

Eduardo Albuquerque Ribeiro

**Alocação de Geração Distribuída em Redes de
Distribuição de Energia Elétrica usando Algoritmo
Genético**

Ilha Solteira - SP
2023

Eduardo Albuquerque Ribeiro

Alocação de Geração Distribuída em Redes de Distribuição de Energia Elétrica usando Algoritmo Genético

Trabalho de Graduação apresentado ao
Curso de Graduação em Engenharia Elétrica,
Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira -
Unesp como parte dos requisitos para obtenção
do título de bacharel em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Jonas Boas Leite

Ilha Solteira, SP

Janeiro de 2023

FICHA CATALOGRÁFICA
Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

R484a Ribeiro, Eduardo Albuquerque.
Alocação de geração distribuída em redes de distribuição de energia elétrica usando algoritmo genético / Eduardo Albuquerque Ribeiro. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2023
63 f. : il.

Trabalho de conclusão de curso (Graduação em Engenharia Elétrica) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, 2023

Orientador: Jonas Boas Leite
Inclui bibliografia

1. Redes de distribuição. 2. Algoritmos evolucionários. 3. Fluxo de potência. 4. Algoritmo genético.


Raiane da Silva Santos

ATA DE DEFESA DE TRABALHO DE GRADUAÇÃO

Aos vinte e três dias do mês de Janeiro do ano de dois mil e vinte e três, o discente *Eduardo Albuquerque Ribeiro*, matriculada sob o nº 161051235, tendo como banca examinadora o seu orientador, o Prof. Dr. *Jonatas Boas Leite*, o Doutorando. *Cleberton Reiz* e o Doutorando. *Wilson Enrique Chumbi Quito*, apresentou o Trabalho de Graduação intitulado "Alocação de Geração Distribuída em Redes de Distribuição de Energia Elétrica usando Algoritmo Genético", obtendo a nota 10,0 (DEZ) e conceito APROVADO.

Jonatas Boas Leite

Prof. Dr. Jonatas Boas Leite

- Orientador -

Eduardo A. Ribeiro

Eduardo Albuquerque Ribeiro

- Discente -

Cleberton Reiz

Doutorando. Cleberton Reiz

- Membro da Banca -

Wilson Enrique Chumbi Quito

Doutorando. Wilson Enrique Chumbi Quito

- Membro da Banca -

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus por me dar oportunidades, sabedoria, conhecimento e principalmente saúde. À toda minha família por todo o suporte e incentivo durante o curso de graduação, à minha Mãe, Renata, aos meus irmãos Frederico e Danilo, e aos meus tios Fulvio e Regina.

À Gabrielle por todo apoio e suporte durante o curso de graduação e por todos os momentos juntos em Ilha Solteira.

Ao meu orientador Prof. Dr. Jonatas Boas Leite pelo apoio, paciência e conhecimento transmitido durante a realização deste trabalho.

À todos os meus colegas de faculdade, em especial aqueles da turma 16/1 do curso de Engenharia Elétrica por toda a colaboração e por todo esse período de convivência.

À todos os professores e servidores da Unesp-FEIS em especial ao Departamento de Engenharia Elétrica que ajudaram na minha formação acadêmica.

Resumo

A otimização dos sistemas de distribuição definem uma importante classe de problemas ao projeto e expansão de sistemas elétricos de potência. Normalmente a análise dos parâmetros desses sistemas se deve à utilização da resolução do cálculo de fluxo de potência no qual se utiliza de procedimentos computacionais para sua solução. Os algoritmos evolutivos correspondem a um grande avanço computacional os quais podem ser implementados para solução de problemas de maior complexidade. A adoção de recursos energéticos distribuídos (DER) advindos de fontes renováveis, majoritariamente solar e eólica, podem ser benéficos aos sistemas elétricos, aumentando a eficiência e reduzindo as perdas técnicas de energia elétrica. No entanto a alta inserção dos DER pode apresentar um efeito reverso ao desejado causando problemas como fluxo de potência bidirecional e aumentos de tensão indesejados. A integração de inversores inteligentes junto aos DER podem ser uma solução para a minimização dos efeitos negativos causados. Sua utilização permite realizar um ajuste dinâmico dos parâmetros, reduzindo a potência ativa gerada por sistemas fotovoltaicos que normalmente são conectados aos sistemas de distribuição. Essa alternativa utilizada em conjunto com algoritmos evolutivos pode apresentar soluções para os problemas causados pela inserção dos DER nas redes de distribuição e dessa maneira otimizar o uso dos recursos energéticos distribuídos.

Palavras-chave: redes de distribuição, algoritmos evolucionários, fluxo de potência, inversores inteligentes, algoritmo genético.

Abstract

Optimization of distribution system establish an important set of problems on the project and expansion of electrical power systems. Usually the parameter analysis of those systems is done by solving the power flow which needs computational resources. Evolutionary algorithms represent a great advance on computational problem-solving. The adoption of distributed energetic resources (DER) derived of renewable power sources, overwhelmingly solar and eolic, can be positive to the electrical system by the increase of efficiency and reducing technical. However the high penetration of DER's can bring negative effects to the power system as technical losses, bidirectional power flow and adverse voltage surges. The integration of smart inverters along with the DER's can be a solution to minimize those negative effects. With them it is possible to perform a dynamic adjust on parameters as well reducing the active power generated by photovoltaic systems, that is often connected to the distribution system. This choice combined with evolutionary algorithms can introduce new solutions to the problems caused by the connection of DER on distribution systems and optimize the use of distributed energetical resources.

Keywords: distribution systems, evolutionary algorithms, power flow, smart inverters, genetic algorithm.

Lista de Figuras

1	Rede de distribuição com 6 barras	17
2	Representação utilizando grafos	18
3	Corte da rede	19
4	Roleta de seleção do algoritmo genético	27
5	Processo de <i>Crossover</i> para um cromossomo de 6 <i>bits</i>	28
6	Topologia da Rede de Distribuição	32
7	Perfil de tensão da rede de distribuição sem gerador alocado e com um gerador de potência fixa	34
8	N_P X <i>Fitness</i>	36
9	<i>Fitness</i> obtidas	37
10	Tempo de Execução do Algoritmo Genético	38
11	Perdas Calculadas na Rede com a Alocação de 1 Gerador	40
12	Ocorrências da Alocação de 1 Gerador	41
13	Distribuição de 1 Gerador	42
14	Perdas Calculadas na Rede com a Alocação de 2 Geradores	44
15	Posicionamento de dois geradores	45
16	Ocorrências de potência para dois geradores	46
17	Histograma de perdas ativas para três geradores	48
18	Ocorrências de potência dos geradores	49
19	Posicionamento de três geradores	50
20	Perfis de Tensão para as configurações diversas	51

Lista de Tabelas

1	Parâmetros de recombinação e mutação iniciais	30
2	Resultados do algoritmo de força bruta	33
3	Limites inferiores e superiores para cálculo das taxas variáveis	35
4	Limites de Potência	35
5	Fitness Médio para os respectivos números de indivíduos	35
6	Parâmetros Algoritmo Genético	38
7	Melhores Arranjos para 1 Gerador	39
8	Melhores Arranjos para 2 Geradores	43
9	Melhores Arranjos para 3 Geradores	47
A.1	Resultados do Algoritmo para 1 Gerador	55
A.2	Resultados do Algoritmo para 2 Geradores	58
A.3	Resultados do Algoritmo para 3 Geradores	61

Sumário

1	INTRODUÇÃO	11
1.1	Objetivo do Trabalho	13
1.2	Organização do Trabalho	14
2	METODOLOGIA	15
2.1	Análise de Fluxo de Potência	15
2.1.1	Metodologia de Cálculo do Fluxo de Potência	15
2.1.2	Algoritmo de Busca de em Profundidade	16
2.2	Cálculo das perdas por efeito Joule	19
2.3	Algoritmos Evolucionários	20
3	ALGORITMO GENÉTICO	23
3.1	Representação Genética	24
3.2	Método de Inicialização da População Inicial	25
3.3	Função Objetivo	25
3.4	Operadores Genéticos	26
3.4.1	Seleção	26
3.4.2	Recombinação	27
3.4.3	Mutação	28
3.5	Parâmetros do Algoritmo Genético	29
3.5.1	Número de Gerações (NG)	29
3.5.2	Tamanho da População (NP)	29
3.5.3	Taxas de Recombinação e Mutação	29
4	APLICAÇÃO DO ALGORITMO GENÉTICO À REDES DE DIS- TRIBUIÇÃO	32
4.1	Materiais Utilizados	32
4.2	Perfil de tensão da rede	33
4.3	Calibração dos Parâmetros do Algoritmo Genético	34
4.4	Implementação com 1 gerador	39
4.5	Implementação com 2 geradores	43

4.6	Implementação com 3 geradores	46
4.7	Comparação dos perfis de tensão	50
5	CONCLUSÕES	52
	Referências	54
	Anexo A – Tabelas de Resultados do Algoritmo	55

1 INTRODUÇÃO

A energia elétrica está presente na sociedade desde o século XIX o que a classifica como umadas formas de energia mais utilizadas. A presença da energia elétrica teve relação direta com o desenvolvimento econômico e social das nações, o que a torna um recurso imprescindível para a maior parte da população mundial. Seu impacto sobre crescimento econômico e desenvolvimento tecnológico é nítido sobre o crescimento e desenvolvimento tecnológico de nações é imenso. Tamanha importância induz o uso dessa característica como ferramenta política para as relações internacionais, tendo como um exemplo a interrupção do fornecimento de gás natural pelo Nord Stream para a Europa Ocidental devido às tensões entre Rússia e Ucrânia no Leste Europeu forçando países europeus a buscarem alternativas.

Os Sistemas Elétricos de Potência (SEP) são descritos como instalações e dispositivos que tem como função a condução de energia elétrica das fontes geradoras até o consumidor final, sendo essas fontes: hidráulica, térmica, eólica e solar. Normalmente essas fontes estão conectadas à subestações de grandes centros de carga, por meio de linhas de transmissão quilométricas com diversas subestações conectadas à essas linhas em diversos trechos da mesma. Em resumo, o objetivo dos SEP é o fornecimento de energia elétrica instantaneamente até o consumidor final de acordo a demanda e com qualidade.

Os sistemas elétricos de potência são segmentados em três subsistemas: Geração, Transmissão e Distribuição.

- **Sistema de Geração:** Composto por usinas geradoras de energia que tem como função a conversão da energia de uma fonte primária para energia elétrica.
- **Sistema de Transmissão:** Atua na interligação entre as unidades geradoras até as consumidoras mantendo o sistema conectado como um todo.
- **Sistema de Distribuição:** Sua função consiste em distribuir a energia do sistema de transmissão para consumidores de portes variados o qual é composto por alimen-

tadores e subestações abaixadoras sendo estas o ponto limítrofe entre o sistema de distribuição e o de transmissão.

Os sistemas de distribuição de energia elétrica são tradicionalmente projetados para operar de forma radial, isto é, o fluxo de energia flui em apenas uma direção desde a subestação até as cargas. Atualmente, devido ao progresso tecnológico, à rápida mudança climática e aos incentivos governamentais existe uma alta penetração de recursos energéticos distribuídos (DER) nas redes de distribuição, o que pode provocar um fluxo de energia bidirecional ([SEGUIN et al., 2016](#)).

A adoção dos DERs provenientes de fontes de energia renováveis tais como geração eólica e solar fotovoltaica, traz vários benefícios aos sistemas elétricos como a melhoria na eficiência energética mediante a redução tanto das perdas técnicas de energia quanto do impacto ambiental e pode ajudar no controle da tensão. Porém, uma alta inserção de DERs na rede é capaz de impactar negativamente o desempenho do sistema elétrico, comprometendo a sua operação, segurança, confiabilidade e a qualidade da energia fornecida aos consumidores. A integração de DERs pode resultar em condições operacionais indesejáveis que não ocorrem em um sistema convencional sem geração conectada diretamente no nível de distribuição. Alguns desses inconvenientes são aumento de tensão, problemas térmicos, fluxo bidirecional da energia, critérios de proteção e aumento do número de operações de equipamentos automáticos responsáveis por regular a tensão ([WALLING et al., 2008](#)). Regularmente, a principal limitação na interconexão de DERs na rede de distribuição é o impacto na tensão do sistema ([EPRI, 2017](#)).

A integração dos DERs nos sistemas de energia elétrica, especialmente os sistemas fotovoltaicos tem evoluído consideravelmente. Atualmente, encontram-se sistemas fotovoltaicos de médio e pequeno porte segundo ([ANEEL, 2021](#)) instalados em terrenos, telhados, e fachadas, conectados diretamente no nível de distribuição (média e baixa tensão). Algumas das particularidades da geração solar fotovoltaica são a não coincidência entre o momento que os sistemas fotovoltaicos produzem sua energia máxima e o instante que as cargas consomem suas demandas máximas e a variabilidade de geração devido a passagens de nuvens. Essa natureza variável do recurso solar pode causar aumento da operação do equipamento de regulação de tensão do sistema de distribuição, como reguladores de tensão e capacitores, ([SUNDERMAN; DUGAN; SMITH, 2014](#)). Com a inclusão dos DERs nos alimentadores de distribuição as tensões na rede podem aumentar. Segundo o padrão IEEE 1547 ([IEEE \(2018\)](#)), o DER deve possuir características necessárias para responder a variações de tensão durante a operação normal. Portanto, o DER deve ser capaz de

regular a tensão através do ajuste na injeção ou consumo de potência reativa e também limitando a potência ativa de saída em função da tensão.

O inversor é o dispositivo eletrônico que transforma a corrente contínua em alternada e é considerado um dos principais equipamentos dos DERs que viabiliza sua conexão com a rede, estando presente em sistemas fotovoltaicos, sistemas de armazenamento de energia e geradores eólicos. O inversor inteligente pode ajustar a tensão de duas maneiras: controlando o consumo/injeção de potência reativa na rede; e reduzindo o valor da potência ativa fornecida. Assim os inversores inteligentes dos sistemas fotovoltaicos podem controlar a tensão e participar ativamente na regulação de tensão da rede. A aplicação das funcionalidades de controle dos inversores pode ser uma possível solução para mitigar alguns dos impactos adversos causados pela inserção dos DERs baseados em inversor, sem a necessidade de melhorar a estrutura da rede elétrica. Além disso, as funções de controle dos inversores inteligentes permitem incrementar os níveis de penetração dos DERs, sem impactar a operação das redes de distribuição e na qualidade da energia elétrica. Os inversores inteligentes podem ser integrados a um sistema de controle Volt-VAr da concessionária para ajudar a gerenciar a tensão e os fluxos de potência reativa em um sistema de distribuição ([EPRI, 2017](#)).

A maioria dos novos inversores de sistemas fotovoltaicos instalados em campo está usando funções de controle Volt-VAr (VVC) e Volt-Watt (VWC), e também são os controles do inversor inteligente mais discutidos na literatura especializada ([DING et al., 2020](#)). Embora essas funções sejam cada vez mais comuns, pouco trabalho tem sido feito para abordar a implementação dos ajustes das funções e o impacto dessas funções no desempenho do sistema elétrico ([RYLANDER et al., 2016](#)).

1.1 Objetivo do Trabalho

Este trabalho de graduação propõe estudar e analisar o estado de arte das novas funcionalidades dos inversores inteligentes. Avaliar a efetividade da mitigação do impacto causados pelo alto nível de penetração de sistemas fotovoltaicos em redes de distribuição de energia elétrica. Determinar o melhor ponto para alocação da geração distribuída e sua potência ativa de operação através de um algoritmo evolucionário.

1.2 Organização do Trabalho

A seguir apresenta-se uma sucinta descrição do conteúdo de cada capítulo deste documento.

Capítulo 1: apresenta o contexto no qual o trabalho está situado e os objetivos e contribuições alcançadas;

Capítulo 2: descreve a base matemática utilizada para se obter o modelo matemático utilizado para realizar as simulações numéricas;

Capítulo 3: apresenta o algoritmo utilizado e quais foram os e como foram feitas as adaptações para o problema;

Capítulo 4: apresenta os resultados da implementação do algoritmo para um determinado sistema elétrico de potência;

Capítulo 5: apresenta as conclusões obtidas;

2 METODOLOGIA

Neste capítulo é descrita a metodologia dos cálculos utilizada neste trabalho. Apresenta-se os conceitos utilizados na análise de sistemas de distribuição assim como o conceito dos algoritmos evolucionários.

2.1 Análise de Fluxo de Potência

O fluxo de potência é a ferramenta mais consolidada no que se trata de análise de sistemas de distribuição em que seu principal objetivo é a determinação do estado da rede, como as magnitudes e fase das tensões nos nós e das correntes nos ramos utilizando as equações do balanço de potência. O método adotado para o cálculo do fluxo de potência nesse trabalho é o método iterativo de Newton-Raphson ([GILAT, 2008](#)).

2.1.1 Metodologia de Cálculo do Fluxo de Potência

Tratando-se de um método iterativo, inicialmente na referência são definidos os valores de magnitude e fase da tensão que é assumida como a tensão inicial dos outros nós pertencentes à rede. Conforme o método é executado os valores serão ajustados até que a divergência entre o valor calculado e o valor real esteja dentro da tolerância definida.

$$I_{i,p}^k = \left(\frac{S_{i,p}}{V_{i,p}^{k-1}} \right)^* - \sum_{j \in \{a,b,c\}} Y_{i,j}^{sh} \cdot V_{i,j}^{k-1}, \quad p \in a, b, c \quad (1)$$

Na equação (1) a injeção de potência é dada por $S_{i,p}$ e a tensão calculada na iteração $(k - 1)$ é dada por $V_{i,p}^{k-1}$ e $Y_{i,j}^{sh}$ representa a admitância equivalente dos elementos *shunt* no nó i para a p -ésima fase. Assim é estimada a corrente das cargas. Posteriormente a varredura soma para cada ramo todas as correntes das cargas à justante. Da última

camada sentido ao nó de referência as correntes da i-ésima ramificação serão calculadas

$$J_{i,p}^k = I_{i,p}^k + \sum_{m \in M} J_{i,p}^k, \quad p \in \{a, b, c\} \quad (2)$$

Na equação (2) o elemento M representa o conjunto de ramificações conectadas ao nó i e à jusante. Esse procedimento é conhecido como Varredura *Backward*.

Iniciando da referência e percorrendo a rede sentido às ultimas camadas calculando-se as tensões no nó i.

$$V_{i,p}^k = V_{u,p}^k + \sum_{q \in \{a,b,c\}} Z_{i,pq} \cdot J_{i,q}^k, \quad p \in \{a, b, c\} \quad (3)$$

Na equação (3) o elemento $V_{u,p}^k$ corresponde a tensão á montante ao nó i e o qual possui uma impedância de linha representada por $Z_{i,pq}$. O processo de cálculo das tensões partindo-se da referência sentido às ultimas camadas é definido como sendo a varredura *Forward*.

É definido um critério para interromper o processo iterativo.

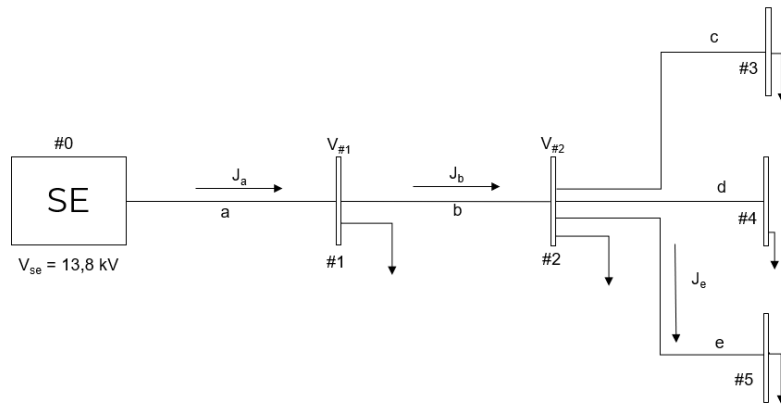
$$\epsilon_{\Delta S} \leq \max_{p \in \{a,b,c\}} (|V_{i,p}^k \cdot ((I_{i,p}^k)^* + \sum_{q \in \{a,b,c\}} Y_{i,pq}^{sh} \cdot V_{i,q}^{k-1}) - S_{i,p}|) \quad (4)$$

O procedimento das varreduras *Backward* e *Forward* é realizado enquanto a equação (4) for verdadeira, sendo $\epsilon_{\Delta S}$ a tolerância definida.

2.1.2 Algoritmo de Busca de em Profundidade

A codificação dos cálculos de fluxo de potência foram utilizando o algoritmo de busca em profundidade, do inglês *Depth First Search* (DFS). O mesmo opera utilizando a topologia das redes de distribuição para atualizar os valores de correntes e tensões a cada iteração. No calculo da varredura *backward* ocorre a atualização das correntes fluindo nos ramos, as quais dependem das correntes que circulam nos ramos a jusante.

Figura 1 – Rede de distribuição com 6 barras



Fonte: Próprio Autor

Utilizando a rede de distribuição ilustrada na figura (1), é definido o processo de realização dos cálculos para a varredura *backward*. O cálculo a seguir consiste na utilização da Lei de Kirchoff (NILSSON, 2008) das correntes nos nós considerando a adição de uma injeção de corrente elétrica.

$$J_c = I_{\#3}$$

$$J_d = I_{\#4}$$

$$J_e = I_{\#5}$$

$$J_b = J_e + J_d + J_c + I_{\#2}$$

$$J_a = J_b + I_{\#1}$$

Realizado o processo da varredura *backward* é necessário a execução da varredura *forward* que consiste em calcular as tensões nas barras à montante sentido às últimas camadas da rede de distribuição. O cálculo é executado da maneira descrita a seguir:

$$V_{\#1} = V_{\#0} - Z_a^* \cdot J_a$$

$$V_{\#2} = V_{\#1} - Z_b^* \cdot J_b$$

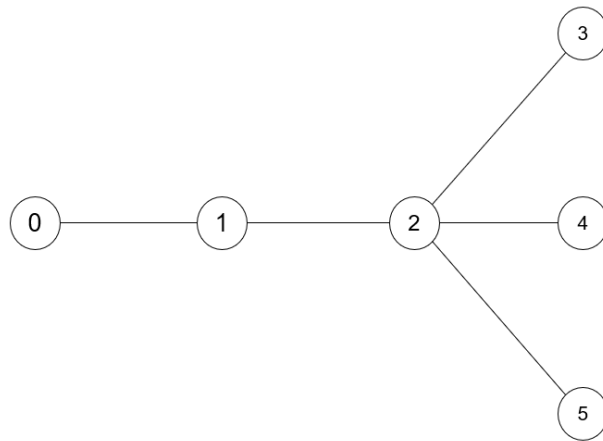
$$V_{\#3} = V_{\#2} - Z_c^* \cdot J_c$$

$$V_{\#4} = V_{\#2} - Z_d^* \cdot J_d$$

$$V_{\#5} = V_{\#2} - Z_e^* \cdot J_e$$

A varredura *Forward* consiste na utilização da Lei de Kirchoff das tensões para calcular a partir das quedas de tensão nos ramos. Para modelagem de problemas de fluxo de potência é comum a utilização da teoria de grafos que auxiliam na determinação de conexão geométrica dos elementos de uma sistema de distribuição, em que as barras são equivalentes aos vértices do grafo enquanto que as arestas representam os ramos. Na figura (2) há um exemplo da representação da rede de distribuição da figura (1) utilizando grafos.

Figura 2 – Representação utilizando grafos



Fonte: Próprio Autor

O processo de cálculo das varreduras é realizado utilizando o algoritmo DFS, o qual possui a recursividade. No cálculo do fluxo de potência, o algoritmo DFS atua de forma que atualiza a tensão na barra inicial calculando os mesmos parâmetros para as barras e ramos a jusante de forma recursiva, até finalizar o percurso na rede por completa.

Algoritmo 1: Algoritmo de Busca em Profundidade

Function DFS(*Ramo*):

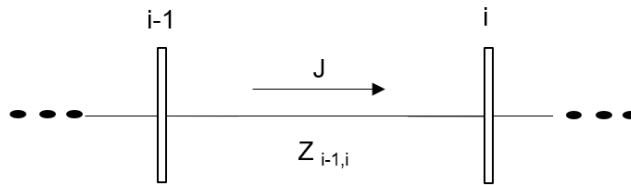
 $V(\text{barraPara}) = V(\text{barraDe}) - Z(\text{ramo}) \cdot J(\text{ramo})$
 $I(\text{barraPara}) = (S(\text{barraPara}) / V(\text{barraPara}))^*$
 $J(\text{ramo}) = I(\text{barraPara})$
foreach *Ramos Jusante* **in** *Barra Para* **do**
 $\text{DFS}(\text{Ramo Jusante})$
 $J(\text{ramo}) = J(\text{ramo}) + J(\text{Ramo Jusante})$
end
return

Considerando que a rede distribuição é um modelo radial e iniciando o algoritmo da barra de geração ou barra de referência é possível assegurar que todos os parâmetros das barras e ramos serão calculadas.

2.2 Cálculo das perdas por efeito Joule

Para o cálculo das perdas na rede considera-se a corrente (J) fluindo no ramo entre as barras i e $i-1$ o qual possui uma impedância intrínseca ($Z_{i-1,i}$), como ilustrado na figura (3)

Figura 3 – Corte da rede



Fonte: Próprio Autor

Considerando as perdas de potência complexa dadas por (5).

$$\bar{S}_i^L = P_i^L + j \cdot Q_i^L \quad (5)$$

Em que P_i^L representa as perdas de potência ativa e Q_i^L as perdas reativas. Para o cálculo das perdas de potência ativa utiliza-se (6).

$$P_i^L = \text{Re}\{Z_{i-1,i}\} \cdot |\dot{J}|^2 \quad (6)$$

Adaptando (6) para o sistema trifásico e considerando que a impedância é dada por:

$$Z_i = R_i + j \cdot X_i \quad (7)$$

E que a parte real é composta apenas pela resistência (R) tem-se que o cálculo da potência trifásica utilizando matrizes será dado por:

$$\begin{bmatrix} \overline{P}_i^{L_a} \\ \overline{P}_i^{L_b} \\ \overline{P}_i^{L_c} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{i-1,i}^a & 0 & 0 \\ 0 & R_{i-1,i}^b & 0 \\ 0 & 0 & R_{i-1,i}^c \end{bmatrix} \cdot \left\| \begin{bmatrix} \dot{J}_i^a \\ \dot{J}_i^b \\ \dot{J}_i^c \end{bmatrix} \right\|^2$$

2.3 Algoritmos Evolucionários

O termo computação evolutiva, ou algoritmos evolucionários é genericamente aplicado a um conjunto de técnicas inspiradas biologicamente, i.e. técnicas inspiradas na teoria neodarwiniana da evolução natural. Apesar do paradigma dos algoritmos genéticos (MICHALEWICS, 1996) atualmente torna-se cada vez mais difícil distinguir suas diferenças, e há uma tendência no uso do termo mais amplo "algoritmos evolucionários (AE)" para se referir a qualquer técnica baseada no princípio de seleção natural (ou sobrevivência do mais apto) originalmente definida por Charles Darwin.

Em termos gerais, para simular um processo evolutivo em um computador, é preciso do seguinte (COELLO et al., 2007):

- Uma representação de soluções potenciais para o problema;
- Uma maneira de criar uma população inicial de soluções potenciais;
- Uma função de avaliação que desempenha o papel do meio ambiente e soluções de elite em termos de sua "adequação";

- Operadores genéticos que alteram a composição da prole gerada, normalmente, recombinação e mutação;
- Valores para vários parâmetros que o algoritmo evolutivo usa (tamanho da população, probabilidades de aplicação de operadores genéticos, etc.).

Para definir formalmente um AE, seu modelo básico é descrito em termos matemáticos, permitindo a especificação exata dos vários parâmetros do AE. Nesta estrutura, cada AE está associado a um conjunto não vazio I de espaço dos indivíduos. Cada indivíduo $a \in I$ normalmente representa uma solução candidata para o problema que está sendo resolvido. Os indivíduos são frequentemente representados como um vetor (a) , onde as dimensões do vetor são análogas aos genes de um cromossomo. Além disso, um indivíduo (a) é modificado conforme necessário pelas instâncias do AE.

Ao definir transformações populacionais, ou geracionais, (BACK, 1996) denota a coleção resultante de μ indivíduos via I^μ , e denota transformações populacionais pela seguinte relação: $T : I^\mu \rightarrow I^\mu$ onde $\mu \in \mathbf{N}$. No entanto, algumas variantes do AE obtêm populações resultantes cujo tamanho não é igual ao de seus predecessores. Assim, esta estrutura geral representa uma transformação populacional por meio da relação $T : I^\mu \rightarrow I^{\mu'}$, indicando que populações sucessivas podem conter o mesmo ou diferentes números de indivíduos. Esta estrutura também representa todos os tamanhos de população, operadores evolutivos e parâmetros como sequências. Dessa forma, um AE é definido como (COELLO et al., 2007):

Seja I um conjunto não vazio do espaço de indivíduos $\{\mu^{(i)}\}_{i \in \mathbf{N}}$, uma sequência em $\mathbf{Z}^+$ dos tamanhos da população pai $\{\mu'^{(i)}\}_{i \in \mathbf{N}}$, a sequência em $\mathbf{Z}^+$ dos tamanhos da população descendente, $\Phi : I \rightarrow \mathbf{R}$ uma função de aptidão, $\cup_{i=1}^{\infty} (I^\mu)^{(i)} \rightarrow \{\text{verdadeiro, falso}\}$ o critério de parada, $\chi \in \{\text{verdadeiro, falso}\}$, r uma sequência $r^{(i)}$ de operadores de recombinação $r^{(i)} : \mathbf{X}_r^{(i)} \rightarrow \tau(\Omega_r^{(i)}, \tau(I^{\mu^{(i)}}, I^{\mu'^{(i)}}))$, m uma sequência $\{m^{(i)}\}$ dos operadores de mutação $m^{(i)} : \mathbf{X}_m^{(i)} \leftarrow \tau(\Omega_m^{(i)}, \tau(I^{\mu^{(i)}}, I^{\mu'^{(i)}}))$, s uma sequência $\{s^{(i)}\}$ dos operadores de seleção $s^{(i)} : \mathbf{X}_s^{(i)} \times \tau(I, \mathbf{R}) \rightarrow \tau(\Omega_s^{(i)}, \tau(I^{\mu'^{(i)} + \chi \mu^{(i)}}, I^{\mu^{(i+1)}}))$, $\theta_r^{(i)} \in \mathbf{X}_r^{(i)}$ os parâmetros de recombinação, $\theta_m^{(i)} \in \mathbf{X}_m^{(i)}$ os parâmetros de mutação e $\theta_s^{(i)} \in \mathbf{X}_s^{(i)}$ os parâmetros de seleção. O algoritmo (2) apresenta o pseudo código de um método evolucionário.

Algoritmo 2: Pseudocódigo de Algoritmo Evolucionário

```

 $t := 0$ 
 $P(0) := \{a_1(0), \dots, a_\mu(0)\} \in I^{\mu(0)}$ 
enquanto  $\{P(0), \dots, P(t)\} \neq \textit{Verdadeiro}$  faça
  | recombinação:  $P'(t) := r_{\Theta_r^{(t)}}^{(t)}(P(t))$ 
  | mutação:  $P''(t) := m_{\Theta_m^{(t)}}^{(t)}(P'(t))$ 
  | seleção:
  | se  $\chi$  então
  |   |  $P(t+1) := s_{(\theta_s^{(t)}, \Phi)}^{(t)}(P''(t))$ 
  |   | senão
  |   |   |  $P(t+1) := s_{(\theta_s^{(t)}, \Phi)}^{(t)}(P''(t) \cup P(t))$ 
  |   | fim
  | fim
fim

```

3 ALGORITMO GENÉTICO

Para diversos tipos de problemas já foram implementadas soluções computacionais, grande parte dessas soluções envolvem a otimização. Normalmente é possível encontrar e adaptar os métodos determinísticos existentes para a resolução desses problemas.

O problema quando envolve uma maior complexidade há a possibilidade de se utilizar algoritmos probabilísticos. Esses algoritmos utilizam-se da aleatoriedade para a realização das escolhas durante o processo de execução, como vantagem eles possuem uma maior eficiência em relação a métodos computacionais determinísticos. Além dos pontos de vantagens citadas anteriormente os métodos de solução probabilísticos apresentam uma maior facilidade de implementação, em contrapartida não há a garantia de que o resultado está correto já que o mesmo é se baseia em probabilidades o que impacta na outra desvantagem que é a possibilidade ou não de eficiência do método.

No geral, tarefas abstratas podem ser interpretadas como um processo de solução de problemas que consistem na busca de potenciais soluções. Como se procura encontrar a melhor solução estas tarefas são denominadas como processos de otimização. Para pequenos espaços de busca é possível utilizar métodos de força bruta que esgotam todas as soluções possíveis assim determinando a melhor. Porém, conforme o espaço de busca aumenta é necessário técnicas mais sofisticadas como algoritmos evolutivos ou uso de inteligência artificial ([MICHALEWICS, 1996](#)). O algoritmo genético utiliza a mimetização da natureza utilizando o princípio da seleção natural descrito por Charles Darwin e conceitos da genética definida nas leis de Mendel. Os indivíduos carregam consigo um genótipo ou cromossomo que representa alguma característica do problema a qual é definida durante o desenvolvimento do método de solução. Segundo ([MICHALEWICS, 1996](#)) o algoritmo genético deve possuir os cinco seguinte componentes:

- Representação genética de possíveis soluções para o problema
- Método de inicialização da população inicial
- Função objetivo

- Operadores genéticos para criar a prole
- Parâmetros do algoritmo (tamanho da população, taxas de mutação, seleção e recombinação, número de gerações)

3.1 Representação Genética

Para a realização da representação genética do algoritmo, existem diversas abordagens. O Algoritmo genético clássico utiliza a representação utilizando uma cadeia binária. Como citado anteriormente, o número de soluções possíveis é grande demais para utilização de força bruta o que torna computacionalmente inviável. No estudo apresentado nesse trabalho considera-se uma cadeia binária em que o número de bits seria equivalente à quantidade de barras na rede elétrica e ainda assim adicionando-se mais *bits* para representarem a potência dos geradores alocados na rede. A precisão foi definida utilizando a equação 8.

$$P_k = \frac{U_b - L_b}{2^n - 1} \quad (8)$$

Sendo U_b o limite superior, L_b o limite inferior e n o número de *bits* disponibilizados. Para a definição do número total de bits utilizados no algoritmo definiu-se a equação que relaciona o número de barras e o número de geradores, permitindo calcular o tamanho de cada cromossomo.

$$C_{size} = N_{barras} + n \cdot N_{geradores} \quad (9)$$

Na representação adotada, o *bit* de índice zero até o *bit* de índice $N_{Barras} - 1$ representa cada barra assim convencionando-se que 0 significa que não há gerador alocado nesta barra e 1 a presença de um gerador na mesma. Os *bits* subsequentes serão agrupados em conjuntos com n bits assim cada grupo representaria o número binário a ser convertido em decimal para a execução do cálculo do fluxo de potência. Para a conversão do valor binário e por conseguinte obtenção da potência decimal utilizou-se a conversão binária para decimal, multiplicada pela precisão (P_k) somada a um limitante inferior (L_b) como descrito em (10).

$$S_g = L_b + P_k \cdot \sum_{i=0}^{n_{bits}} b_i \cdot 2^i \quad (10)$$

Em que b_i é o valor do i -ésimo *bit* da cadeia de caracteres selecionada para a conversão. Então, reforçando o que já foi previamente citado, os *bits* iniciais da cadeia de caracteres serão representantes da situação das barras ressaltando que o número de *bits* com o valor unitário deve ser equivalente ao número de geradores que serão alocados na rede e que para cada gerador alocado na rede serão adicionados n bits ao final da cadeia de caracteres que serão decodificados utilizando (10).

3.2 Método de Inicialização da População Inicial

A população inicial é gerada de maneira aleatória respeitando-se a condição de que o número de *bits* com o valor 1 contidos em cada cromossomo será equivalente ao número de geradores que serão alocados na rede elétrica e sendo esses cromossomos com o tamanho calculado anteriormente.

3.3 Função Objetivo

A função objetivo ou *fitness function* é aquela que atua de forma a verificar a aptidão dos cromossomos (soluções) dentro de um algoritmo genético. Assim, a partir da mesma é possível testar os cromossomos da população e a partir desta função é possível definir as melhores soluções encontradas dentro dessa população. A função objetivo atua como se fosse o ambiente na seleção natural, qualificando os indivíduos de acordo com sua aptidão.

A função objetivo é dividida em etapas antes da obtenção da aptidão de cada indivíduo. Inicialmente é aplicada a configuração descrita no cromossomo na rede de distribuição, bem como a posição dos geradores distribuídos e suas respectivas potências. Após a alocação dos geradores distribuídos é efetuado o cálculo do fluxo de potência. Assim é obtida a solução contendo as tensões e as correntes que estão presentes em cada barra e ramo. Após a solução do fluxo de potência é efetuado o cálculo das perdas de potência ativa, utilizando o método descrito na seção (2.2), em cada um dos ramos. Os valores obtidos de perda de potência ativa (P^L) são somados e então é obtido o total de dissipação de energia por efeito Joule. Com tais informações é possível calcular a aptidão de cada cromossomo como é definido em (11).

$$fitness = \frac{a}{\sum_{i=0}^{N_{barras}} P_i^L} \quad (11)$$

Em (11) o valor a atua como um elemento de ajuste de escala para evitar a necessidade da utilização de um grande número de casas decimais. Assim conforme aumenta-se o valor da *fitness* significa uma redução nas perdas totais por efeito joule na rede de distribuição e, portanto, os cromossomos que apresentarem a maior valor de *fitness* por consequência serão considerado os mais aptos dentro do ambiente em questão. Então, utilizando a equação que calcula a aptidão do indivíduo, é possível definir que a a função objetivo é a maximização da mesma.

$$f_{objetivo} = \max \left(\frac{a}{\sum_{i=0}^{N_{barras}} P_i^L} \right) \quad (12)$$

3.4 Operadores Genéticos

Os operadores genéticos provém mecanismos básicos de busca de um algoritmo genético. A principal função dos operadores genéticos é a geração de novas soluções baseando-se na população atual, e assim o algoritmo avança para novas gerações. Os operadores genéticos do algoritmo são:

- Seleção;
- Recombinação;
- Mutação.

3.4.1 Seleção

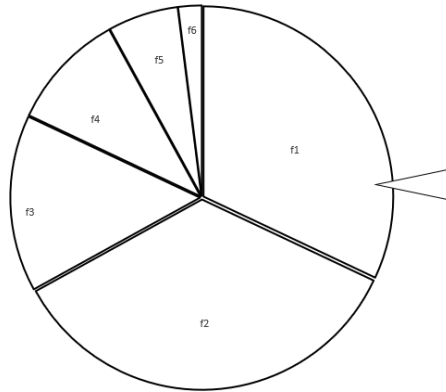
A qualidade das soluções no algoritmo genético é definida pela *fitness* das mesmas e, dessa forma, assim como na seleção natural, os indivíduos mais aptos tendem a sobreviver e reproduzir. No algoritmo genético ocorre exatamente o mesmo. Os indivíduos com uma maior aptidão definida pela função objetivo tem uma maior probabilidade de serem selecionados para a recombinação. O método de seleção utilizado é a roleta na qual

consiste em uma seleção aleatória ponderada pela aptidão de cada indivíduo. A equação que define o modelo matemático da roleta é dado pela equação (13).

$$prob_i = \frac{f^i}{\sum_{j=1}^{N_{ind}} f^j} \quad (13)$$

Na equação (13) é definida a probabilidade de seleção do i -ésimo indivíduo ($prob_i$) da população considerando a que f^i é aptidão do i -ésimo indivíduo e que a somatória consiste na soma de todas as aptidões da população. Na figura (4) é ilustrado o esquemático da roleta em que indivíduos com maior *fitness* possuem uma maior probabilidade de seleção.

Figura 4 – Roleta de seleção do algoritmo genético



Fonte: Próprio Autor

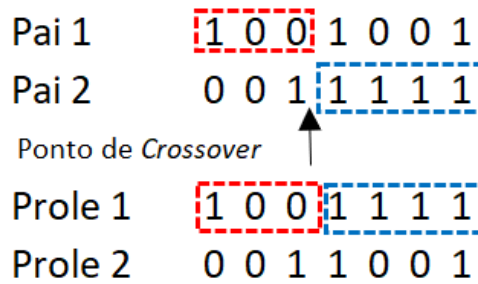
3.4.2 Recombinação

Este operador possui o intuito de simular a mistura do material genético que ocorre durante a reprodução dos indivíduos em um processo evolutivo. É um procedimento em que os cromossomos selecionados são recombinados a fim de gerar uma nova população. O processo de recombinação é dependente da seleção, já que este é um processo enviesado a favor de indivíduos mais aptos dentro de uma população. A mistura do material genético dos indivíduos se dá pelo *crossover*.

O *crossover* realiza a mistura do material genético de dois indivíduos para gerar uma prole de um a dois indivíduos. O que define a ocorrência ou não do *crossover* entre dois

cromossomos é a taxa de recombinação (ρ_c). A ocorrência da recombinação funciona em sortear um número aleatório de zero a um e se esse valor for igual ou superior à taxa de recombinação ocorrerá o *crossover* caso contrário os cromossomos "pais", não serão recombinaados. O método mais utilizado para o crossover é o de ponto único, em que um único ponto do cromossomo é selecionado aleatoriamente como ponto referência para a mistura do material genético dos "pais". Assim um indivíduos da prole terá a primeira parte do material genético proveniente de um pai, até o ponto de referência, enquanto o restante é preenchido com o material genético do outro. A figura (5) ilustra o procedimento de geração da prole.

Figura 5 – Processo de *Crossover* para um cromossomo de 6 *bits*



Fonte: Próprio Autor

Além do método de ponto único de *crossover* há a possibilidade de utilização de múltiplos pontos.

3.4.3 Mutação

A mutação é processo em que ocorre a mudança natural ou induzida que ocorre no genótipo do indivíduo. Quando se refere ao algoritmo genético, o processo de mutação atua de forma a trazer variabilidade genética para a população pois, conforme as gerações vão avançando, há uma tendência de convergência para determinadas solução o que pode resultar em um ótimo local. No intuito de evitar ótimos locais e elevar a chances de encontrar uma solução ótima global, utiliza-se o operador de mutação. O funcionamento do mesmo consiste na alteração do valor de um ou mais alelos do cromossomo. Quando se trabalha com modelos binários de cromossomos significa mudar um *bit* que está com valor 1 para 0 e vice-versa. Assim como na recombinação ocorrência ou não da mutação é definida por uma taxa que nesse caso é a taxa de mutação (ρ_m).

3.5 Parâmetros do Algoritmo Genético

Durante o processo evolutivo é necessário atentar-se a duas questões como a diversidade populacional e a seletividade. A seletividade é responsável pela diminuição da variabilidade genética de uma determinada população assim como o contrário também é válido. Uma alta seletividade pode imprimir uma convergência prematura do algoritmo assim como uma alta diversidade por ocasionar uma seleção ineficaz de soluções e uma não convergência.

3.5.1 Número de Gerações (NG)

Parâmetro que é responsável pelo número de iterações do algoritmo, se o valor for baixo pode ser que o algoritmo se encerre antes mesmo de convergir. Em contrapartida caso seja um valor elevado, ocorrerá que não haverá alteração na solução final porque o algoritmo já convergiu para um ótimo global de forma que só resultará em custo computacional.

3.5.2 Tamanho da População (NP)

Esse parâmetro é responsável por definir o número soluções que são testadas em cada uma das iterações. Quando o parâmetro possui valor alto significa que cada iteração possui um tempo maior de processamento e que se faz necessário um número menor de gerações para a convergência do algoritmo. Caso o contrário o algoritmo pode se encerrar sem convergir ou demandar um grande número de gerações para convergir.

Para a definição dos parâmetros realiza-se a calibragem na qual se fixa um valor dos parâmetros. Então é feita uma análise sobre apenas um parâmetro, como é descrito na seção (4.3).

3.5.3 Taxas de Recombinação e Mutação

Os valores utilizados para esses parâmetros normalmente são previamente estabelecidos e na maioria das vezes a taxa de mutação costuma apresentar valores bem inferiores à taxa de recombinação. Os valores sugeridos por ([MICHALEWICS, 1996](#)) estão definidos na tabela (1).

Tabela 1 – Parâmetros de recombinação e mutação iniciais

Taxa	Valor Inicial
ρ_c	0,9
ρ_m	0,1

Fonte: Adaptado de ([MICHALEWICS, 1996](#))

Partindo-se dos parâmetros iniciais descritos opta-se pelo uso das taxas de mutação e recombinação variáveis. Assim reduz-se o número de parâmetros a serem calibrados. O conceito por trás das taxas variáveis é medir a variabilidade genética da população. Dessa forma se for baixa há um aumento da taxa de mutação e ,caso esteja muito variada, há um aumento sobre a taxa de recombinação.

Na medição da variabilidade genética utiliza-se o valor da *fitness* dos indivíduos da população, a qual tem seu desvio padrão calculado. Para o cálculo do desvio padrão é necessário calcular o valor médio das aptidões (*fitness*) dos indivíduos o qual é calculado utilizando (14).

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n x_i \quad (14)$$

Então, com o valor médio calculado para *fitness* é possível realizar o calculo do desvio padrão (σ).

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (15)$$

No entanto como os valores de *fitness* podem ser superiores à um e os intervalo permitido para as taxas é [0,1]. Portanto realiza-se o cálculo da média normalizada ($\bar{x}_{norm}$) utilizando (16).

$$\bar{x}_{norm} = \frac{\bar{x} - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (16)$$

Com o valor da média normalizada ($\bar{x}_{norm}$) calcula-se o valor do desvio padrão normalizado (σ_{norm}) dos valores de aptidão utilizando (17).

$$\sigma_{norm} = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} - \bar{x}_{norm} \right)^2} \quad (17)$$

Utilizando o desvio padrão normalizado das *fitness* (σ_{norm}^f) define-se a equação da taxa de mutação variável.

$$\rho_m = k_{max} - \sigma_{norm}^f \cdot (k_{max} - k_{min}) \quad (18)$$

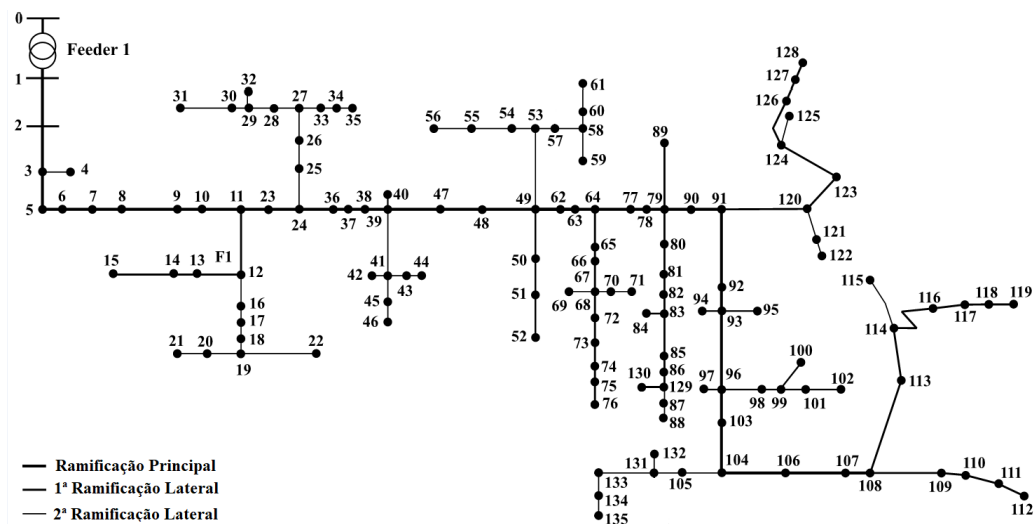
Em que k_{max} e k_{min} são os limites máximos para a taxa e que não necessariamente são definidos como sendo o intervalo $[1,0]$. Usando a mesma medida de dispersão define-se a equação para a taxa de recombinação de acordo com a variabilidade genética.

$$\rho_c = k_{max} - (1 - \sigma_{norm}^f) \cdot (k_{max} - k_{min}) \quad (19)$$

4 APLICAÇÃO DO ALGORITMO GENÉTICO À REDES DE DISTRIBUIÇÃO

Neste capítulo são apresentados os resultados da aplicação do algoritmo genético na determinação dos pontos de alocação ótimo de geradores bem como a determinação das potências de operação do mesmo na rede de distribuição ilustrada pela figura (6). Os geradores podem ser considerados como a inserção de uma fonte alternativa de energia junto de um inversor inteligente conectada ao sistema de distribuição.

Figura 6 – Topologia da Rede de Distribuição



Fonte: Próprio Autor

4.1 Materiais Utilizados

As simulações do algoritmo genético e os cálculos do fluxo de potência foram feitos na linguagem de programação C#. Na realização das simulações do algoritmo genético é

utilizado um computador com as seguintes configurações:

- Processador Ryzen 5600G;
- 16 GB de Memória RAM;
- SSD M.2 com 3,3 GB/s de Leitura e 2,7 GB/s de Escrita;
- Placa Mãe Asus B550M.

Para a geração e visualização dos gráficos foi utilizada a linguagem de programação Python 3.6 com os pacotes Matplotlib e Seaborn.

4.2 Perfil de tensão da rede

Com o objetivo de analisar as tensões e perdas na rede para verificar a viabilidade de alocação de geradores na rede de distribuição da figura (6), arbitrariamente definiu-se uma potência de 3,5 MW para o gerador e calculou-se as perdas de potência ativas totais na rede para todas as barras possíveis de alocação assim como para a rede sem nenhum gerador alocado. Assim, considerando apenas as menores perdas obtidas e o resultado sem nenhum gerador, obteve-se as perdas de potência ativa totais contidas na tabela (2).

Tabela 2 – Resultados do algoritmo de força bruta

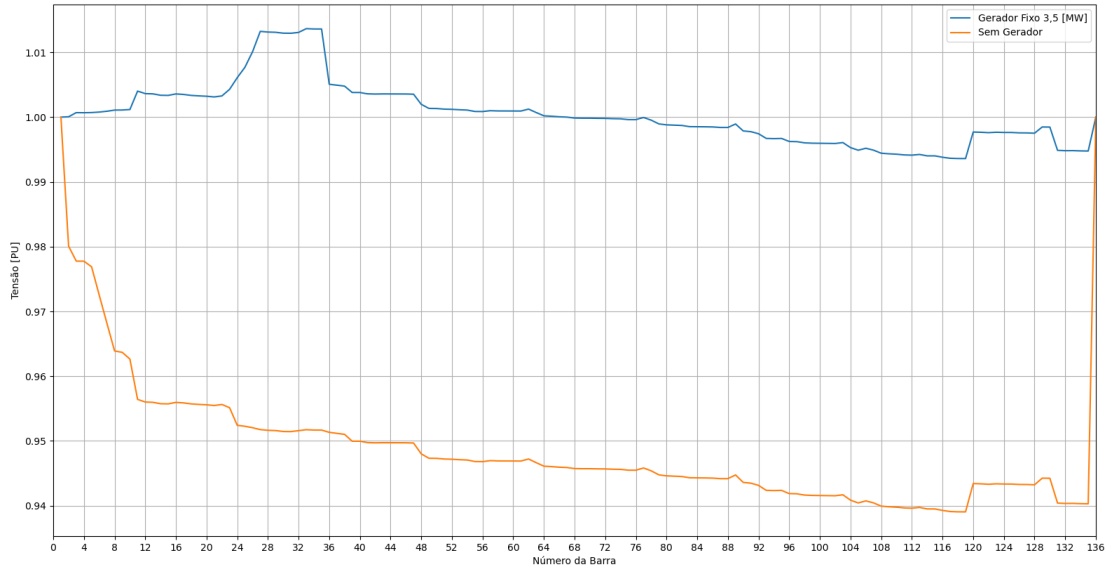
Barra de Alocação	Perdas Ativas Totais (kW)
Sem Gerador	379,51
11	201,64
23	200,64
24	199,41
36	202,36
37	202,41
38	202,80
39	205,92
47	207,24

Fonte: Próprio Autor

De acordo com a tabela (2) verificou-se que considerando as condições descritas a

barra de número (24) foi decidida como ponto de alocação do gerador de 3,5 MW para gerar os perfis de tensão ilustrados pela figura (7).

Figura 7 – Perfil de tensão da rede de distribuição sem gerador alocado e com um gerador de potência fixa



Fonte: Próprio Autor

Analisando figura (7), a qual ilustra as tensões nas barras da rede elétrica, verifica-se o afundamento das tensões conforme se distanciam-se da geração. Quando ocorre o posicionamento de um gerador, há um aumento nas tensões das barras no entorno do gerador e conforme, se afasta do gerador, volta a ocorrer o mesmo fenômeno observado anteriormente.

4.3 Calibração dos Parâmetros do Algoritmo Genético

Para parâmetros do algoritmo genético como a taxa de mutação (ρ_m) e de recombinação (ρ_c) inicial é necessário definir apenas o limite inferior (k_{min}) e superior (k_{max}), já que optou-se por um ajuste variável da mesma, de acordo com (18) e (19). Os limites inferiores e superiores são definidos de acordo com a tabela (3).

Tabela 3 – Limites inferiores e superiores para cálculo das taxas variáveis

Limite	Valor Inicial
k_{max}	0,9
k_{min}	0,1

Fonte: Próprio Autor

No entanto, para a definição dos parâmetros como numero de gerações e de indivíduos, arbitrou-se o número de gerações como sendo $N_G = 100$ e realizou-se testes considerando um gerador para alocação com potência variável, a qual será definida pelo algoritmo dentro dos limites descritos na tabela (4).

Tabela 4 – Limites de Potência

Limite	Potência (MW)
Inferior	0,5
Superior	5

Fonte: Próprio Autor

Assim definindo o número de bits como sendo 8 e utilizando as informações da tabela (4) em (8) obtém se a precisão (P_k) de 0,017647. Baseando-se na magnitude dos valores calculados o fator de ajuste de escala (a) foi ajustado para 10^5 .

Então, executou-se o algoritmo cem vezes para as diferentes quantidades de indivíduos (N_P) medindo-se o tempo de execução do algoritmo. A partir dos resultados das execuções calculou-se *fitness* médio considerando cada valor assumido para N_P , como indicado na tabela (5).

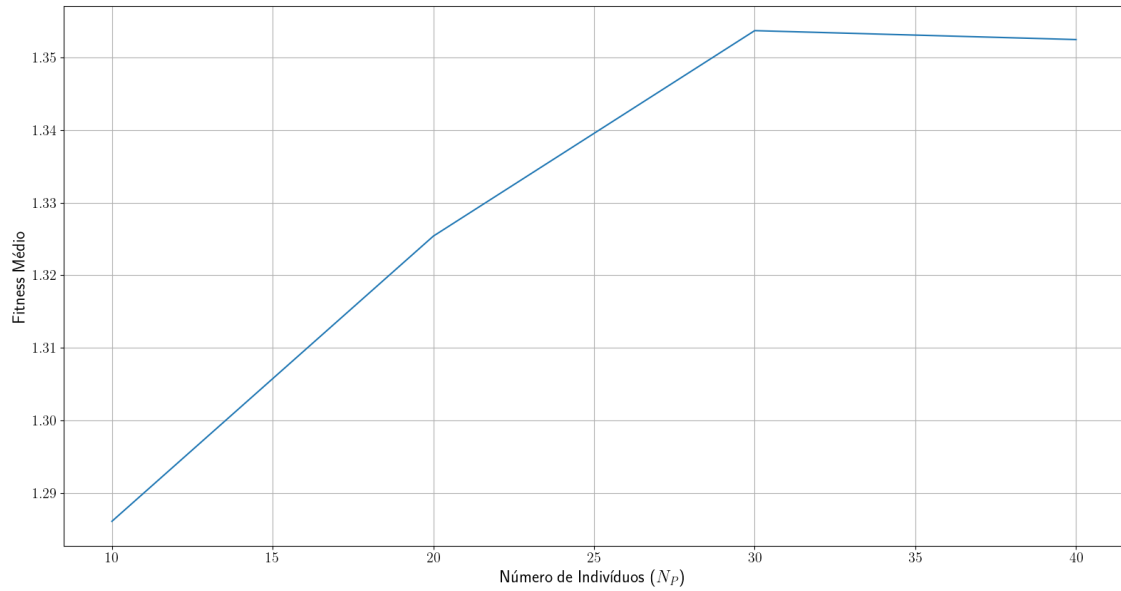
Tabela 5 – Fitness Médio para os respectivos números de indivíduos

N_P	<i>Fitness</i> Médio
10	1,2861
20	1,3254
30	1,3534
40	1,3525

Fonte: Próprio Autor

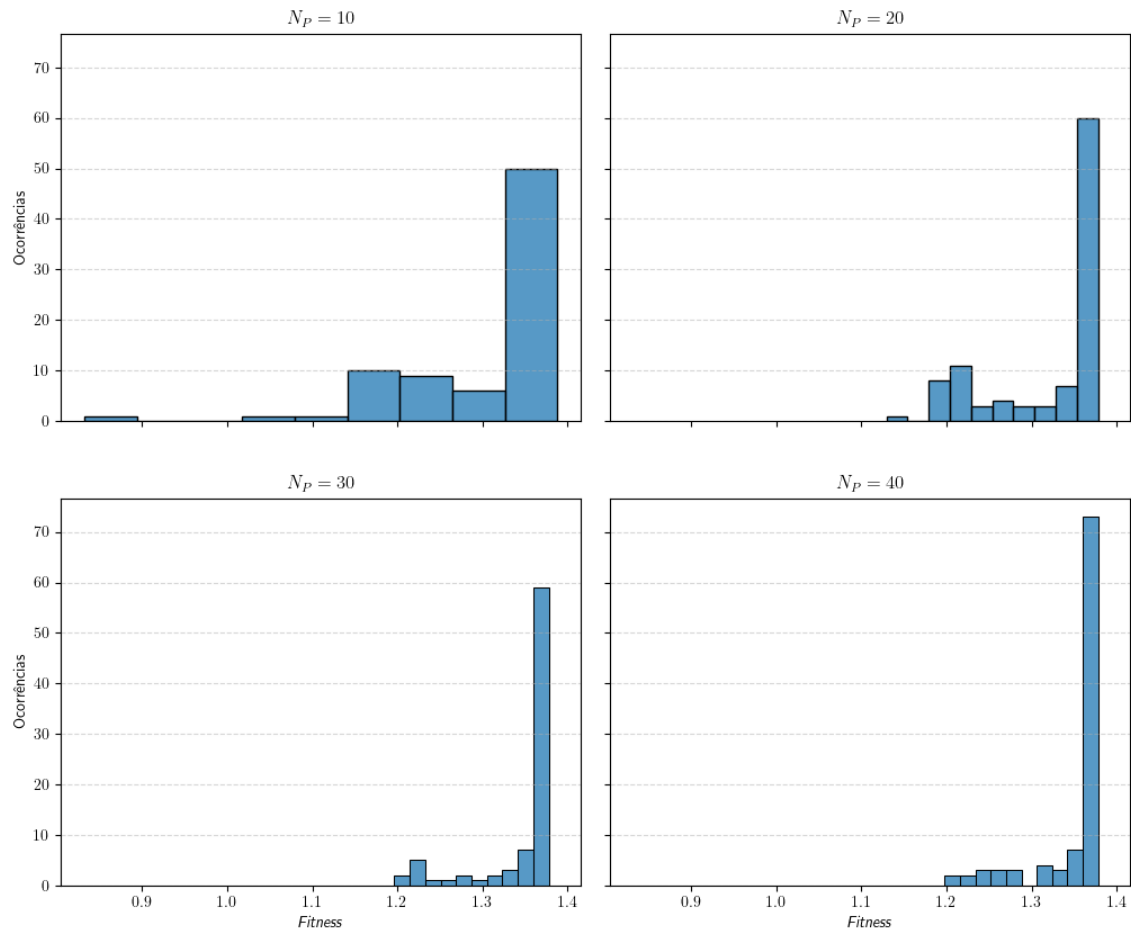
A partir da tabela (5) traçou-se a curva N_P X *Fitness* Médio como ilustrado na figura 8.

Figura 8 – N_P X *Fitness*



Fonte: Próprio Autor

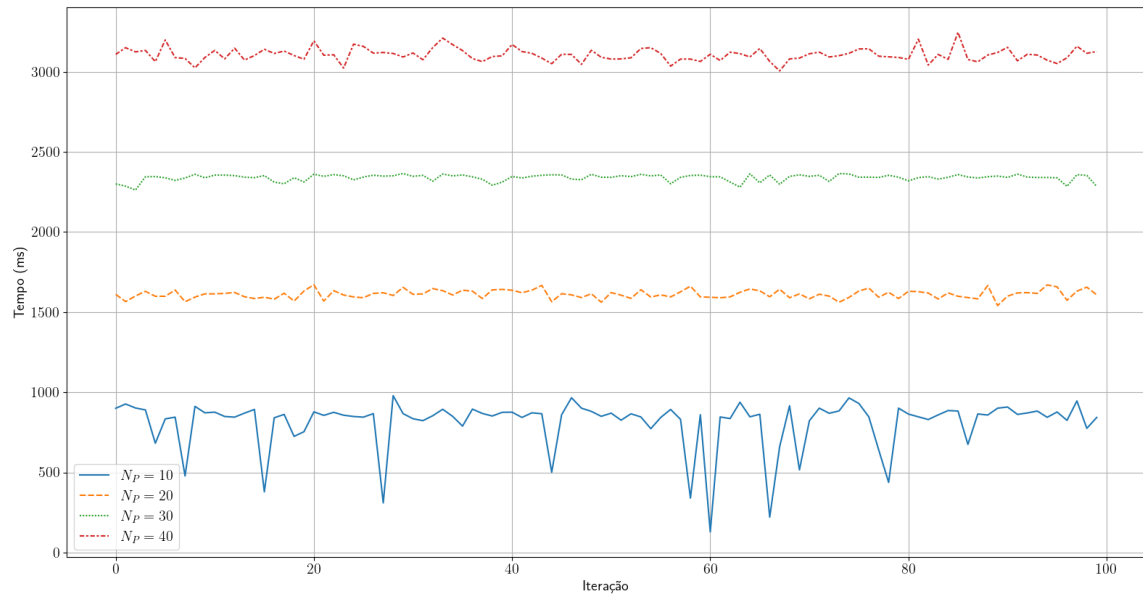
Então com as mesmas informações utilizadas para gerar os dados contidos na tabela (5) elaborou-se os histogramas da figura (9).

Figura 9 – *Fitness* obtidas

Fonte: Próprio Autor

Considerando os dados da tabela (5) e das figuras (8) e (9) verificou-se que não há um grande aumento na *Fitness* quando alterado o parâmetro $N_P = 30$ para $N_P = 40$. Então, para definir qual seria utilizado verificou-se o tempo de execução do algoritmo para todas as cem rodadas e definiu-se que o valor $N_P = 30$ seria mais adequado já que possui características semelhantes ao valor $N_P = 40$, porém, apresenta um menor tempo de execução médio, como é possível observar na figura (10).

Figura 10 – Tempo de Execução do Algoritmo Genético



Fonte: Próprio Autor

Então, a partir dos resultados obtidos nesta seção, foi possível definir os parâmetros de ajuste do algoritmo genético que estão dispostos na tabela (6), os quais serão utilizados nas seções posteriores.

Tabela 6 – Parâmetros Algoritmo Genético

Parâmetros	Valor
$\rho_c^{inicial}$	0,9
$\rho_m^{inicial}$	0,1
N_G	100
N_P	30

Fonte: Adaptado de (MICHALEWICS, 1996)

4.4 Implementação com 1 gerador

Os resultados demonstrados nesta seção consideram o cenário em que o algoritmo terá que alocar apenas um gerador na rede distribuída ilustrada na figura (6). Então, considerando os parâmetros definidos na tabela (6), executou-se o algoritmo cem vezes. Considerando as combinações únicas elaborou-se a tabela contendo os melhores arranjos obtidos pelo algoritmo.

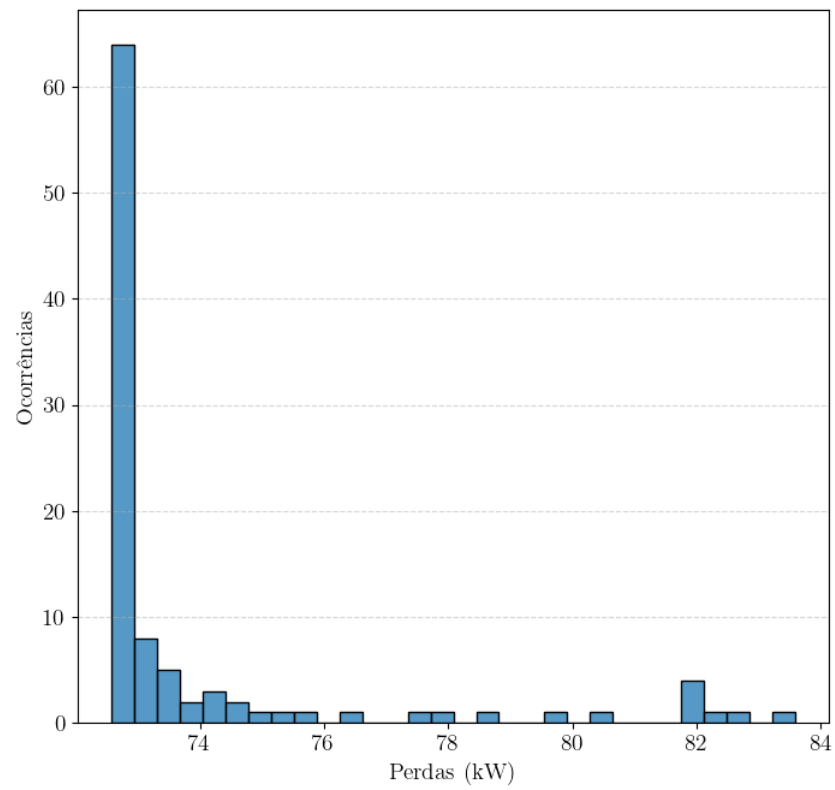
Tabela 7 – Melhores Arranjos para 1 Gerador

Barra de Alocação	Potência do Gerador (MW)	Perdas Totais (KW)	Fitness
64	1,98	72,581	1,3778
64	2,00	72,597	1,3775
64	1,96	72,611	1,3772
64	2,02	72,658	1,3763
64	1,95	72,685	1,3758
64	2,04	72,764	1,3743
64	1,93	72,805	1,3735
77	1,96	72,847	1,3727
77	1,98	72,849	1,3727

Fonte: Próprio Autor

Os dados das outras execuções estão na tabela (A.1) do Anexo A. Utilizando os dados em sua totalidade traçou-se um histograma para visualizar as perdas.

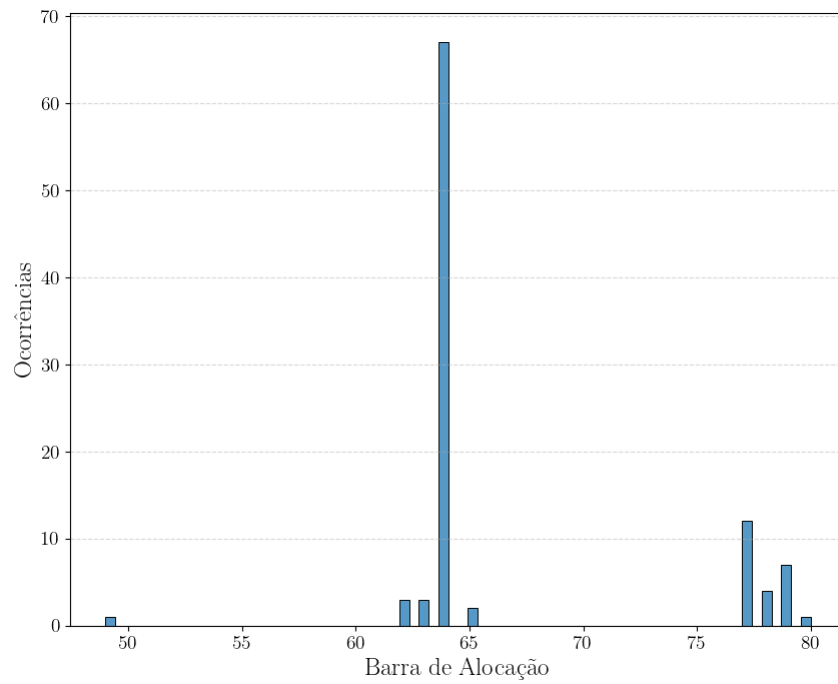
Figura 11 – Perdas Calculadas na Rede com a Alocação de 1 Gerador



Fonte: Próprio Autor

Também gerou-se um histograma contendo os pontos de alocação do gerador, para melhor visualização, de como o algoritmo faz a alocação do gerador na rede de distribuição.

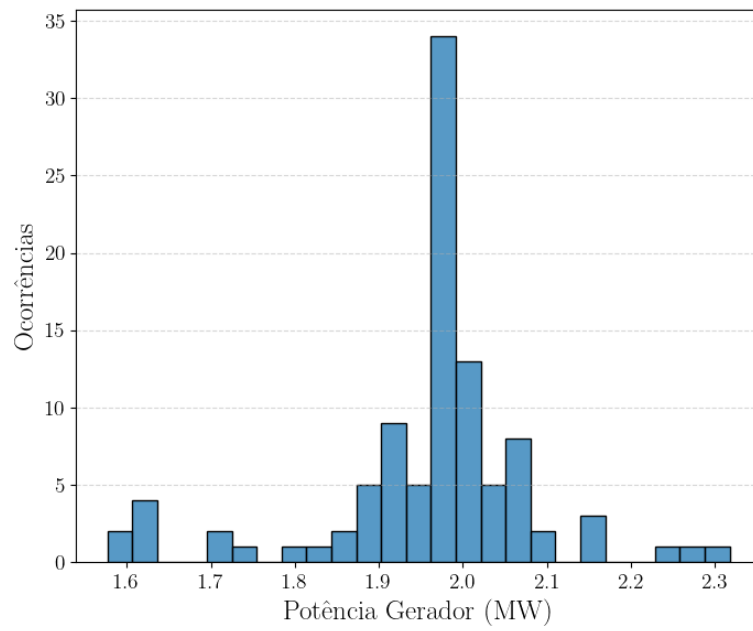
Figura 12 – Ocorrências da Alocação de 1 Gerador



Fonte: Próprio Autor

Além de analisar o posicionamento do gerador traçou-se outro histograma com o objetivo de interpretar as convergências do algoritmo na definição da potência do gerador distribuído.

Figura 13 – Distribuição de 1 Gerador



Fonte: Próprio Autor

4.5 Implementação com 2 geradores

Nesta seção estarão dispostos os resultados considerando 2 geradores alocados na rede elétrica, os geradores serão nomeados de maneira sequencial. Assim, o primeiro gerador a ser alocado será o gerador 1, e o segundo gerador a ser alocado será o gerador 2. Essa convenção se manterá para as seções posteriores. Então, utilizando os parâmetros de calibragem do algoritmo definidos na tabela (6) para cem execuções do algoritmo, obteve-se as dez melhores opções únicas.

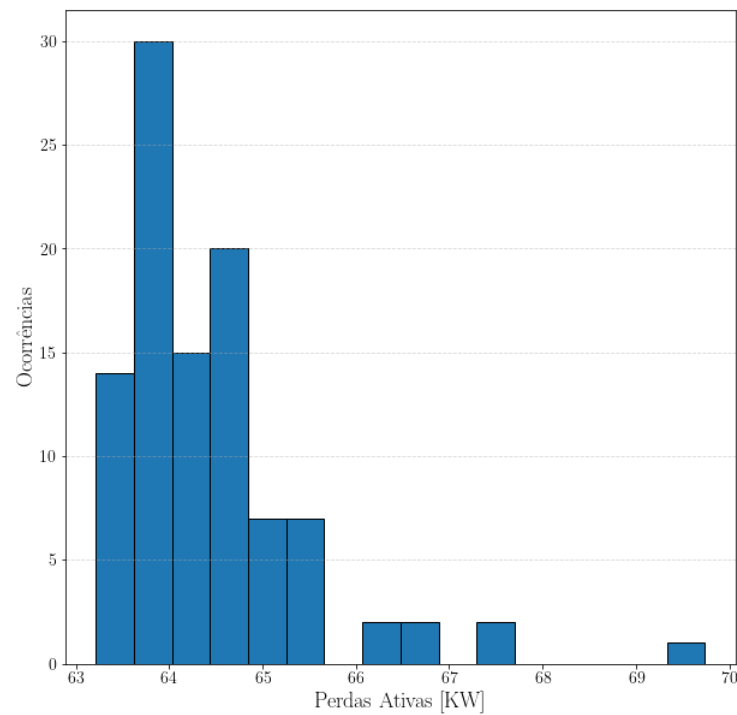
Tabela 8 – Melhores Arranjos para 2 Geradores

Barra de Alocação Gerador 1	Barra de Alocação Gerador 2	Potência Gerador 1 (MW)	Potência Gerador 2 (MW)	Perdas Totais (kW)	Fitness
39	96	1,29	0,76	63,210	1,5820
39	96	1,29	0,82	63,223	1,5817
47	96	1,28	0,78	63,233	1,5814
49	104	1,42	0,59	63,363	1,5782
39	96	1,15	0,85	63,408	1,5771
39	96	1,14	0,87	63,446	1,5761
24	96	1,22	0,91	63,461	1,5758
39	103	1,24	0,76	63,475	1,5754
48	96	1,33	0,71	63,554	1,5734
37	93	1,10	0,94	63,563	1,5732

Fonte: Próprio Autor

Os dados contendo informações de todas execuções estão disponíveis na tabela (A.2) do Anexo A, que foram utilizados para gerar os gráficos das figuras (14), (15) e (16).

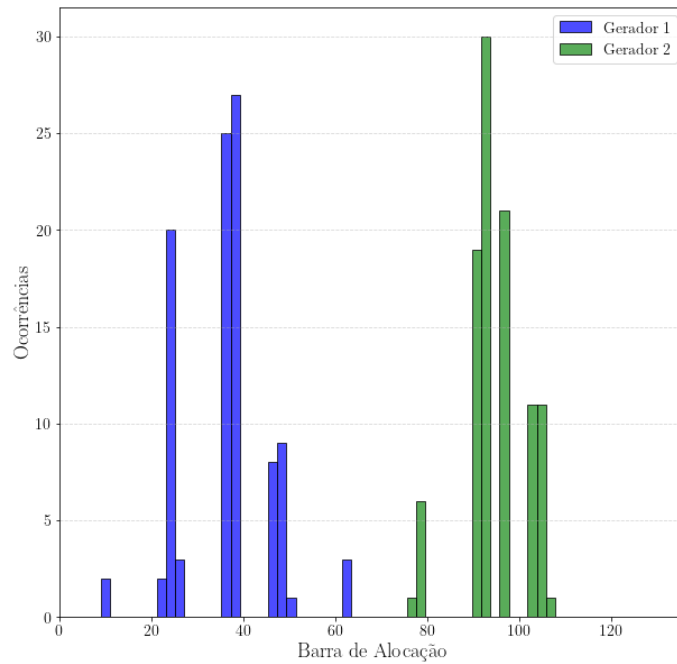
Figura 14 – Perdas Calculadas na Rede com a Alocação de 2 Geradores



Fonte: Próprio Autor

Comparando-se inicialmente as perdas de potência observadas com apenas um gerador alocado e com dois geradores, verifica-se uma movimentação na distribuição das perdas que se mostram mais concentradas em 64 kW com relação as perdas na figura (11) que se fixaram entre 74 kW então há uma perceptível redução aproximada de 13,5% nas perdas de potência ativa.

Figura 15 – Posicionamento de dois geradores

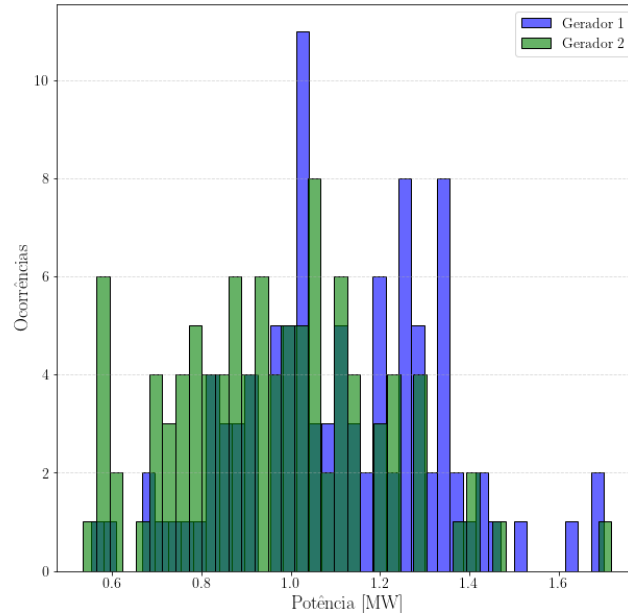


Fonte: Próprio Autor

Com as informações da figura (15) e comparando-a com a figura (12) é perceptível que ,quando é feita a alocação de 1 gerador, o algoritmo opta por posicionar em uma região intermediária da rede distribuída, ilustrada na figura (6), enquanto que com dois geradores o mesmo opta por uma distribuição equidistante entre os geradores distribuídos e os terminais.

Para melhor compreensão, foram gerados os histogramas de potência definidas aos geradores pelo algoritmo, e assim obteve-se a figura (16).

Figura 16 – Ocorrências de potência para dois geradores



Fonte: Próprio Autor

Comparando os histogramas de potência entre os resultados obtidos para um gerador e os mesmos para dois geradores verifica-se que ,na grande maioria dos casos com um único gerador, a potência definida ficará em torno de 1,9 MW, enquanto que com dois geradores a potência se distribui em aproximadamente 1 MW para cada gerador, porém o primeiro gerador apresenta uma distribuição de potência mais larga em relação ao segundo.

4.6 Implementação com 3 geradores

Esta seção demonstrará os resultados do algoritmo genético na alocação de três geradores distribuídos. Utilizando os parâmetros de calibragem do algoritmo definidos na tabela (6) para cem execuções do algoritmo, obteve-se as dez melhores opções únicas.

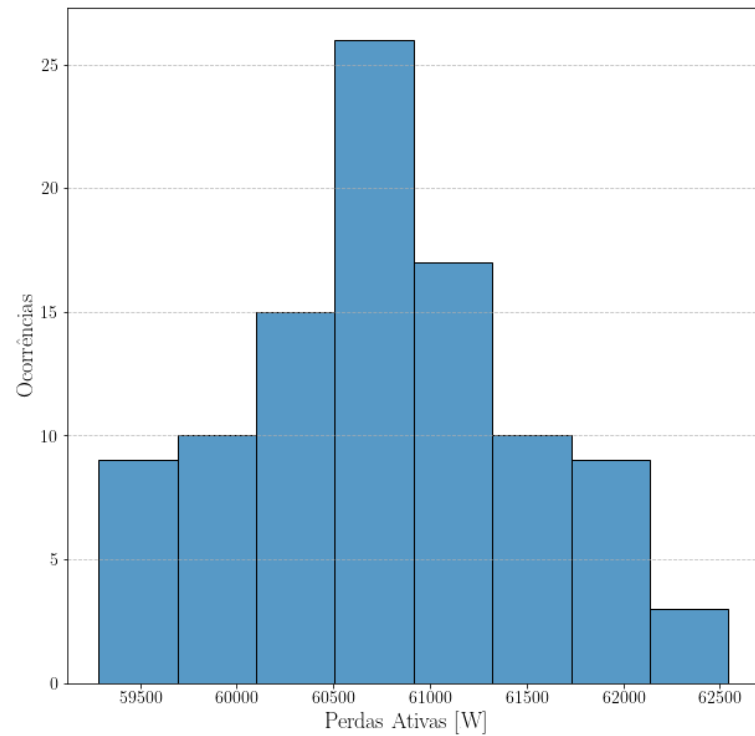
Tabela 9 – Melhores Arranjos para 3 Geradores

Barra de Alocação Gerador 1	Barra de Alocação Gerador 2	Barra de Alocação Gerador 3	Potência Gerador 1 (MW)	Potência Gerador 2 (MW)	Potência Gerador 3 (MW)	Perdas Totais (kW)	Fitness
11	65	104	0,659	0,941	0,553	59,284	1,6868
24	77	104	0,712	0,712	0,659	59,359	1,6847
24	64	104	0,782	0,694	0,553	59,360	1,6846
36	77	106	0,800	0,765	0,535	59,481	1,6812
23	64	103	0,765	0,800	0,624	59,497	1,6807
12	64	104	0,606	0,976	0,588	59,521	1,6801
11	64	103	0,641	0,871	0,676	59,536	1,6797
37	78	104	0,906	0,641	0,553	59,604	1,6777
25	78	104	0,818	0,676	0,606	59,645	1,6766

Fonte: Próprio Autor

A tabela (9) é uma versão reduzida da tabela (A.3), na qual contém as dez configurações que obtiveram menores perdas na rede elétrica distribuída. Para analisar a convergência e os resultados do algoritmo a partir dos dados contidos na tabela (A.3) traçou-se um histograma, permitindo avaliar as perdas de potência ativa obtidas nas execuções do algoritmo genético.

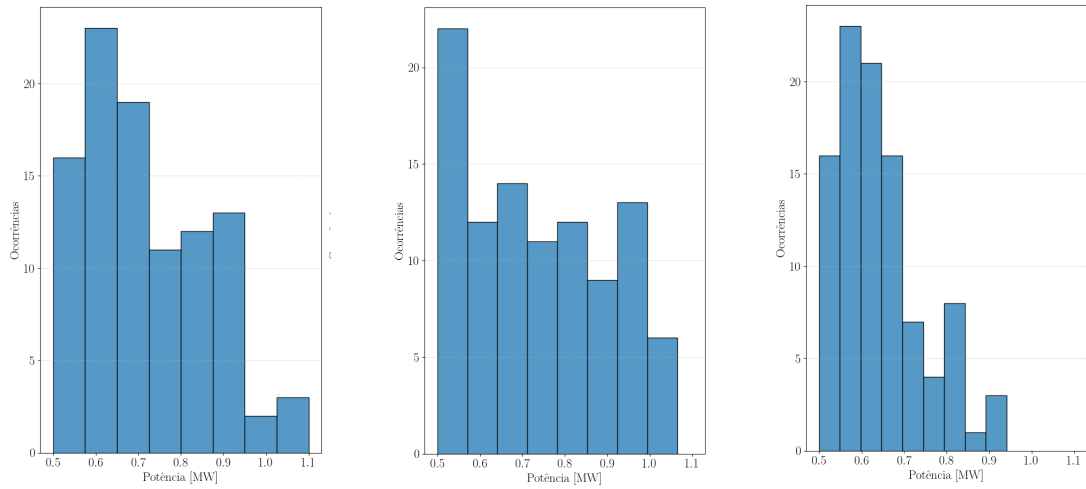
Figura 17 – Histograma de perdas ativas para três geradores



Fonte: Próprio Autor

Comparando-se as perdas de potência ativa obtidas verifica-se que a maioria das perdas se situam em 61 kW, quando são alocados três geradores, enquanto que com a alocação de dois geradores as perdas se fixaram em 64 kW, implicando uma redução de 4,69% nas perdas. No entanto, comparando-se o melhor cenário de ambas as alocações, verifica-se que há uma redução de 6,21% da alocação de três geradores em relação a apenas dois. Para melhor análise do comportamento do algoritmo, traçou-se os histogramas de potência dos geradores na figura (18).

Figura 18 – Ocorrências de potência dos geradores



(a) Gerador 1

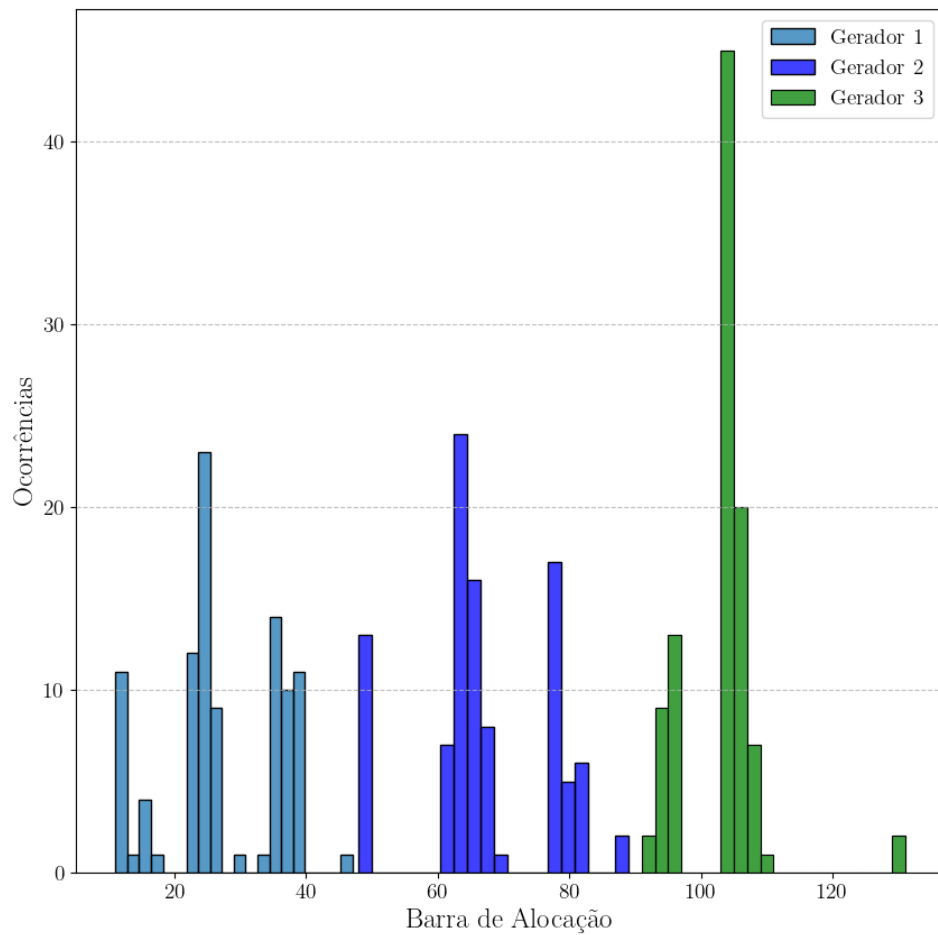
(b) Gerador 2

(c) Gerador 3

Fonte: Próprio Autor

De acordo com os histogramas dispostos na figura (18) percebe-se que o algoritmo limitou-se a um intervalo de potências de 0,5 (MW) até 1,1 (MW). Verifica-se que o gerador 3 tem sua potência definida majoritariamente em 0,6 (MW). Como é perceptível o algoritmo tende a convergir para valores bem próximos de potência e para verificar se o mesmo ocorre no que concerne á posicionamento dos geradores traçou-se um histograma com tais informações para os três geradores como ilustrado na figura (19).

Figura 19 – Posicionamento de três geradores



Fonte: Próprio Autor

De acordo com o histograma da figura (19) verifica-se que os geradores tendem a ser alocados sempre nas mesmas regiões da rede de distribuição, indicando a convergência de resultados do algoritmo genético.

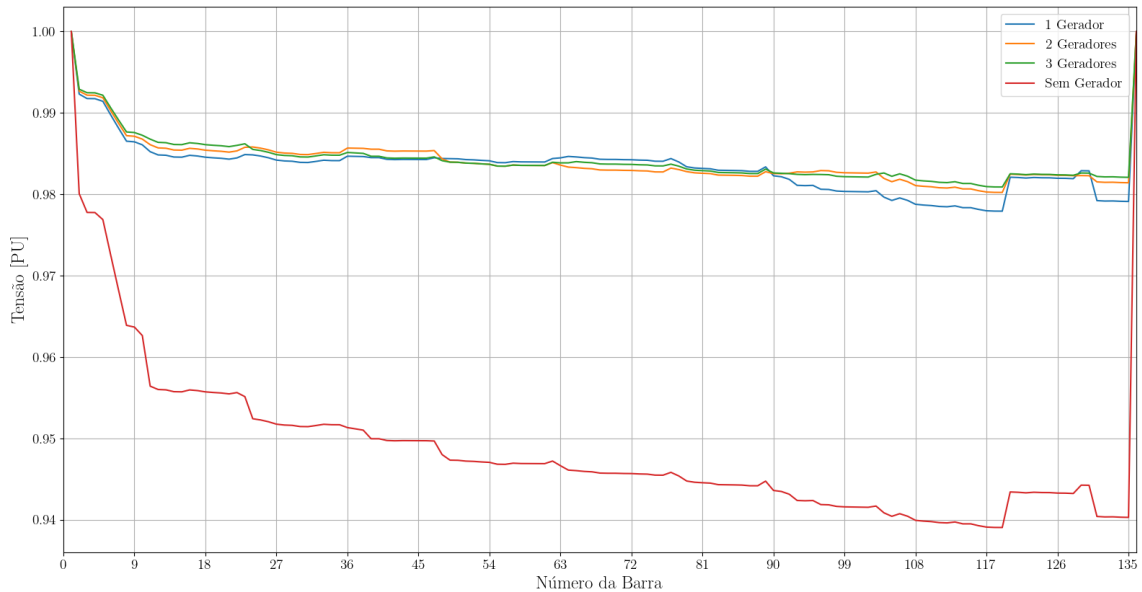
4.7 Comparação dos perfis de tensão

Analisando os histogramas das figuras (11), (14), (17) verifica-se que conforme aumenta-se o número de geradores disponíveis para alocação há uma redução nas perdas obtidas pelo algoritmo.

O algoritmo foi implementado com o objetivo de reduzir as perdas na rede elétrica e, por consequência, minimizar os afundamentos de tensão conforme o circuito se distancia da geração. Assim, utilizando a configuração de menor perdas das tabelas (7), (8) e

(9), executou-se o cálculo do fluxo de potência para o circuito de cada um dos casos, e traçou-se as curvas de tensão ilustradas na figura (20).

Figura 20 – Perfis de Tensão para as configurações diversas



Fonte: Próprio Autor

As curvas contidas na figura (20), indicam que o posicionamento de um ou mais, geradores com potência controlada pelo algoritmo genético, contribuíram para a redução do afundamento de tensão do sistema de distribuição. Além disso, verificou-se que não foi necessária, a injeção de potência superior a 2,5 (MW), para redução das perdas e redução dos afundamentos de tensão no sistema de distribuição.

A utilização de inversores inteligentes controlados para a realização do controle de potência do gerador que melhor alocado em pontos estratégicos na rede de distribuição usando algoritmo genético demonstra resultados mais expressivos em relação à simples conexão de um gerador o qual não é controlado por funções inteligentes.

A tabela (7) contém os resultados e verificou-se que houve uma drástica redução de aproximadamente 64 % das perdas de potência ativa no sistema elétrico distribuído em relação às configurações que não utilizaram geradores controlados por funções inteligentes.

5 CONCLUSÕES

Com o aumento da demanda energética nota-se uma necessidade da busca por fontes alternativas de energia elétrica, dentre elas uma das que mais se destaca é a energia solar que se popularizou em diversos setores, como o residencial e industrial. A adição dessas fontes de energia promove um notável benefício ao setor de distribuição, conforme é visto na tabela (2), uma vez que a configuração com maiores perdas de potência é a que não possui geradores instalados. Os ganhos da adição do gerador são perceptíveis. Porém, é necessário se atentar ao efeito que a inclusão de uma fonte de energia, a qual possui parâmetros fixos, pois pode causar problemas nos sistemas de distribuição, como sobretensões e fluxo de potência bidirecional. As sobretensões podem ser verificadas analisando o perfil de tensão de cada uma das barras e comparando com a configuração sem nenhum gerador conectado, como evidenciado pela figura (7), a qual apresenta um degrau causado pelo aumento de tensão nas barras próximas a aquela na qual foi conectada um gerador.

Comparando configurações considerando a inclusão de mais mais de um gerador verifica-se que há uma redução em relação à configuração considerando apenas um, e que a alocação tende a ser mais equidistantes em relação ao à barra de referência do sistema de distribuição e última barra do sistema, além disso há uma redução na potência ativa de cada dos geradores conectados porém a soma das potências injetadas no sistema tende a possuírem valores semelhantes. A redução das perdas de potência ativa no sistema considerando a inclusão de mais de um gerador se situa em torno dos 13,5 % como pode ser verificado na seção (4.5).

Considerando a inserção de três geradores em relação á de dois a redução nas perdas se situou na casa dos 4 %, o que ajuda a inferir que a inserção de mais geradores no sistemas possa não ser mais tão vantajosa, devido aos custos computacionais de ajuste e os custos do próprio dispositivo.

Além da redução das perdas de tensão na rede de distribuição a, alocação de geradores distribuídos controlados e posicionados utilizando o algoritmo genético, propiciaram uma

redução no afundamento de tensão característico da rede em seu estado natural. A redução do afundamento observada, se situou em torno de 4 % para alguns pontos da rede de distribuição.

Os resultados obtidos demonstram a eficácia do algoritmo genético na alocação dos geradores distribuídos para mitigar as perdas e afundamentos de tensão que podem ser mais evidentes com a utilização de inversores inteligentes para o controle das curvas Volt/Var e Volt/Watt dessa forma trazendo melhoria na operação de sistemas elétricos de distribuição.

Referências

- ANEEL. **Procedimentos de Distribuição - PRODIST**. [S.l.: s.n.], 2021.
- BACK, T. **Evolutionary Algorithms in Theory and Practice**. [S.l.: s.n.], 1996.
- COELLO, C. A. C. et al. **Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems**. [S.l.]: Springer, 2007.
- DING, F. et al. Optimal energy dispatch of distributed pvs for the next generation of distribution management systems. **IEEE Open Access Journal of Power and Energy**, IEEE, v. 7, p. 287–295, 2020.
- EPRI. **Voltage regulation support from smart inverters**. [S.l.], 2017.
- GILAT, V. S. A. **Métodos Numéricos para Engenheiros e Cientistas**. [S.l.]: McGrawHill, 2008.
- IEEE. Ieee standard for interconnection and interoperability of distributed energy resources with associated electric power systems interfaces. **IEEE Std**, p. 1547–2018, 2018.
- MICHALEWICS, Z. **Genect Algorithms + Data Structures = Evolution Programs**. 3. ed. [S.l.]: Springer, 1996.
- NILSSON, S. A. R. J. W. **Circuitos Elétricos**. 6. ed. [S.l.]: LTC, 2008.
- RYLANDER, M. et al. Methods to determine recommended feeder-wide advanced inverter settings for improving distribution system performance. In: IEEE. **2016 IEEE 43rd Photovoltaic Specialists Conference (PVSC)**. [S.l.], 2016. p. 1393–1398.
- SEGUIN, R. et al. High-penetration pv integration handbook for distribution engineers. 1 2016. Disponível em: <<https://www.osti.gov/biblio/1235905>>.
- SUNDERMAN, W.; DUGAN, R. C.; SMITH, J. Open source modeling of advanced inverter functions for solar photovoltaic installations. In: IEEE. **2014 IEEE PES T&D Conference and Exposition**. [S.l.], 2014. p. 1–5.
- WALLING, R. A. et al. Summary of distributed resources impact on power delivery systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 23, n. 3, p. 1636–1644, 2008.

ANEXO A – Tabelas de Resultados do Algoritmo

Tabela A.1 – Resultados do Algoritmo para 1 Gerador

Barra de Alocação do Gerador	Potência Gerador (MW)	Perdas Totais (kW)	Fitness
64	1,982	72,58	1,3778
78	1,929	73,46	1,3613
77	2,141	74,90	1,3351
64	1,982	72,58	1,3778
64	1,982	72,58	1,3778
64	1,982	72,58	1,3778
80	1,700	82,32	1,2147
79	1,612	81,77	1,2230
64	1,982	72,58	1,3778
64	1,929	72,81	1,3735
62	2,071	74,11	1,3493
64	1,982	72,58	1,3778
64	1,929	72,81	1,3735
64	1,982	72,58	1,3778
64	1,929	72,81	1,3735
64	2,000	72,60	1,3775
64	1,982	72,58	1,3778
65	2,159	77,98	1,2824
62	2,035	73,94	1,3524
65	1,718	79,78	1,2535
64	2,106	73,63	1,3581
64	2,071	73,11	1,3678
77	1,929	72,98	1,3702
64	2,000	72,60	1,3775
64	1,894	73,18	1,3665
64	1,982	72,58	1,3778
64	1,859	73,74	1,3562
64	2,053	72,91	1,3715
79	1,612	81,77	1,2230
64	1,965	72,61	1,3772
77	1,982	72,85	1,3727
64	2,247	77,51	1,2902
78	1,788	75,45	1,3254

Tabela A.1 - Resultados do Algoritmo para 1 Gerador - Parte 2

Barra de Alocação do Gerador	Potência Gerador (MW)	Perdas Totais (kW)	Fitness
64	2,035	72,76	1,3743
64	2,018	72,66	1,3763
64	2,053	72,91	1,3715
77	1,947	72,89	1,3719
79	1,612	81,77	1,2230
64	1,982	72,58	1,3778
64	2,053	72,91	1,3715
64	2,000	72,60	1,3775
62	1,859	75,72	1,3207
64	1,982	72,58	1,3778
77	1,982	72,85	1,3727
64	2,000	72,60	1,3775
64	1,965	72,61	1,3772
64	1,965	72,61	1,3772
79	1,576	83,59	1,1963
64	1,982	72,58	1,3778
64	1,947	72,69	1,3758
64	2,000	72,60	1,3775
63	2,035	73,33	1,3636
64	1,965	72,61	1,3772
64	1,965	72,61	1,3772
64	2,035	72,76	1,3743
64	1,929	72,81	1,3735
64	1,929	72,81	1,3735
64	1,894	73,18	1,3665
64	1,965	72,61	1,3772
64	1,965	72,61	1,3772
79	1,594	82,65	1,2099
64	2,088	73,35	1,3633
64	1,753	76,51	1,3070
78	2,071	74,45	1,3432
64	2,000	72,60	1,3775
64	2,053	72,91	1,3715
64	1,982	72,58	1,3778
64	1,965	72,61	1,3772
77	1,947	72,89	1,3719

Tabela A.1 - Resultados do Algoritmo para 1 Gerador - Parte 3

Barra de Alocação do Gerador	Potência Gerador (MW)	Perdas Totais (kW)	Fitness
79	1,894	74,23	1,3472
63	2,018	73,27	1,3648
64	1,965	72,61	1,3772
78	1,982	73,49	1,3608
64	1,982	72,58	1,3778
64	1,982	72,58	1,3778
64	1,929	72,81	1,3735
64	2,000	72,60	1,3775
64	2,053	72,91	1,3715
79	1,612	81,77	1,2230
64	1,982	72,58	1,3778
64	1,982	72,58	1,3778
64	2,035	72,76	1,3743
64	2,000	72,60	1,3775
49	2,282	78,71	1,2705
77	1,982	72,85	1,3727
77	2,018	72,99	1,3701
64	1,965	72,61	1,3772
64	2,000	72,60	1,3775
77	1,965	72,85	1,3727
63	2,318	80,29	1,2454
77	1,947	72,89	1,3719
64	2,159	74,75	1,3377
64	1,894	73,18	1,3665
64	1,965	72,61	1,3772
64	1,929	72,81	1,3735
64	2,000	72,60	1,3775
64	1,841	74,09	1,3498
77	1,894	73,30	1,3643
64	1,965	72,61	1,3772
77	1,947	72,89	1,3719

Tabela A.2 – Resultados do Algoritmo para 2 Geradores

Barra de Alocação Gerador 1	Barra de Alocação Gerador 2	Potência Gerador 1 (MW)	Potência Gerador 2 (MW)	Perdas Totais (kW)	Fitness
37	96	0,976	1,100	64,776	1,5438
36	93	1,171	0,871	63,661	1,5708
47	96	1,259	0,694	64,382	1,5532
24	91	1,029	0,994	64,156	1,5587
36	79	0,853	1,224	64,637	1,5471
47	96	1,276	0,782	63,234	1,5814
49	104	1,506	0,588	63,764	1,5683
24	104	1,118	0,871	65,590	1,5246
36	90	0,906	1,153	64,060	1,5610
47	93	1,329	0,818	63,950	1,5637
38	93	1,329	0,800	63,815	1,5670
39	96	1,294	0,818	63,223	1,5817
36	90	1,347	0,818	65,269	1,5321
39	92	0,906	1,100	64,583	1,5484
26	77	0,553	1,718	69,741	1,4339
47	92	1,029	1,065	64,383	1,5532
39	92	1,259	0,888	64,250	1,5564
24	91	1,029	1,029	63,736	1,5690
38	103	1,365	0,871	64,711	1,5453
47	96	1,347	0,853	64,440	1,5518
62	103	1,312	0,694	63,770	1,5681
38	92	1,100	0,941	63,875	1,5656
39	103	1,241	0,765	63,476	1,5754
49	104	1,418	0,588	63,363	1,5782
39	96	1,135	0,871	63,446	1,5761
36	93	1,118	1,065	64,398	1,5528
25	92	1,012	1,047	64,598	1,5480
25	91	0,853	1,153	64,795	1,5433
37	107	1,700	0,535	67,555	1,4803
24	91	0,853	1,118	64,708	1,5454
39	104	1,188	0,871	64,337	1,5543
36	90	1,065	1,118	64,361	1,5537
38	90	1,047	1,065	63,900	1,5649
37	96	1,365	0,853	64,282	1,5557

Tabela A.2 - Resultados do Algoritmo para 2 Geradores - Parte 2

Barra de Alocação Gerador 1	Barra de Alocação Gerador 2	Potência Gerador 1 (MW)	Potência Gerador 2 (MW)	Perdas Totais (kW)	Fitness
36	96	1,241	0,800	63,660	1,5708
37	93	1,100	0,941	63,564	1,5732
39	104	1,259	0,765	63,720	1,5694
37	103	1,047	0,906	64,672	1,5463
24	79	1,029	1,188	64,875	1,5414
37	92	0,959	1,118	63,995	1,5626
24	92	0,835	1,153	64,707	1,5454
24	104	1,259	0,818	64,578	1,5485
37	90	1,012	0,994	64,357	1,5538
36	90	0,976	1,206	64,717	1,5452
47	96	1,012	0,906	64,859	1,5418
48	104	1,347	0,606	63,847	1,5662
47	93	1,012	0,976	64,209	1,5574
26	90	0,782	1,276	65,399	1,5291
37	93	0,994	1,012	64,070	1,5608
24	91	0,976	1,065	63,801	1,5674
39	103	1,241	0,729	63,960	1,5635
36	93	0,765	1,224	66,429	1,5054
38	92	0,994	1,047	63,888	1,5652
39	93	0,976	0,994	64,394	1,5529
49	96	1,224	0,800	63,914	1,5646
24	91	0,888	1,241	64,026	1,5619
63	104	1,471	0,571	64,307	1,5550
39	96	1,435	0,588	64,729	1,5449
49	104	1,329	0,571	64,335	1,5544
50	103	1,276	0,659	64,834	1,5424
23	91	0,694	1,294	66,176	1,5111
62	96	1,206	0,853	64,556	1,5490
23	92	0,888	1,276	65,383	1,5295
39	103	1,400	0,782	63,979	1,5630
48	96	1,241	0,729	63,791	1,5676
11	92	0,729	1,400	66,738	1,4984
24	79	0,712	1,418	64,706	1,5454

Tabela A.2 - Resultados do Algoritmo para 2 Geradores - Parte 3

Barra de Alocação Gerador 1	Barra de Alocação Gerador 2	Potência Gerador 1 (MW)	Potência Gerador 2 (MW)	Perdas Totais (kW)	Fitness
24	96	1,224	0,906	63,462	1,5758
39	92	1,135	0,924	63,837	1,5665
38	93	1,206	0,941	63,616	1,5719
24	91	1,029	1,029	63,736	1,5690
39	93	1,012	0,994	64,017	1,5621
37	79	0,835	1,206	64,828	1,5425
24	96	1,082	0,994	63,685	1,5702
39	92	0,906	1,082	64,648	1,5468
39	96	0,994	0,906	65,184	1,5341
39	96	1,153	0,853	63,409	1,5771
39	92	0,924	1,082	64,480	1,5509
24	90	1,100	1,029	63,696	1,5700
36	103	0,994	1,100	65,213	1,5334
25	92	0,818	1,153	65,456	1,5278
26	91	0,818	1,224	65,360	1,5300
47	93	1,312	0,729	63,883	1,5654
36	103	1,012	0,941	64,872	1,5415
48	96	1,629	0,606	66,710	1,4990
38	103	1,682	0,588	67,384	1,4840
48	96	1,329	0,712	63,555	1,5734
36	103	1,082	1,047	64,596	1,5481
24	93	1,188	0,976	63,603	1,5723
36	93	1,206	0,941	63,593	1,5725
36	92	1,171	0,976	63,852	1,5661
36	96	1,206	0,959	63,803	1,5673
11	79	0,606	1,471	65,236	1,5329
49	104	1,329	0,712	63,756	1,5685
24	78	0,694	1,382	65,546	1,5257
39	96	1,294	0,765	63,211	1,5820
38	90	0,994	1,047	64,003	1,5624
25	91	0,871	1,294	65,164	1,5346
39	104	1,294	0,765	63,585	1,5727
37	92	1,082	1,029	63,717	1,5694

Tabela A.3 – Resultados do Algoritmo para 3 Geradores

Barra de Alocação Gerador 1	Barra de Alocação Gerador 2	Barra de Alocação Gerador 3	Potência Gerador 1 (MW)	Potência Gerador 2 (MW)	Potência Gerador 3 (MW)	Perdas Totais (kW)	Fitness
25	82	106	0,906	0,553	0,676	61,070	1,6375
24	77	104	0,518	0,924	0,571	59,850	1,6708
26	62	96	0,712	0,835	0,588	60,710	1,6472
37	67	103	0,941	0,535	0,659	60,511	1,6526
24	65	104	1,029	0,518	0,694	60,772	1,6455
24	63	93	0,694	0,765	0,624	60,270	1,6592
27	65	106	0,694	0,588	0,712	61,972	1,6136
11	68	96	0,871	0,500	0,871	61,739	1,6197
27	50	104	0,588	0,976	0,535	60,645	1,6489
38	65	93	0,641	0,694	0,676	61,241	1,6329
12	64	104	0,606	0,976	0,588	59,522	1,6801
11	81	106	0,659	0,659	0,765	62,462	1,6010
24	68	92	0,924	0,518	0,694	61,725	1,6201
38	67	95	0,712	0,606	0,729	62,545	1,5988
23	67	96	0,624	0,729	0,712	60,646	1,6489
17	49	96	0,606	0,871	0,712	60,627	1,6494
36	77	106	0,800	0,765	0,535	59,481	1,6812
23	64	103	0,765	0,800	0,624	59,497	1,6807
35	64	103	0,588	0,906	0,606	60,850	1,6434
24	79	93	0,624	0,729	0,659	61,441	1,6276
23	62	106	0,500	0,924	0,694	59,957	1,6679
36	65	106	0,888	0,518	0,676	60,309	1,6581
12	63	131	0,500	1,065	0,535	60,946	1,6408
11	77	103	0,518	1,065	0,500	60,065	1,6649
24	64	104	0,782	0,694	0,553	59,360	1,6846
26	78	103	0,606	0,641	0,800	61,315	1,6309
24	63	106	0,694	0,747	0,676	59,712	1,6747
24	79	131	0,765	0,729	0,553	61,004	1,6392
47	77	107	0,871	0,694	0,518	60,748	1,6461
37	65	104	0,588	0,676	0,641	61,973	1,6136
23	77	104	0,518	0,941	0,553	59,919	1,6689
37	82	106	1,047	0,500	0,571	60,238	1,6601
25	50	96	0,676	0,588	0,835	60,612	1,6498
12	65	93	0,553	0,906	0,606	61,093	1,6368
29	64	106	0,588	0,941	0,588	60,642	1,6490
25	50	96	0,641	0,959	0,518	61,065	1,6376
16	78	103	0,747	0,853	0,606	61,481	1,6265
26	63	106	0,959	0,624	0,518	61,903	1,6154
23	49	93	0,712	0,518	0,924	60,993	1,6395
24	66	103	0,624	0,588	0,906	61,528	1,6253
23	77	96	0,782	0,535	0,782	60,462	1,6539
39	64	103	0,924	0,535	0,641	60,742	1,6463

Tabela A.3 - Resultados do Algoritmo para 3 Geradores - Parte 2

Barra de Alocação Gerador 1	Barra de Alocação Gerador 2	Barra de Alocação Gerador 3	Potência Gerador 1 (MW)	Potência Gerador 2 (MW)	Potência Gerador 3 (MW)	Perdas Totais (kW)	Fitness
24	65	103	0,588	0,571	0,941	61,868	1,6163
37	67	107	1,100	0,500	0,500	61,043	1,6382
36	79	104	0,941	0,659	0,588	60,301	1,6584
39	64	104	0,906	0,606	0,641	60,848	1,6434
38	77	96	0,729	0,853	0,500	60,430	1,6548
12	64	110	0,535	0,994	0,518	61,583	1,6238
26	77	103	0,588	0,800	0,729	60,495	1,6530
26	63	103	0,818	0,800	0,606	61,469	1,6268
25	67	104	0,500	0,976	0,500	61,912	1,6152
33	62	106	0,500	0,959	0,624	60,090	1,6642
11	49	103	0,500	0,800	0,818	60,047	1,6654
39	63	106	0,871	0,571	0,606	60,828	1,6440
24	62	104	1,012	0,500	0,606	60,439	1,6546
37	77	93	0,606	0,782	0,624	61,214	1,6336
37	65	106	0,871	0,729	0,500	59,834	1,6713
36	64	103	0,624	0,641	0,800	60,764	1,6457
11	63	107	0,518	0,976	0,518	60,499	1,6529
24	64	104	0,518	0,871	0,553	60,588	1,6505
38	48	93	0,624	0,518	0,835	62,423	1,6020
16	64	103	0,535	1,065	0,588	60,177	1,6618
36	79	107	0,676	0,853	0,553	60,655	1,6487
25	81	106	0,747	0,659	0,606	60,842	1,6436
36	77	107	0,835	0,553	0,659	61,002	1,6393
25	63	93	0,924	0,535	0,588	62,026	1,6122
11	64	103	0,641	0,871	0,676	59,536	1,6797
26	77	106	0,624	1,012	0,535	60,158	1,6623
24	77	104	0,712	0,712	0,659	59,359	1,6847
23	69	104	0,888	0,553	0,694	61,344	1,6302
23	49	107	0,535	0,924	0,659	60,450	1,6543
11	65	104	0,659	0,941	0,553	59,285	1,6868
36	67	96	0,765	0,571	0,765	60,661	1,6485
24	49	91	0,553	0,694	0,835	61,652	1,6220
23	64	94	0,606	0,888	0,606	61,032	1,6385
37	80	105	0,835	0,694	0,571	61,769	1,6189
36	50	107	0,624	0,800	0,624	61,315	1,6309
24	81	96	0,729	0,712	0,588	60,817	1,6443
36	89	106	0,906	0,535	0,571	60,607	1,6500
38	48	106	0,818	0,588	0,624	61,573	1,6241
16	64	103	0,606	0,712	0,835	61,017	1,6389
13	63	104	0,659	0,906	0,571	60,800	1,6447
25	50	104	0,694	0,624	0,659	61,282	1,6318
36	66	104	0,818	0,624	0,588	60,127	1,6631

Tabela A.3 - Resultados do Algoritmo para 3 Geradores - Parte 3

Barra de Alocação Gerador 1	Barra de Alocação Gerador 2	Barra de Alocação Gerador 3	Potência Gerador 1 (MW)	Potência Gerador 2 (MW)	Potência Gerador 3 (MW)	Perdas Totais (kW)	Fitness
38	48	106	0,818	0,588	0,624	61,573	1,6241
16	64	103	0,606	0,712	0,835	61,017	1,6389
13	63	104	0,659	0,906	0,571	60,800	1,6447
25	50	104	0,694	0,624	0,659	61,282	1,6318
36	66	104	0,818	0,624	0,588	60,127	1,6631
38	89	103	0,941	0,588	0,588	60,706	1,6473
23	65	103	0,535	1,065	0,571	60,493	1,6531
37	81	106	0,888	0,571	0,535	60,549	1,6515
37	78	104	0,906	0,641	0,553	59,605	1,6777
25	78	104	0,818	0,676	0,606	59,646	1,6766
36	64	103	0,676	0,853	0,588	60,024	1,6660
23	78	96	0,676	0,800	0,729	60,845	1,6435
37	66	96	0,835	0,500	0,765	60,550	1,6515
16	48	103	0,694	0,888	0,659	61,626	1,6227
38	66	103	0,712	0,588	0,729	60,735	1,6465
27	62	104	0,712	0,676	0,606	61,779	1,6187
38	62	103	0,694	0,606	0,818	61,048	1,6381
23	66	103	0,729	0,976	0,518	61,140	1,6356
36	65	104	0,782	0,765	0,606	59,973	1,6674
36	62	106	0,588	0,906	0,606	60,305	1,6582