensão de 7.09%, uma redução de perdas de 14.42% e uma diminuição no carregamento de 9.50%. Esses resultados sublinham a eficácia da Estratégia Evolutiva Híbrida em otimizar

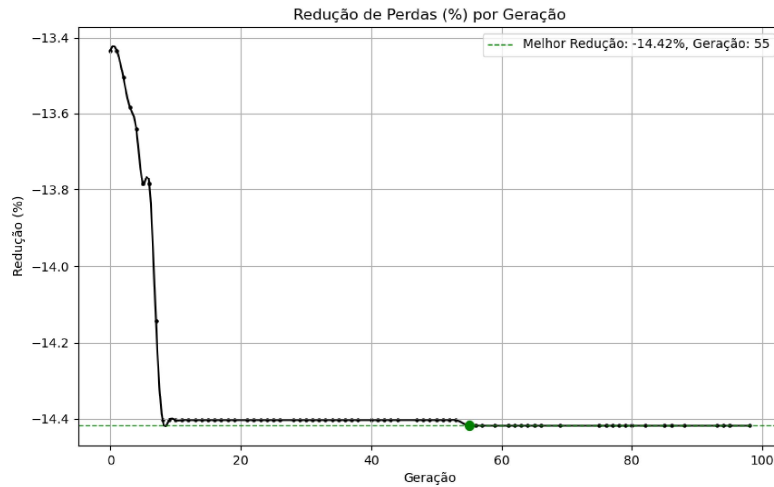


Figura 4.8 – Estudo de Caso 1: Comportamento do Melhor Indivíduo ao longo de Gerações - Estratégia Evolutiva Híbrida (Fonte: Autor)

Tabela 4.3 – Estudo de Caso 1: Configuração das 3 Usinas - Estratégia Evolutiva Híbrida

Linha	Potência Instalada (kW)	Fases	GD
L22	565.55	3	A
L11	178.83	1	B
L20	60.22	3	C

o desempenho do sistema, ao mesmo tempo em que mantém a integridade operacional e a confiabilidade.

Tabela 4.4 – Estudo de Caso 1: Desempenho do Melhor Indivíduo - Estratégia Evolutiva Híbrida

Ganho - Tensão (%)	Redução - Perdas (%)	Redução - Carregamento (%)
7.09	14.42	9.50

A Figura 4.9 exibe o Perfil de Tensão após a alocação das usinas, ilustrando as melhorias na configuração do sistema. O perfil de carregamento é apresentado na Figura 4.10.

Comparando os resultados da Estratégia Evolutiva Híbrida com a abordagem anterior de Mínimos Globais, nota-se uma melhoria significativa. Enquanto a Estratégia de Mínimos Globais apresentou uma redução de 4.28% nas perdas totais e um ganho de tensão de 5.43%, a Estratégia Evolutiva Híbrida alcançou uma redução de 14.42% nas perdas e um ganho de tensão de 7.09%. Além disso, a redução no carregamento do sistema foi mais expressiva na Estratégia Evolutiva Híbrida, com 9.50% em comparação aos 2.36% da estratégia anterior.

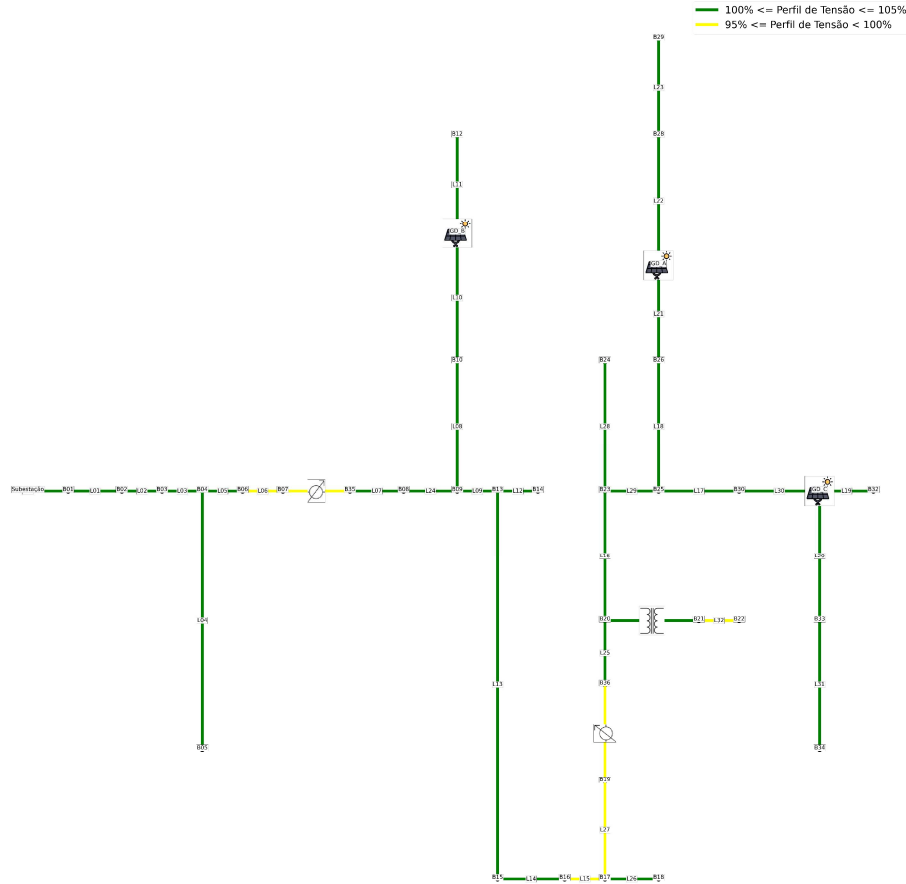


Figura 4.9 – Estudo de Caso 1: Perfil de Tensão - Estratégia Evolutiva Híbrida (Fonte: Autor)

#### 4.1.4 Desempenho - Estratégia AG Híbrido

Adotando as mesmas restrições discutidas na Seção 4.1.3 e seguindo os procedimentos detalhados na Seção 3.3.7, a configuração ótima das três usinas, que compõem o Sistema do Melhor Indivíduo, é apresentada na Tabela 4.5. A soma das potências instaladas das usinas é de 804.60 kW, demonstrando uma operação eficiente dentro dos limites de capacidade de 804.744 kVA estabelecidos pela Equação 4.2. O desempenho notável do Melhor Indivíduo é evidenciado por uma redução significativa de 14.48% nas perdas totais, conforme apresentado na Figura 4.11.

Tabela 4.5 – Estudo de Caso 1: Configuração das 3 Usinas - Estratégia AG Híbrido

Linha	Potência Instalada (kW)	Fases	GD
L11	615.61	3	A
L20	157.17	1	B
L28	31.82	1	C

Analisando os resultados da Tabela 4.6, observa-se que o Melhor Indivíduo não apenas se manteve dentro dos limites operacionais, mas também alcançou um ganho de

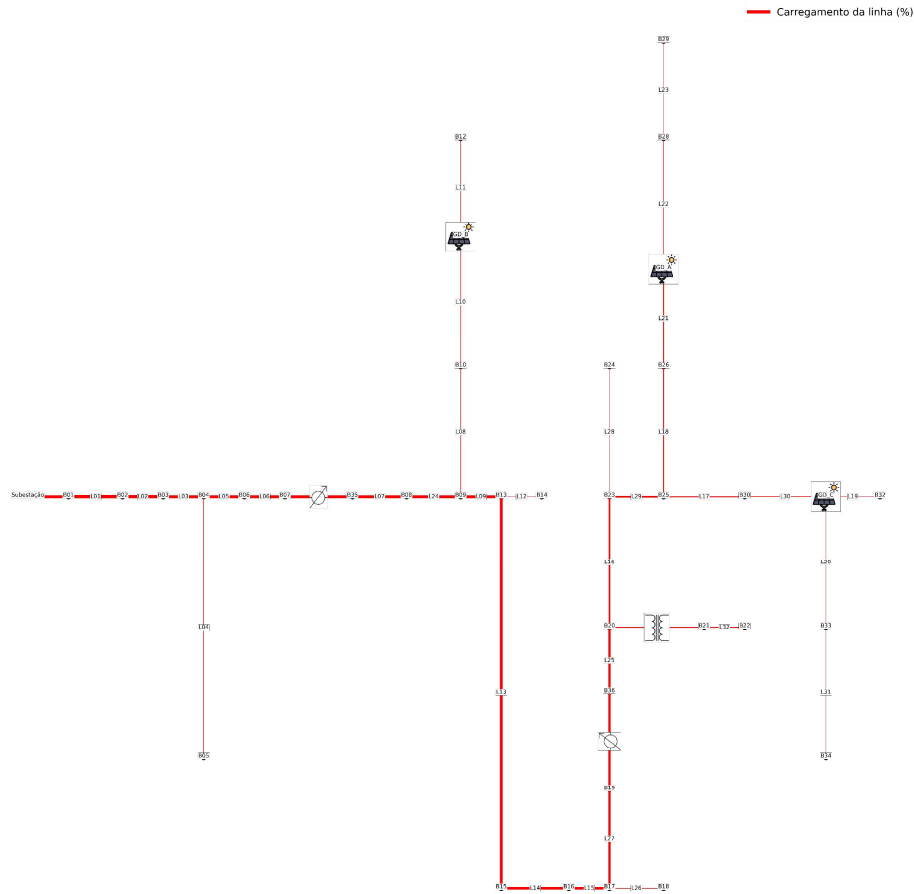


Figura 4.10 – Estudo de Caso 1: Perfil de Carregamento - Estratégia Evolutiva Híbrida (Fonte: Autor)

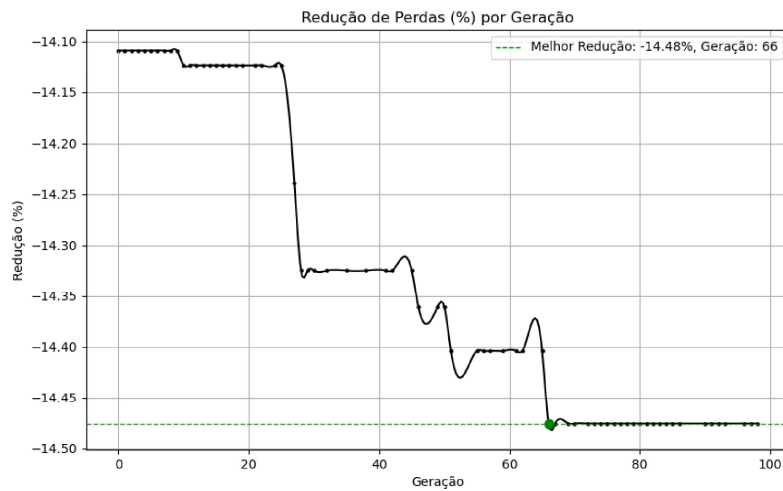


Figura 4.11 – Estudo de Caso 1: Comportamento do Melhor Indivíduo ao longo de Gerações - Estratégia AG Híbrido (Fonte: Autor)

tensão de 7.39%, uma redução de perdas de 14.48% e uma diminuição no carregamento de 9.55%. O perfil de tensão é apresentado na Figura 4.12. O perfil de carregamento não será apresentado devido à semelhança com o apresentado na Figura 4.10.

Tabela 4.6 – Estudo de Caso 1: Desempenho do Melhor Indivíduo - Estratégia AG Híbrido

Ganho - Tensão (%)	Redução - Perdas (%)	Redução - Carregamento (%)
7.39	14.48	9.55

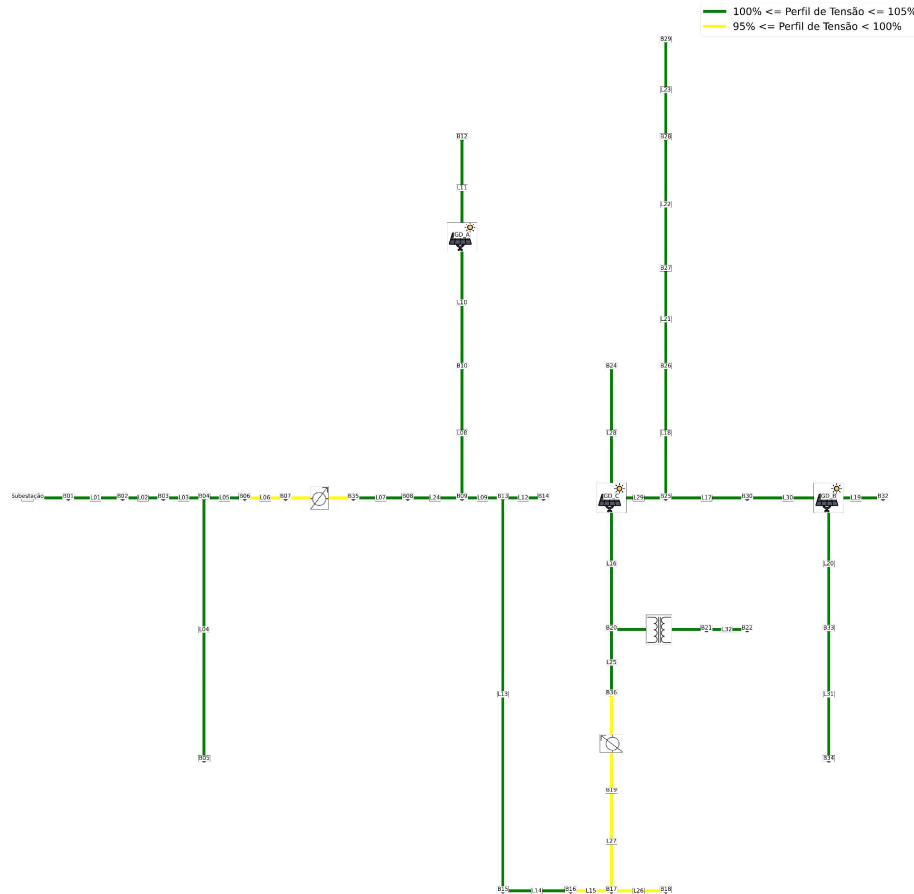


Figura 4.12 – Estudo de Caso 1: Perfil de Tensão - Estratégia AG Híbrido (Fonte: Autor)

### 4.1.5 Desempenho - Melhor Indivíduo

Após a aplicação das estratégias de otimização, tanto a Estratégia Evolutiva Híbrida quanto a Estratégia AG Híbrido apresentaram indivíduos de alto desempenho. Para determinar o melhor indivíduo, comparamos os valores de desempenho dos melhores indivíduos de cada estratégia, bem como os resultados da abordagem de Mínimos Globais, conforme apresentado na Tabela 4.7.

Analisando a Tabela 4.7, observa-se que ambas as estratégias de otimização apresentaram um desempenho significativamente superior à abordagem de Mínimos Globais. A

Tabela 4.7 – Estudo de Caso 1: Comparação do Desempenho dos Melhores Indivíduos

Estratégia	Ganho - Tensão (%)	Red. - Perdas (%)	Red. - Carregamento (%)
M. Globais	5.43	4.28	2.36
Evol. Híbrida	7.09	14.42	9.50
AG Híbrido	7.39	14.48	9.55

Estratégia AG Híbrido destacou-se ligeiramente em relação à Estratégia Evolutiva Híbrida em todas as métricas avaliadas. O ganho de tensão foi de 7.39%, comparado a 7.09% na Estratégia Evolutiva Híbrida e 5.43% nos Mínimos Globais. A redução de perdas totais foi de 14.48% com o AG Híbrido, enquanto a Evolutiva Híbrida alcançou uma redução de 14.42% e os Mínimos Globais 4.28%. Além disso, a redução no carregamento do sistema foi de 9.55% na Estratégia AG Híbrido, comparado a 9.50% na Evolutiva Híbrida e 2.36% nos Mínimos Globais.

Esses resultados demonstram que, embora ambas as estratégias de otimização apresentem resultados próximos, a Estratégia AG Híbrido oferece um desempenho ligeiramente superior. As vantagens específicas da Estratégia AG Híbrido, conforme discutido na Seção 2.7.5, como maior exploração do espaço de soluções, redução da perda de bons indivíduos e estabilidade da população ao longo das gerações, contribuem para essa superioridade.

## 4.2 Estudo de Caso 2: Alimentador Real - PD04

Com o objetivo de explorar limitações de área, consideramos para este estudo o Alimentador de Média Tensão ilustrado na Figura 4.13, utilizando o software QGIS (Seção 2.4). Este alimentador consiste em um sistema de 13.8 kV pertencente à Subestação PAD Jardim. As informações sobre este sistema foram extraídas do conjunto de dados públicos disponibilizados pela Neenergia Brasília em 2023 para a ANEEL, via BDGD, conforme descrito na Seção 2.3.

Para este sistema, assume-se que todas as cargas de Baixa Tensão (BT) estejam concentradas em seu transformador de Média Tensão, com uma potência instalada de aproximadamente 4981 kVA de cargas desbalanceadas, distribuídas em linhas de Média Tensão com cerca de 40 km de extensão.

A representação geográfica do sistema na Figura 4.13 foi realizada utilizando o QGIS. Esta ferramenta permitiu uma visualização precisa e a adaptação do sistema para atender aos padrões do OpenDSS. O resultado é um sistema com 94 barras e um perfil de tensão conforme ilustrado na Figura 4.14. A figura demonstra que o sistema opera dentro dos limites de tensão estabelecidos pela ANEEL, conforme discutido na Seção 2.5. No sistema em questão, foram identificados 2181 kWh de perdas totais. O perfil de carregamento pode ser visto na Figura 4.15.

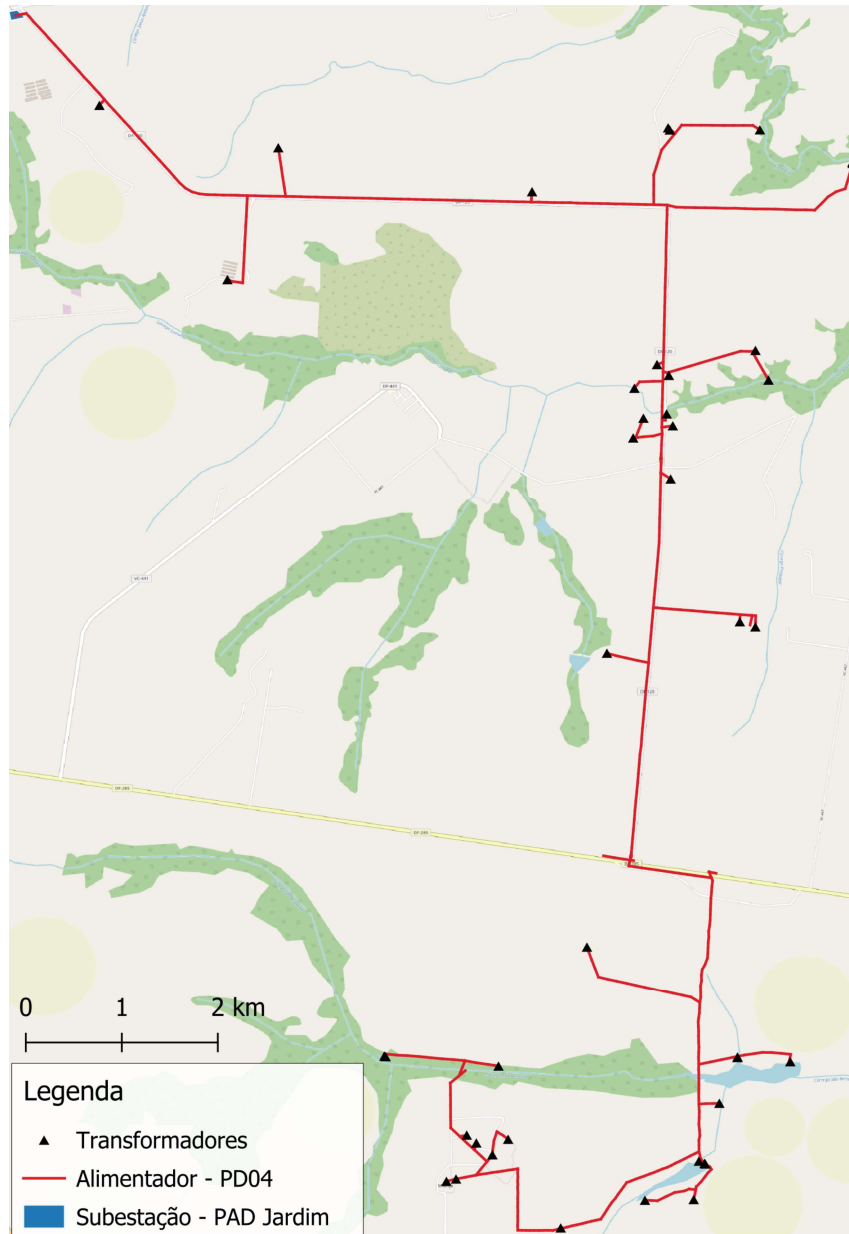


Figura 4.13 – Estudo de Caso 2: Sistema Real PD04 - Geolocalizado (Fonte: Autor)

#### 4.2.1 Modificações e Limitações Adotadas

A distribuidora projeta um crescimento de 30% sobre o sistema ilustrado na Figura 4.13. Este aumento é esperado tanto na carga total instalada do sistema quanto na sua extensão, devido à aquisição de novos clientes e ao aumento da capacidade de consumo dos clientes já existentes. Em vista desse crescimento, a distribuidora prevê que, se o sistema permanecer inalterado, poderão surgir problemas relacionados aos níveis de perdas e aos perfis de tensão.

Com o crescimento previsto, o sistema terá uma capacidade total instalada de 6475 kVA e uma extensão de 52 km. Para simplificação, considera-se que o aumento da extensão

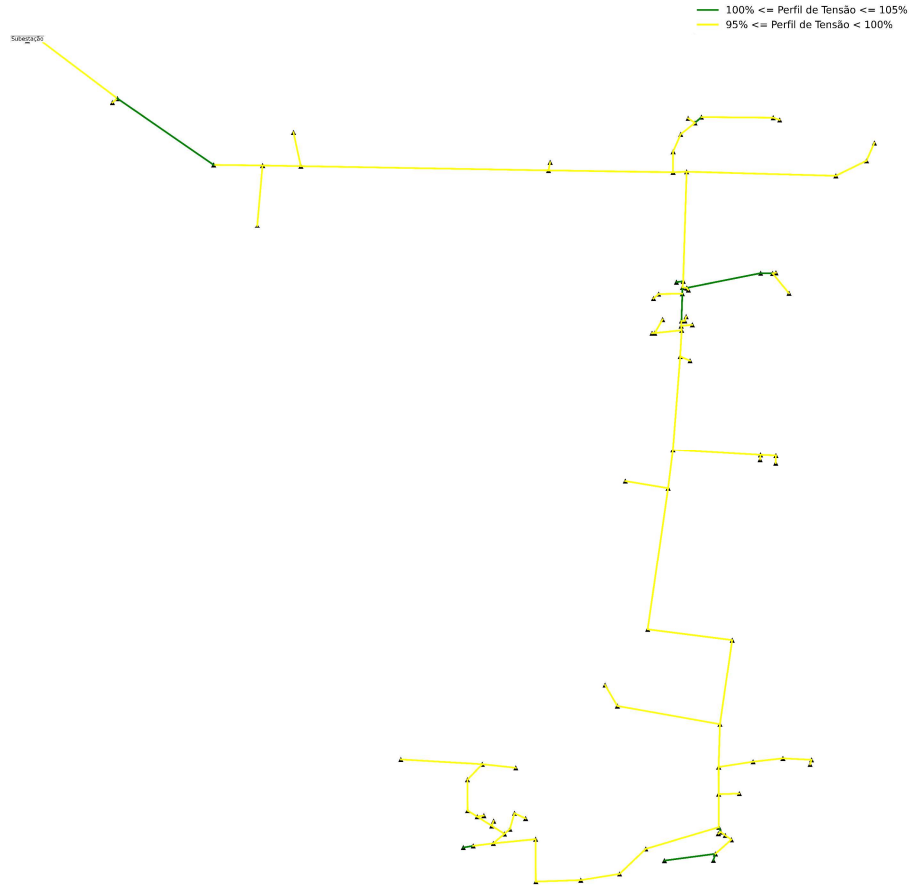


Figura 4.14 – Estudo de Caso 2: Sistema Real PD04 - Perfil de Tensão (Fonte: Autor)

ocorre no lado de baixa tensão dos transformadores, mantendo inalterado o unifilar de média tensão do sistema. O perfil de tensão do sistema, considerando o crescimento, é apresentado na Figura 4.16. Observa-se que diversos barramentos apresentam tensões abaixo do limite mínimo de 95%, conforme os padrões estabelecidos pela ANEEL na Seção 2.5.

Além disso, o sistema, após o crescimento, possui 6356 kWh de perdas totais, representando um aumento de 2.91 vezes em relação ao sistema original, e um incremento de aproximadamente 40% no carregamento total do sistema.

Para mitigar esses problemas, a distribuidora decidiu adotar medidas de investimento, disponibilizando 18 áreas para a construção de usinas fotovoltaicas, com o objetivo de contornar os problemas previstos no futuro. Além disso, um orçamento total de R\$ 7.2 milhões foi alocado para a construção dessas usinas. A localização das áreas disponibilizadas pela distribuidora é apresentada na Figura 4.17. Para melhor visualização, a figura foi subdividida em três partes, conforme a Figura 4.21.

Como regra, a distribuidora estabeleceu que, dentre as 18 áreas disponíveis, devem ser criados 3 cenários com alocação de 2, 3 e 5 GDs, respectivamente. Esses cenários serão

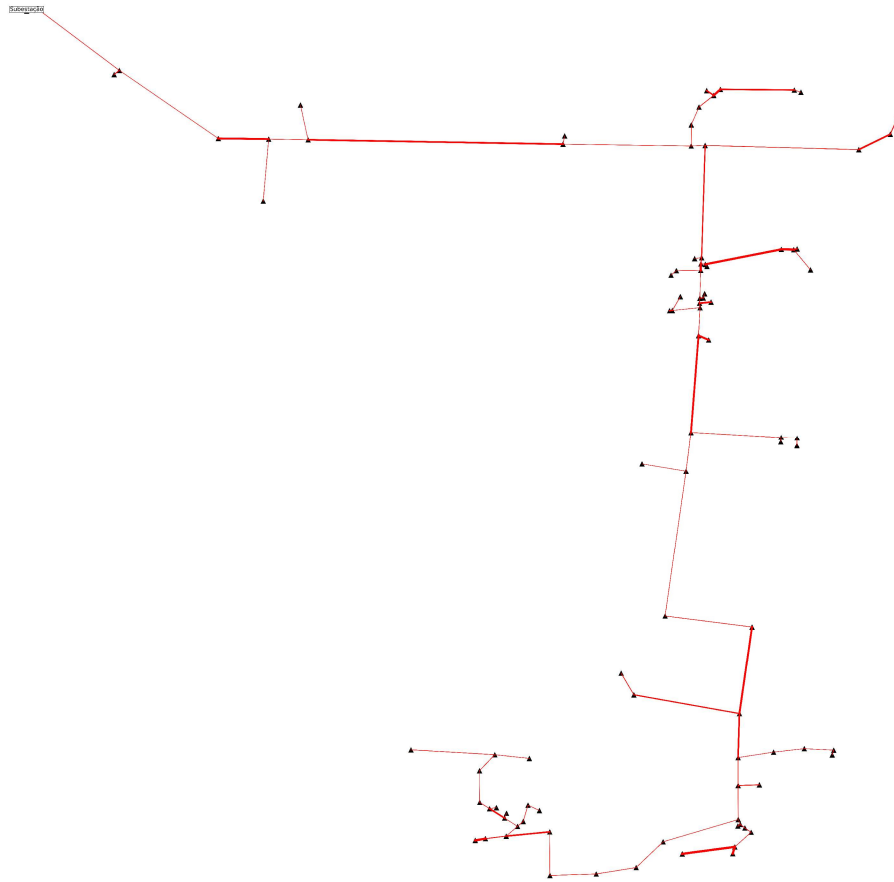


Figura 4.15 – Estudo de Caso 2: Sistema Real PD04 - Perfil de Carregamento (Fonte: Autor)

avaliados para determinar qual configuração apresenta o melhor desempenho.

## 4.2.2 Desempenho - Mínimos Globais

Cada uma das áreas apresentadas na Figura 4.21 é detalhada na Tabela 4.8. Nela, é possível verificar a área disponível para construção (Área em  $m^2$ ), a capacidade de geração possível de acordo com essa área (Pot. em kW) e o custo necessário para a construção de cada usina (Custo em MR\$). A tabela está organizada em ordem decrescente de capacidade de redução de perdas (Red. %), baseado na capacidade disponível de geração.

A análise da Tabela 4.8 revela que a área A9, localizada na Linha L41 e Barra B40, possui a maior capacidade de redução de perdas, alcançando uma redução de 9.99% com uma potência instalada de 1,220.10 kW. Esta área também possui um custo de construção de 4.93 MR\$. Outras áreas de destaque incluem A13 na Linha L61 e Barra B60, com uma redução de perdas de 9.97% e potência de 803.27 kW, e A8 na Linha L29 e Barra B28, com uma redução de perdas de 9.94% e potência de 1,296.44 kW.

As áreas são avaliadas não apenas pela capacidade de reduzir perdas, mas também

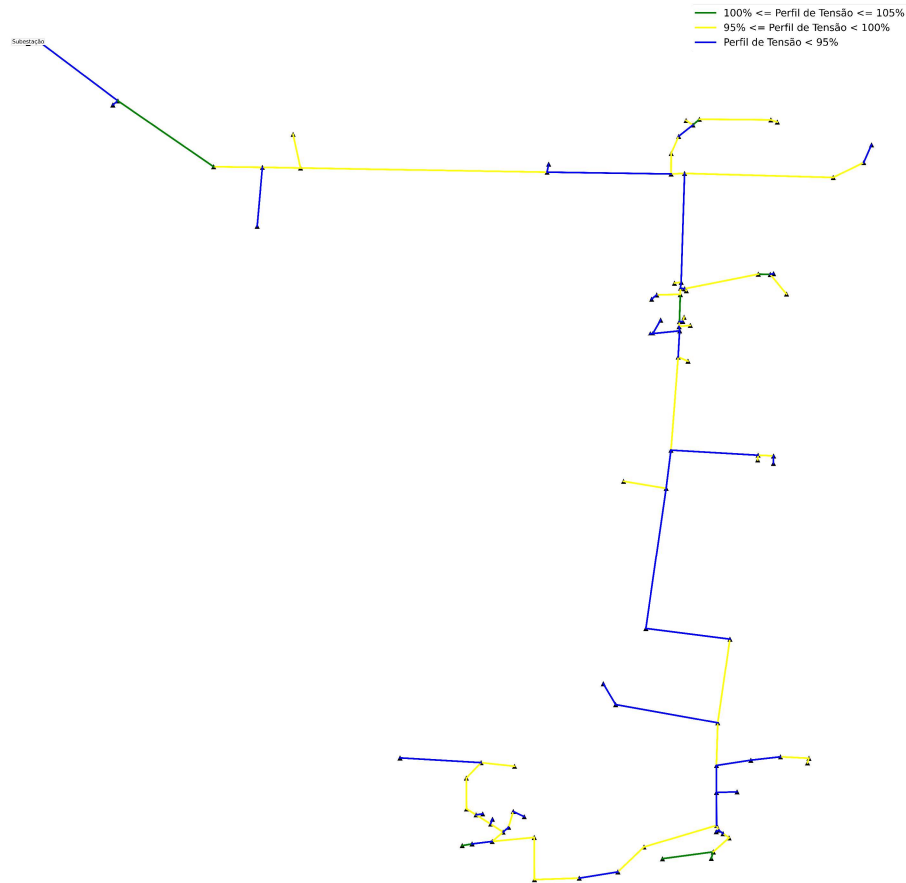


Figura 4.16 – Estudo de Caso 2: Sistema Real PD04 - Perfil de Tensão com 30% de Crescimento (Fonte: Autor)

pelo custo e viabilidade da construção das usinas. Esta abordagem permite uma análise balanceada que considera tanto os benefícios econômicos quanto técnicos. A distribuição das áreas em diferentes linhas e barras do sistema assegura que a alocação de geração distribuída seja otimizada para maximizar a eficiência do sistema de distribuição.

### 4.2.3 Desempenho - Otimização dos Cenários Adotados

O desempenho do sistema ao longo de gerações para os três cenários adotados é apresentado na Figura 4.18. A estratégia utilizada para a comparação dos cenários foi a Estratégia AG Híbrido, escolhida devido à sua capacidade de combinar a exploração e exploração de soluções, mantendo a diversidade genética ao longo das gerações enquanto preserva os melhores indivíduos para gerações subsequentes. Esta abordagem permite uma convergência mais eficiente e eficaz para soluções ótimas.

Na Figura 4.18, observa-se a redução percentual das perdas totais do sistema ao longo de 50 gerações para os cenários com 2GD, 3GD e 5GD:

- A linha azul representa o cenário com 2GD, alcançando uma redução máxima de

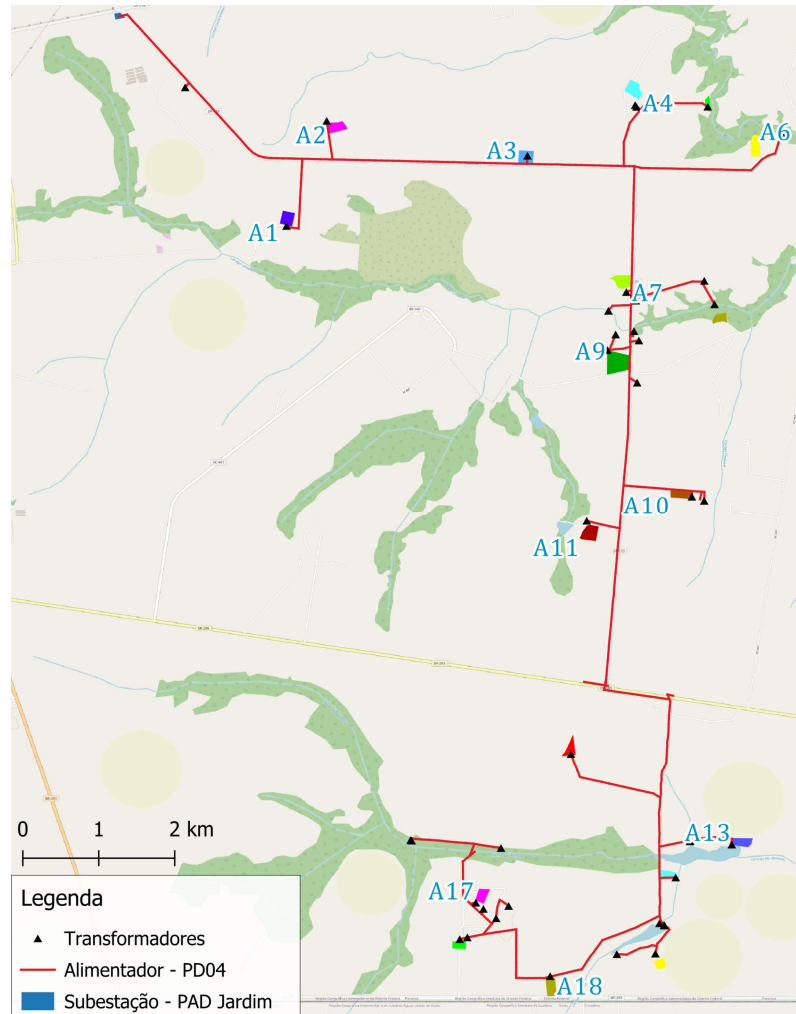


Figura 4.17 – Estudo de Caso 2: Sistema Real PD04 - Áreas Disponibilizadas pela Distribuidora (Fonte: Autor)

12.32% na geração 37.

- A linha verde representa o cenário com 3GD, alcançando uma redução máxima de 13.17% na geração 29.
- A linha vermelha representa o cenário com 5GD, alcançando a melhor redução de 14.05% na geração 34.

Comparando os resultados com o melhor indivíduo da Tabela 4.8, verifica-se que o cenário com cinco GDs apresentou um ganho substancial na capacidade de redução de perdas. O melhor desempenho registrado na tabela foi uma redução de 9.99%, significativamente inferior aos 14.05% obtidos no cenário com 5GD. Esta diferença se deve principalmente às limitações de área disponível no barramento único para uma GD, que restringem a capacidade de otimização das perdas totais do sistema.

Linha	Barra	Área	Área (m <sup>2</sup> )	Custo (MR\$)	Red. (%)	Pot. (kW)
L41	B40	A9	12,201.00	4.93	9.99	1,220.10
L61	B60	A13	8,032.70	3.25	9.97	803.27
L29	B28	A8	12,964.40	5.24	9.94	1,296.44
L56	B55	A12	8,207.10	3.32	9.94	820.71
L51	B50	A11	10,268.50	4.15	9.94	1,026.85
L21	B20	A6	16,139.20	6.52	9.94	1,613.92
L63	B62	A14	7,877.50	3.18	9.94	787.75
L16	B15	A5	16,177.30	6.54	9.91	1,617.73
L17	B13	A4	15,922.30	6.43	9.90	1,592.23
L23	B22	A7	12,822.50	5.18	9.90	1,282.25
L70	B69	A15	7,724.00	3.12	9.90	772.40
L74	B73	A18	7,491.60	3.03	9.88	749.16
L79	B77	A16	7,128.60	2.88	9.80	712.86
L47	B46	A10	10,335.90	4.18	9.75	1,033.59
L87	B86	A17	7,060.90	2.85	9.74	706.09
L09	B08	A3	16,144.60	6.52	8.81	1,614.46
L07	B06	A2	15,823.80	6.39	6.32	1,582.38
L93	B05	A1	16,150.30	6.52	6.01	1,615.03

Tabela 4.8 – Estudo de Caso 2: Detalhes Técnicos das Áreas Disponíveis para Alocação de GD

A superioridade do cenário com cinco GDs pode ser atribuída à distribuição otimizada das usinas ao longo do sistema, permitindo uma exploração mais eficaz das áreas disponíveis e, conseqüentemente, um desempenho sistêmico superior. A Estratégia AG Híbrido contribuiu significativamente para este resultado, pois combina a manutenção dos melhores indivíduos (elitismo) com a introdução de novas soluções (mutação e cruzamento), garantindo uma evolução contínua e robusta da população ao longo das gerações.

Em resumo, a utilização de múltiplas GDs distribuídas estrategicamente pelo sistema, aliada a uma estratégia de otimização robusta como a Estratégia AG Híbrido, resultou em uma redução de perdas mais eficaz e eficiente, demonstrando a importância de uma abordagem bem estruturada e otimizada para a alocação de recursos de Geração Distribuída.

#### 4.2.4 Desempenho - Melhor Indivíduo

Para o indivíduo com cinco sistemas de Geração Distribuída (GDs) alocados nos barramentos 50, 55, 62, 73 e 78, a potência total gerada pelas cinco GDs é de 1,764.44 kW. O custo total calculado para a implementação dessas GDs é de R\$ 7.09 milhões. As áreas calculadas totalizam 17,644.38 m<sup>2</sup>, distribuídas conforme a disponibilidade em cada barramento. Em comparação, o orçamento total disponível é de R\$ 7.2 milhões, indicando que o custo total está dentro do orçamento alocado. Especificamente, a utilização do orçamento foi de 98.47%, evidenciando uma alocação financeira eficiente. Além disso, as

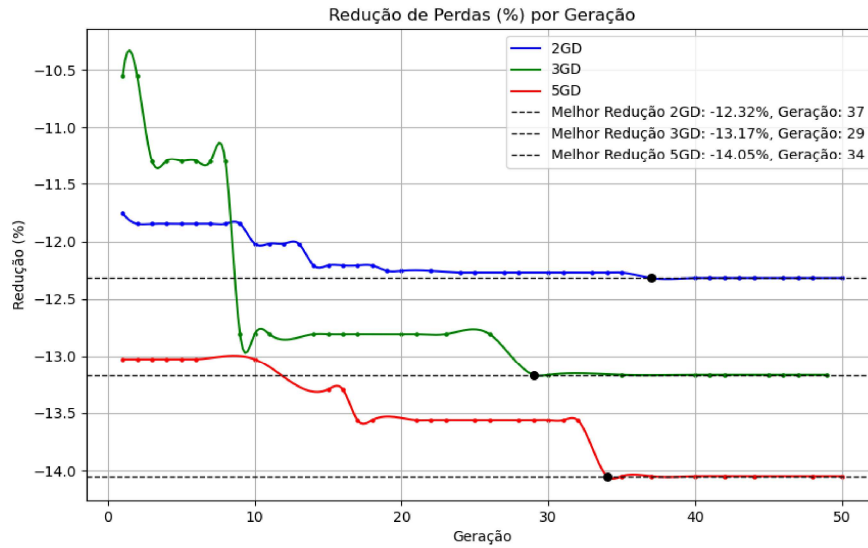


Figura 4.18 – Estudo de Caso 2: Comparação do Desempenho dos cenários ao longo das gerações (Fonte: Autor)

áreas calculadas para cada GD estão dentro dos limites disponibilizados, assegurando a viabilidade espacial das instalações. As informações detalhadas das usinas alocadas são apresentadas na Tabela 4.9. O desempenho do sistema com e sem a alocação de GDs é apresentado na Tabela 4.10.

Tabela 4.9 – Estudo de Caso 2: Informações das Usinas Alocadas

Usina	Potência (kW)	Área (m <sup>2</sup> )	Custo (R\$ milhões)	Área
GD 1	12.76	127.59	0.05	A11
GD 2	420.37	4203.65	1.69	A12
GD 3	262.48	2624.78	1.05	A14
GD 4	398.35	3983.52	1.60	A18
GD 5	670.48	6704.84	2.70	A16
<b>Total</b>	<b>1764.44</b>	<b>17644.38</b>	<b>7.09</b>	-

Tabela 4.10 – Estudo de Caso 2: Desempenho do Sistema com 5 GDs alocadas

Ganho - Tensão (%)	Redução - Perdas (%)	Redução - Carregamento (%)
1.75	14.08	8.90

A Tabela 4.10 demonstra que a alocação de cinco GDs resultou em um ganho de 1.75% na tensão, uma redução de 14.08% nas perdas totais e uma diminuição de 8.90% no carregamento. Esses resultados indicam uma melhoria significativa no desempenho do sistema, validando a eficácia da estratégia de alocação das GDs. O perfil de tensão para essa configuração do sistema é apresentado na Figura 4.19.

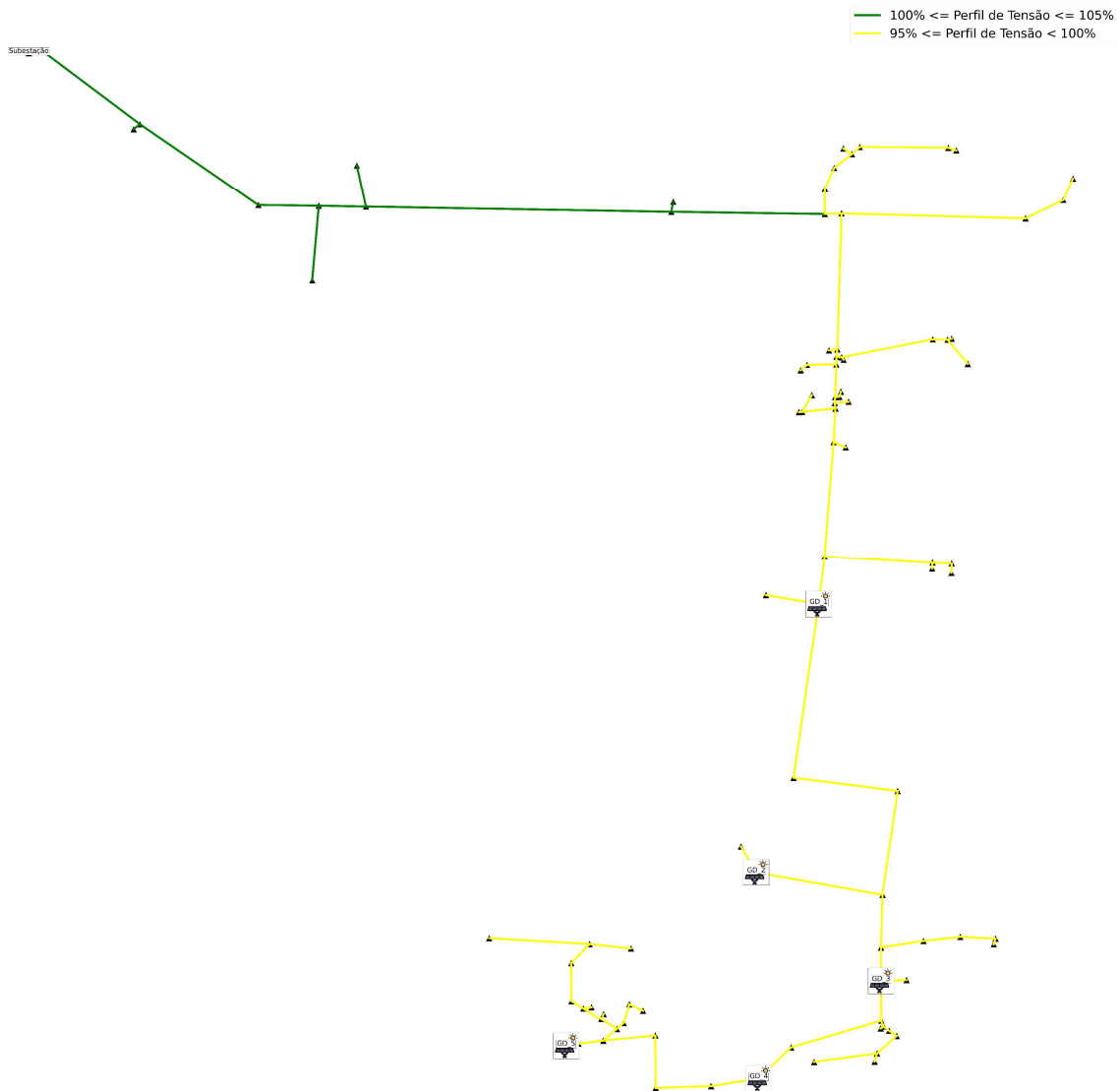


Figura 4.19 – Estudo de Caso 2: Perfil de Tensão do Sistema - 5 GDs alocadas (Fonte: Autor)

Em conclusão, a alocação de cinco GDs nos barramentos especificados mostrou-se eficiente tanto financeiramente quanto espacialmente, resultando em melhorias significativas no desempenho do sistema, conforme evidenciado pelo aumento na tensão, a redução nas perdas e a diminuição do carregamento. Esses resultados validam a estratégia de alocação de recursos de Geração Distribuída utilizada neste estudo. O perfil de carregamento ao longo das linhas, para essa configuração de sistema, é apresentado na Figura 4.20.

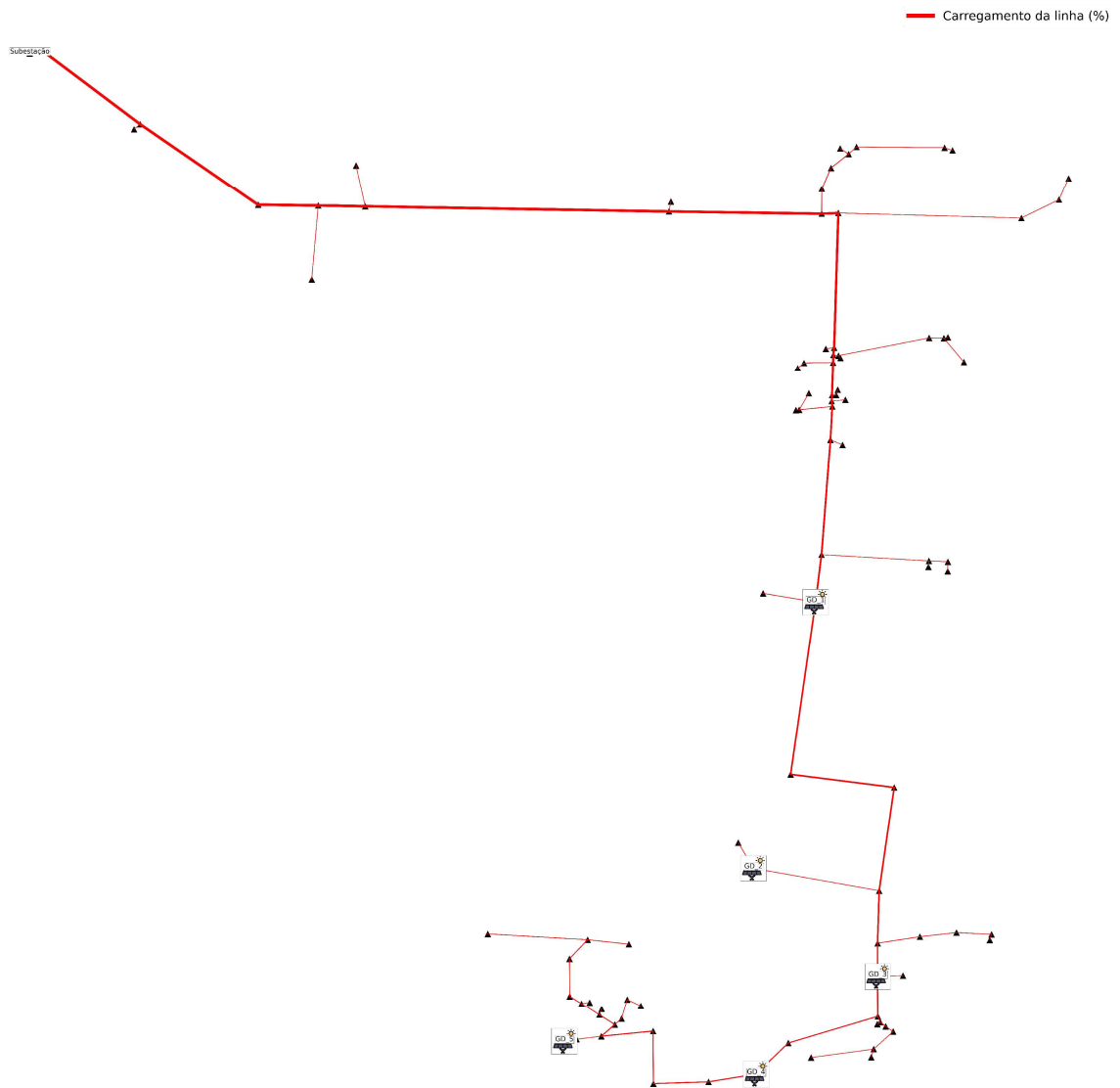
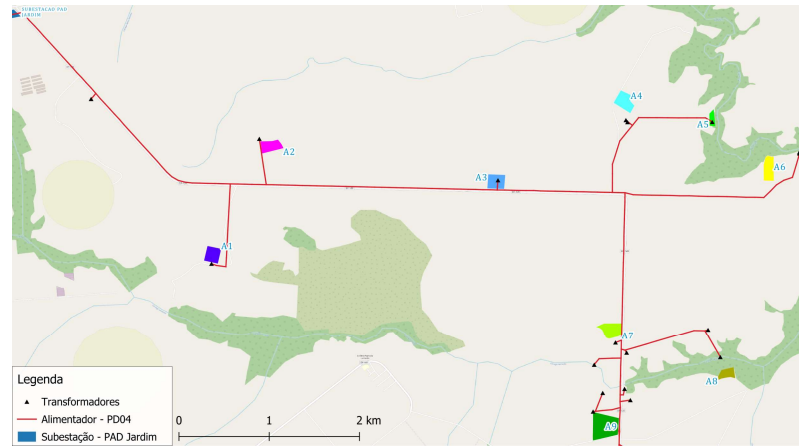
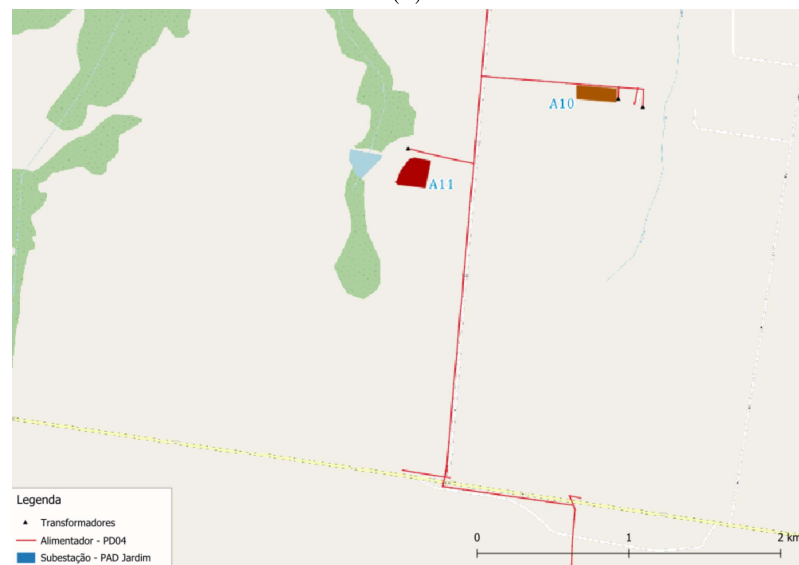


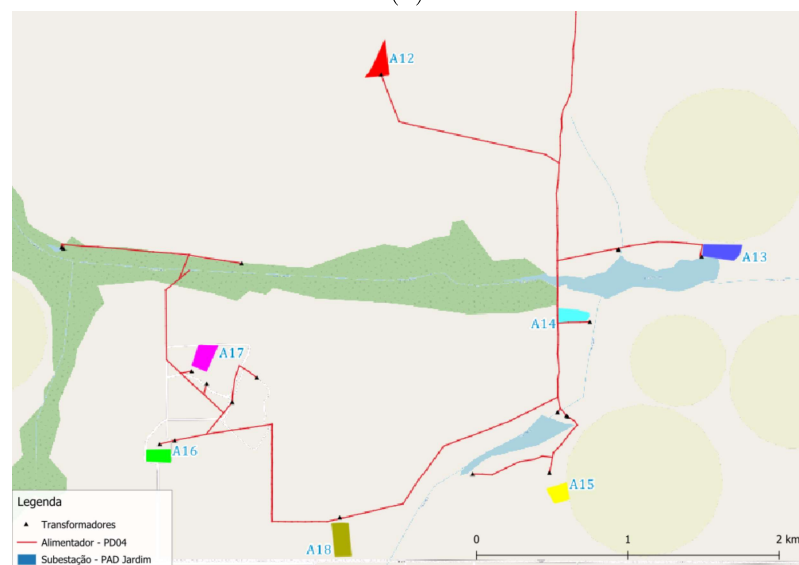
Figura 4.20 – Estudo de Caso 2: Perfil de Carregamento do Sistema - 5 GDs alocadas (Fonte: Autor)



(a)



(b)



(c)

Figura 4.21 – Estudo de Caso 2: Sistema Real PD04 - Áreas Subdivididas Disponibilizadas pela Distribuidora (Fonte: Autor)

## 5 Conclusão

Este trabalho analisou o desempenho de diferentes configurações de sistemas de Geração Distribuída (GD) com o objetivo de otimizar a eficiência do sistema elétrico e reduzir as perdas de energia. Dois estudos de caso foram realizados: o Sistema IEEE de 34 Barras e um Alimentador Real - PD04, ambos com o intuito de avaliar os benefícios da alocação estratégica de GDs.

No primeiro estudo de caso, o Sistema IEEE de 34 Barras foi avaliado inicialmente sem a alocação de GDs. Os resultados mostraram que o sistema apresentou uma tensão máxima média de 96.62%, perdas totais de 6356 kWh tanto na carga quanto na linha, e um consumo total de energia medido de 3346785 kWh. Com o crescimento de 30% na capacidade instalada do sistema, as perdas totais aumentaram para 13906 kWh, representando um incremento de 133.40%, e o carregamento aumentou em 30.91%. Esses dados destacam a necessidade de estratégias de mitigação para enfrentar o aumento das perdas e do carregamento.

Para mitigar esses problemas, foi autorizada a construção de três usinas fotovoltaicas com uma capacidade total de 804.744 kVA, representando 30% da potência instalada total do sistema atual. Após a implementação das usinas fotovoltaicas, os resultados mostraram melhorias significativas:

- A tensão média do sistema aumentou em 7.39%.
- As perdas totais foram reduzidas em 14.48%.
- O carregamento do sistema foi reduzido em 9.55%.

Esses resultados indicam que a alocação de usinas fotovoltaicas não só reduziu as perdas e o carregamento, mas também melhorou significativamente o perfil de tensão do sistema. A Estratégia AG Híbrido, em particular, demonstrou ser eficaz na otimização do sistema, alcançando os melhores resultados de redução de perdas e ganho de tensão.

No segundo estudo de caso, um Alimentador Real - PD04 foi avaliado. A implementação de cinco sistemas de Geração Distribuída (GDs) nos barramentos 50, 55, 62, 73 e 78 foi analisada. A potência total gerada pelas cinco GDs foi de 1,764.44 kW, com um custo total calculado de R\$ 7.09 milhões, utilizando uma área total de 17,644.38 m<sup>2</sup>. O orçamento total disponível para esta implementação foi de R\$ 7.2 milhões, indicando uma utilização de 98.47% do orçamento, o que evidencia uma alocação financeira eficiente. As áreas calculadas para cada GD estavam dentro dos limites disponibilizados, assegurando a viabilidade espacial das instalações.

Os benefícios obtidos com a alocação das cinco GDs foram:

- Ganho de 1.75% na tensão máxima do sistema.
- Redução de 14.08% nas perdas totais do sistema.
- Diminuição de 8.90% no carregamento do sistema.

Esses resultados confirmam a eficácia da alocação estratégica das GDs na melhoria do desempenho do sistema elétrico, reduzindo perdas e otimizando a tensão e o carregamento.

A partir dos estudos de caso realizados, conclui-se que a alocação estratégica de sistemas de Geração Distribuída pode melhorar significativamente o desempenho de um sistema elétrico, reduzindo perdas e otimizando a tensão e o carregamento. A utilização eficiente do orçamento disponível, como demonstrado no estudo do Alimentador Real - PD04, é crucial para a viabilidade financeira dos projetos de GD.

Este trabalho destaca a importância de uma abordagem bem estruturada na alocação de recursos de Geração Distribuída, proporcionando insights valiosos para futuras implementações e otimizações em sistemas elétricos. As melhorias observadas não apenas validam a estratégia adotada, mas também oferecem um caminho claro para a expansão e aperfeiçoamento de infraestruturas energéticas sustentáveis e eficientes.

Em conclusão, a aplicação das estratégias de otimização, tanto a Estratégia Evolutiva Híbrida quanto a Estratégia AG Híbrido, demonstrou que ambas podem melhorar significativamente o desempenho do sistema de distribuição de energia. A Estratégia AG Híbrido, em particular, apresentou um desempenho ligeiramente superior, evidenciando sua eficácia na otimização do sistema, ao mesmo tempo em que proporciona maior estabilidade e eficiência. A alocação estratégica de GDs, aliada a metodologias de otimização robustas, se mostra uma abordagem promissora para melhorar a eficiência e a estabilidade dos sistemas de distribuição de energia.

Para trabalhos futuros, sugere-se a adoção de outros recursos energéticos distribuídos que possam ser alocados conjuntamente na rede visando o cumprimento de exigências técnicas bem como regras operativas. Pode-se também propor a resolução da proposta usando outros métodos de otimização tais como metaheurísticas tradicionais (busca tabú, Partículas Swarm, entre outras) e comparar o seu desempenho com as técnicas implementadas neste trabalho de pesquisa.

## Referências

- ANEEL. *Conexão em Geração Distribuída - Brasil*. [S.l.], 2022. Disponível em: <<https://app.powerbi.com/view?r=eyJrIjoiY2VmMmUwN2QtYWFiOS00ZDE3LWI3NDMtZDk0NGI4MGU2NTkxIiwidCI6IjQwZDZmOWI4LWVjYTctNDZhMi05MmQ0LWVhNGU5YzAxNzBIMSIsImMiOiR9>>. Acesso em: 06 nov. 2022. Citado na página 19.
- ANEEL. *RESOLUÇÃO NORMATIVA ANEEL N° 1.031, DE 26 DE JULHO DE 2022*. 2022. Citado na página 23.
- ANEEL. *Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional - PRODIST*. 2024. <<https://www.gov.br/aneel/pt-br/centrais-de-conteudos/procedimentos-regulatorios/prodist>>. Acessado em: 15 jun. 2024. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 27.
- ANEEL, A. N. de E. E. *Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST Módulo 8 – Qualidade da Energia Elétrica*. [S.l.], 2020. Revisão 11. Citado na página 27.
- BDGD. *Manual de Instruções da BDGD*. 2024. <<https://www.gov.br/aneel/pt-br/centrais-de-conteudos/manuais-modelos-e-instrucoes/distribuicao>>. Acessado em: 15 jun. 2024. Citado na página 26.
- BOCANEGRA, S. Y.; MONTOYA, O. D. Heuristic approach for optimal location and sizing of distributed generators in ac distribution networks. *WSEAS Transactions on Power Systems*, v. 14, n. 3, p. 113–121, 2019. Citado na página 18.
- BORGES, C.; FALCAO, D. Impact of distributed generation allocation and sizing on reliability, losses and voltage profile. In: *2003 IEEE Bologna Power Tech Conference Proceedings*. [S.l.: s.n.], 2003. v. 2, p. 5 pp. Vol.2–. Citado na página 18.
- DUGAN, R.; MONTENEGRO, D. *Reference Guide: The Open Distribution System Simulator (OpenDSS)*. 2022. Novembro de 2022. Citado 3 vezes nas páginas 11, 32 e 33.
- EDP. *O que é geração distribuída e como ela funciona no Brasil?* 2024. <<https://solucoes.edp.com.br/blog/geracao-distribuida/>>. Acessado em: 15 jun. 2024. Citado na página 23.
- ELÉTRICA, A. N. de E. *Base de Dados Geográfica da Distribuidora - BDGD*. 2024. <<https://dadosabertos.aneel.gov.br/dataset/base-de-dados-geografica-da-distribuidora-bdgd>>. Acessado em: 15 jun. 2024. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 27.
- ENERGIA, C. *Preço médio da solar cai 15% em relação a 2022, afirma pesquisa*. 2024. Acessado em: 15 jun. 2024. Disponível em: <<https://www.canalenergia.com.br/noticias/53251272/preco-medio-da-solar-cai-15-em-relacao-a-2022-afirma-pesquisa>>. Citado na página 24.
- FRANÇA, L. *O que é o QGIS?* 2024. <<https://geoone.com.br/o-que-e-o-qgis/>>. Acessado em: 15 jun. 2024. Citado na página 27.

GRIFFIN, T. et al. Placement of dispersed generation systems for reduced losses. In: *Proceedings of the 33rd Annual Hawaii International Conference on System Sciences*. [S.l.: s.n.], 2000. p. 9 pp.–. Citado na página 18.

INEE. *Geração Distribuída*. 2024. <[http://www.inee.org.br/forum\\_ger\\_distrib.asp](http://www.inee.org.br/forum_ger_distrib.asp)>. Acessado em: 15 jun. 2024. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 23.

JOSEPHY, D.; NEGRETE, L. *Algoritmos Bioinspirados Aplicados ao Problema de Alocação de Geração Distribuída*. Dissertação de Pós-Graduação Stricto Sensu — Mestrado em Engenharia Elétrica, 2023. Citado na página 23.

LUKE, S. *Essentials of Metaheuristics*. Second edition - online version 2.3. [S.l.]: Department of Computer Science - George Mason University, 2016. <<https://cs.gmu.edu/~sean/book/metaheuristics/>>. Capítulo 3 - Population Methods. Citado na página 34.

MARQUES, L. *QGIS: O que é, o que faz e para que serve?* 2024. <<https://clubedogis.com.br/blog/qgis-o-que-e-o-que-faz-e-para-que-serve/>>. Acessado em: 15 jun. 2024. Citado na página 27.

MITHULANANTHAN, N.; OO, T.; PHU, L. V. Distributed generator placement in power distribution system using genetic algorithm to reduce losses. *Science & Technology Asia*, v. 9, n. 3, p. 55–62, Nov. 2015. Disponível em: <<https://ph02.tci-thaijo.org/index.php/SciTechAsia/article/view/41639>>. Citado na página 18.

NT0057/2014-SRD/ANEEL. 2014. Assunto: Aprimoramento da metodologia de cálculo de perdas na distribuição regulamentada no Módulo 7 – Cálculo de Perdas na Distribuição do PRODIST. Em 11 de junho de 2014. Citado na página 29.

PACHECO, M. A. C. *Algoritmos Genéticos: Princípios e Aplicações*. 2024. <<http://www.ICA.ele.puc-rio.br>>. Citado na página 33.

RADATZ, P. *OpenDSS PVSystem and InvControl Element Models*. 2020. Em 17 de agosto de 2020. Citado 4 vezes nas páginas 11, 29, 30 e 31.

RIBEIRO, E. A.; LEITE, J. B. *Alocação de geração distribuída em redes de distribuição de energia elétrica usando algoritmo genético*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual Paulista, 2023. Citado na página 18.

SANTOS, J. R. d. et al. *Método de Extração de Atributos Técnicos e Geográficos de Distribuidoras de Energia Elétrica*. 2024. Universidade Federal de Santa Maria, Cachoeira do Sul, RS. Citado na página 26.

SILVA, F. Z. da. *Alocação Otimizada de Geração Distribuída em Sistema de Distribuição Empregando Algoritmos Genéticos*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, Espírito Santo, 2018. Available at: <<https://repositorio.ufes.br/handle/10/1946>>. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 25.

SOARES, A. E. *Otimização da Injeção de Potência pela Geração Distribuída Através da Técnica de Algoritmos Genéticos*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, RJ, Outubro 2019. Available at: <<https://repositorio.ufrj.br/handle/10/1946>>. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 25.

SOLAR, P. *Energia solar na construção do imóvel*. 2024. Acessado em: 15 jun. 2024. Disponível em: <<https://www.portalsolar.com.br/energia-solar-na-construcao-do-imovel.html>>. Citado na página 24.

ZEFERINO, C. G. *Alocação de Geração Distribuída em Redes de Distribuição com Elevada Penetração de Eletropostos, por Meio de Algoritmo Genético*. Dissertação (Mestrado) — Instituto Federal do Espírito Santo, Vitória, ES, 2023. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 26.