

Modelação de um trânsito de potências ótimo utilizando enxame de partículas e algoritmo genético

Carla Beatriz Fagundes do Carmo

Orientadores:

Prof^ª. Dr^ª. Ângela Paula Barbosa de Silva Ferreira

Prof^ª. Dr^ª. Alessandra Freitas Picanço

Bragança

2023

Modelação de um Trânsito de Potências Ótimo utilizando enxame de partículas e algoritmo genético

Carla Beatriz Fagundes do Carmo

Dissertação apresentada à Escola Superior de Tecnologia e Gestão do Instituto Politécnico de Bragança para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia Industrial - ramo Engenharia Eletrotécnica, no âmbito do Programa de Dupla Diplomação com o Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Bahia.

Orientadores:

Prof. Dr. Ângela Paula Barbosa de Silva Ferreira

Prof. Dr. Alessandra Freitas Picanço

Bragança

2023

“Para que todos vejam, e saibam, e considerem, e juntamente entendam que a mão do SENHOR fez isto” - Isaías 41:20

Agradecimentos

A Deus, primeiramente, por me fortalecer, abençoar e sustentar durante todas as dificuldades passadas no curso, e me possibilitar a finalização desse trabalho.

Ao meu esposo, e meus pais por todos os sacrifícios, apoio e torcida para que eu atingisse meus objetivos.

As minhas Orientadoras Prof. Dr. Ângela Paula Barbosa de Silva Ferreira e Prof. Dr. Alessandra Freitas Picanço por toda a dedicação, por sempre abrir um espaço na agenda, e por todos os conselhos e críticas dadas sempre em prol de melhorar o trabalho.

Aos irmãos, minha avó, parentes e amigos pelas motivações, orações e apoio nesse caminho.

Ao IFBA e ao IPB pelas portas abertas e pela oportunidade de atravessar fronteiras.

Resumo

A necessidade por energia elétrica é crescente e, como forma de suprir as projeções analisadas pelas entidades energéticas e garantir o cumprimento dos acordos climáticos está cada vez mais em voga a transição e a eficiência energética. Com isso, estudos relacionados a fluxo de energia tem se intensificado no planejamento de expansão, operação do sistema, otimização do sistema de energia e estabilidade em tempo real, emergências e investigação do sistema. Existem diversas formas para calcular o fluxo de potência que variam desde a escolha dos métodos matemáticos (Newton Raphson, desacoplamento rápido, linearizado, dentre outros) até a escolha da metodologia de otimização (enxame de partículas, algoritmo genético, dentre outros), com o intuito de encontrar a maneira mais eficiente de transmitir energia por longas distâncias, minimizando as perdas, garantindo a estabilidade da rede elétrica e que a eletricidade seja entregue nos níveis de tensão apropriados. Neste trabalho é realizada uma comparação entre as metodologias de otimização por enxame de partículas e otimização por algoritmo genético a partir dos dados obtidos do método de Newton-Raphson para reduzir as perdas ativas do fluxo de potência nos Sistemas IEEE-14 barras e IEEE-30 barras.

Palavras-chave: Fluxo de potência, perdas ativas, Otimização por enxame de partículas, Algoritmo genético.

Abstract

The necessity for electricity is growing and, as a way to meet the projections analyzed by energy entities and ensure compliance with climate agreements, transition and energy efficiency are increasingly in vogue. As a result, studies related to energy flow have intensified in expansion planning, system operation, energy system optimization and real-time stability, emergencies and system investigation. There are several ways to calculate the power flow, ranging from the choice of mathematical methods (Newton Raphson, fast decoupling, linearized, among others) to the choice of optimization methodology (particle swarm, genetic algorithm, among others), with in order to find the most efficient way to transmit energy over long distances, minimizing losses, ensuring the stability of the electrical grid and that electricity is delivered at the appropriate voltage levels. In this work, a comparison is made between the methodologies of particle swarm optimization and genetic algorithm optimization based on data obtained from the Newton-Raphson method to reduce active power flow losses in the IEEE-14 bus and IEEE-30 systems. bars.

Keywords: Power flow, active losses, Particle swarm optimization, Genetic algorithm.

Sumário

1 Introdução	11
1.1 Enquadramento	11
1.2 Objetivos	13
1.3 Estrutura da Dissertação	13
2 Estado de Arte	14
2.1 O problema do fluxo de potência	14
2.2 Métodos tradicionais de solução do fluxo de potência	17
2.2.1 Método de fluxo de carga DC	17
2.2.2 Método de Newton Raphson	18
2.2.3 Método do desacoplamento rápido	20
2.3 Otimização do fluxo de potência	21
2.3.1 Função objetivo	22
2.3.2 Métodos heurísticos	23
2.3.2.1 Otimização por enxame de partículas (PSO)	23
2.3.2.2 Algoritmo genético	25
3 Sistemas IEEE	27
14 barras	27
30 barras	29
4 Resultados	32
5 Conclusão	39
Referências	40

Lista de figuras

Figura 1.1- Evolução da capacidade instalada no horizonte 2030 [3]	11
Figura 1.2- Potência Instalada ligadas a Rede Pública [4]	12
Figura 2.1- Equivale π da linha de transmissão	14
Figura 2.2- Representação Geral dos Transformadores	15
Figura 2.3- Diagrama do Espaço de Procura do PSO Clássico[23]	24
Figura 2.4 - Fluxograma da abordagem de otimização baseada em GA	26
Figura 3.1.Diagrama Unifilar do sistema ieee-14 barras [37]	27
Figura 3.2.Diagrama Unifilar do sistema ieee-30 barras[41]	29
Fig. 4.1- Fragmento do algoritmo proposto evidenciando o controle de tensão	32
Fig. 4.2- Fragmento do algoritmo utilizado evidenciando o cálculo da função objetivo ..	32
Fig.4.3- Curva de comportamento do PSO com a aplicação da melhor configuração global do caso 14 IEEE	34
Fig.4.4- Curva de comportamento do AG com a aplicação da melhor configuração global do caso 14 IEEE	34
Fig.4.5- Perfil de tensão do caso 14 barras IEEE otimizado por PSO	35
Fig.4.6- Perfil de tensão do caso 14 barras IEEE otimizado por AG	35
Fig.4.7- Curva de comportamento do PSO com a aplicação da melhor configuração global do caso 30 IEEE	37
Fig.4.8- Curva de comportamento do AG com a aplicação da melhor configuração global do caso 30 IEEE	37
Fig.4.9- Perfil de tensão do caso 30 barras IEEE otimizado por PSO	38
Fig.4.10- Perfil de tensão do caso 30 barras IEEE otimizado por AG	38

Lista de tabelas e gráficos

Tabela 3.1. Dados referentes as gerações do sistema [38]	27
Tabela 3.2. Dados referentes as linhas de transmissão [38]	28
Tabela 3.3. Dados referentes as cargas [39]	28
Tabela 3.4. Dados referentes as gerações do sistema [42]	29
Tabela 3.5. Dados referentes as linhas de transmissão [42]	30
Tabela 3.6. Dados referentes as cargas [40] [42]	31
Gráfico 4.1- Comparação de perdas da potência ativa	33
Tabela 4.1- Resultados obtidos relacionados processamento computacional	35
Gráfico 4.2- Comparação de perdas da potência ativa caso 30 barras IEEE	36
Tabela 4.2- Resultados obtidos relacionados processamento computacional do caso 30 barras IEEE	38

Abreviaturas

AG	Algoritmo Genético
a_{km}	Relação entre as tensões
a_{gk}, b_{gk}, c_{gk}	Curva de custo quadrática do gerador
b_{km}	Susceptância entre os barramentos k e m
b_{km}^{sh}	Susceptância do elemento shunt
B'	Matriz de susceptibilidade
$B(\bar{x}, \bar{u})$	Restrições de ligação
COP 27	27 ^a Conferência das Partes da Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre a Mudança do Clima
e	Restrição violada
E_N	Tensões nodais
ERSE	Entidade Reguladora dos Serviços Energéticos
FP	Fluxo de Potência
g_{km}	Condutância entre os barramentos k e m
$h_e(\bar{x}, \bar{u})$	i -ésima restrição de desigualdade não linear
I_{km}, I_{mk}	Correntes Injetadas na Linha
I_k^{sh}	Corrente do elemento shunt
IEEE	Instituto de Engenheiros Elétricos e Eletrônicos
k	Barramento do sistema
m	Barramento do sistema
OPF	Otimização do Fluxo de Potência
P_{dk}, Q_{dk}	Potência ativa e reativa demandada
P_k, Q_k	Injeções de potência ativa e reativa da barra k
P_{km}, Q_{km}	Fluxo de potência ativa e reativa na linha k - m
P_{gk}, Q_{gk}	Potência ativa e reativa gerada
PNEC	Plano Nacional Integrado de Energia e Clima
PSO	Otimização por Enxame de Partículas (<i>Particle Swarm Optimization</i>)
r_e	Peso da penalidade
r_{km}	Resistência entre os barramentos k e m
$R(\bar{x}, \bar{u})$	Restrições de igualdade
RNA	Rede Neural Artificial
rt	Relação de transformação
SEP	Sistema Elétrico de Potência
TS	Algoritmo de Pesquisa Tabu (<i>Tabu Search</i>)
V_k, V_m	Magnitude de tensão
x_{km}	Reatância entre os barramentos k e m
$W(\bar{x}, \bar{u})$	Função de penalidade
y_{km}	Admitância da linha entre os barramentos k e m
Z_{km}	Impedância da linha entre os barramentos k e m
θ_k	Ângulo de tensão
φ	Ângulo de defasagem
λ^t	coeficiente de Lagrange

1 Introdução

1.1 Enquadramento

A pandemia do Covid-19 gerou um grande impacto mundial, em Portugal houve a maior queda do PIB desde 1936 chegando a alcançar 8,4% ao ano. Houve a necessidade de adotar diversas medidas para enfrentar os danos e reforçar o crescimento económico, algumas dessas medidas foram para o setor de energia, como por exemplo: aceleração de licenciamento, financiamento para operadoras de transporte público, projetos de energia solar fotovoltaica e programas de apoio financeiro para a construção de medidas de eficiência energética [1].

Em novembro de 2022 ocorreu a 27ª Conferência das Partes da Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre a Mudança do Clima (COP 27), este evento tem como principal compromisso deter a degradação ambiental no planeta, e para isso os países entram em acordo sobre medidas que deverão ser tomadas em diversos setores que interferem no meio ambiente.

No que diz respeito ao setor energético, uma das decisões que consta na pauta da COP 27 é que a nação “Reconhece que a crise energética global sem precedentes destaca a urgência de transformar rapidamente os sistemas de energia para torná-los mais seguros, confiáveis e resilientes, inclusive acelerando transições limpas e justas para energia renovável durante esta década crítica de ação” [2].

A reforma do setor energético entrou em discussão no Protocolo de Kyoto em 1997, começou a ser implementada no ano de 2005, porém alcançou mais robustez e esclarecimentos no acordo de Paris em 2015. Com isso, o Plano Nacional Integrado de Energia e Clima (PNEC) que foi discutido em 2019 traçou objetivos bastante ambiciosos para 2030 no que diz respeito a transição energética (Fig.1.1), e também para descarbonização, eficiência energética, investigação, inovação e competitividade, mercado interno e segurança do abastecimento [3].

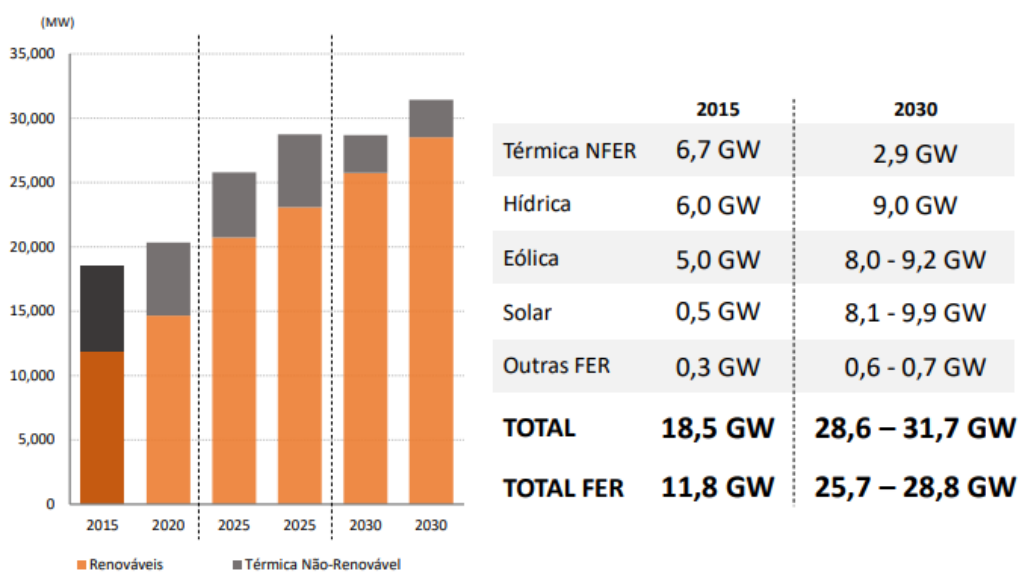


Fig. 1.1- Evolução da capacidade instalada no horizonte 2030 [3]

Em comparação com os dados de fevereiro de 2023, percebe-se que a potência instalada em Portugal está progredindo conforme as perspectivas estabelecidas no PNEC 2030 (Fig.1.2).

	fev 23 [MW]
Hídrica	8 221
Eólica	5 374
Solar	1 961
Biomassa	700
Gás Natural	4 461
Carvão	
Outra Térmica	28
TOTAL	20 745
Bombagem	3 585
Consumo	

Fig. 1.2- Potência Instalada ligada à Rede Pública [4]

Ainda de acordo com o plano nacional, dentro das dimensões de eficiência energética e segurança do abastecimento foram evidenciados a necessidade de otimização da rede elétrica, e consta na seção VIII do regulamento tarifário português [5] o incentivo à redução das perdas nas redes de distribuição com o intuito de influenciar as decisões de investimento dos operadores das redes, pois caso as perdas reais sejam superiores à referência estabelecida pela Entidade Reguladora do Serviços Energéticos (ERSE) , o distribuidor será penalizado.

O desenvolvimento acelerado e eficiente das energias renováveis requer uma abordagem coordenada da União Europeia (UE). A transição do sistema energético tradicional, baseado em combustíveis fósseis, para um sistema mais eficiente e fundamentado na produção de energias limpas não pode ser alcançada de forma suficiente apenas pelos Estados-Membros. A ação da UE, considerando as necessidades energéticas e diferença política dos Estados-Membros, é mais capaz de impulsionar a implementação das energias renováveis do que as ações isoladas em nível nacional ou local [6].

1.2 Objetivos

As análises voltadas para a otimização do fluxo de potência têm como propósito determinar a melhor configuração de operação das redes elétricas, através do ajuste de algumas variáveis do sistema de energia, garantindo que as restrições técnicas do sistema sejam satisfeitas.

O estudo realizado neste trabalho tem como objetivo a redução de perdas ativas do sistema utilizando o método de otimização por enxame de partículas e o método do algoritmo genético e avaliar qual método apresenta o melhor desempenho numa rede de teste trifásica simétrica e com carga equilibrada.

1.3 Estrutura da Dissertação

A presente dissertação encontra-se dividida em cinco capítulos.

No primeiro capítulo, apresenta-se um enquadramento sobre o tema em estudo, e os objetivos que esta dissertação pretende atingir.

O segundo capítulo expõe o estado da arte onde se descreve as metodologias principais que podem ser aplicadas nos problemas de fluxo de potência, são apresentados conceitos, métodos e modelos de otimização heurísticos utilizados para redução das perdas.

No terceiro capítulo é apresentado o sistema de 14 barras e 30 barras que foram utilizados como redes de teste.

No quarto capítulo é feita a avaliação dos resultados obtidos através das modelagens do enxame de partículas e do algoritmo genético.

Por fim, no quinto capítulo são apresentadas as conclusões principais deste trabalho.

2 Estado da Arte

2.1 O problema do Fluxo de potência

O Fluxo de Potência (PF) ou Fluxo de Carga é a ferramenta básica para analisar um Sistema Elétrico de Potência (SEP). O estudo do fluxo de potência é muito importante pois é um recurso frequentemente utilizado por engenheiros para caracterizar o estado das redes elétricas. Isso permite que seja analisado o melhor desempenho e se determine o planejamento mais coerente para a operação do sistema elétrico [7].

Problemas de fluxo de potência (ou fluxo de carga) são estruturados por inequações e equações algébricas não lineares que representam as restrições operacionais da rede elétrica e as leis de Kirchoff, respectivamente. Esta é a base para determinar o ponto de operação para planejamento e expansão de energia elétrica. São definidas quatro variáveis na construção da equação sendo que duas são fornecidas e duas são incógnitas:

- o módulo e ângulo das tensões nas barras do sistema.
- as potências ativas e reativas que circulam pela linha [8].

Neste tipo de problema, os efeitos transitórios são desprezados e a flutuação do sinal elétrico com o tempo é considerada lenta o suficiente dado o estado estacionário da onda senoidal [8]. Para calcular o fluxo de potência, existem três modelos de linhas de transmissão [9]:

1. Modelo de linhas curtas (até 80 km) que é representado apenas por uma resistência e indutância.
2. Modelo para linhas maiores que 240 km que é representada pelo modelo de parâmetros distribuídos, ou por mais de um modelo π , ou até mesmo por um modelo π equivalente.
3. Modelo para linhas médias entre 80 km e 240 km que é representado pelo modelo π exemplificado na Fig. 2.1. A linha de transmissão possui três elementos principais, que são a reatância em série (x_{km}), a resistência em série (r_{km}) e a susceptância em derivação shunt (b_{km}^{sh}), que fazem a conexão entre os barramentos k e m .

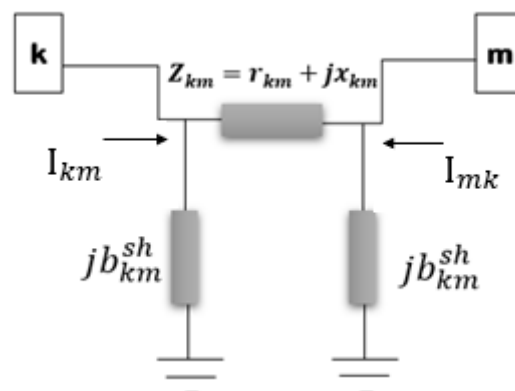


Fig. 2.1- Equivale π da linha de transmissão

A variável Z_{km} é a impedância de uma linha que é definida por

$$Z_{km} = r_{km} + jx_{km} \quad (2.1)$$

Que é o inverso da admitância,

$$y_{km} = g_{km} + jb_{km} \quad (2.2)$$

g_{km} - Condutância entre os barramentos k e m

Quando a linha possui transformador a representação geral de forma simplificada consiste em uma admitância série y_{km} e um transformador ideal com relação de transformação série $1:rt$, onde $rt = a_{km}e^{j\varphi}$, φ um ângulo de defasagem e $a_{km} = \frac{V_p}{V_k}$, sendo p um ponto entre o transformador e a admitância, representados na figura 2.2 [8].

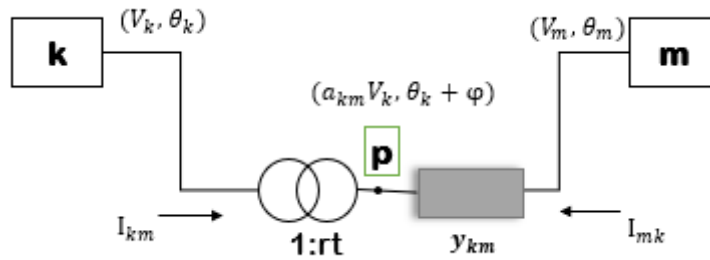


Fig. 2.2- Representação Geral dos Transformadores

As correntes identificadas na Fig.2.2 fluem em sentidos opostos entre os ramos do sistema, e são representadas através das Equações (2.3) e (2.4),

$$I_{km} = (a_{km}^2 y_{km} + jb_{km}^{sh})V_k + (-a_{km}e^{-j\varphi}y_{km})V_m \quad (2.3)$$

$$I_{mk} = (-a_{km}e^{j\varphi}y_{km})V_k + (y_{km} + jb_{km}^{sh})V_m \quad (2.4)$$

A primeira Lei de Kirchhoff afirma que o somatório algébrico de todas as correntes que entram e saem de um nó é igual a zero, ou seja, as correntes que entram em um nó são iguais às correntes que saem. Sendo assim, tem-se a relação de fluxo de injeção de correntes representadas nas equações (2.5) e (2.6)

$$I_k + I_k^{sh} = \sum_{m \in \vartheta_k} I_{km} \quad (2.5)$$

Onde I_k^{sh} é a corrente referente ao elemento shunt, k varia de 1 até o número de barras e ϑ_k é o conjunto de barras vizinhas à barra k .

$$I_k = [jb_k^{sh} + \sum_{m \in \vartheta_k} (a_{km}^2 y_{km} + jb_{km}^{sh})]V_k e^{j\theta_k} + \sum_{m \in \vartheta_k} (-a_{km}^2 e^{-j\varphi} y_{km})V_m e^{j\theta_m} \quad (2.6)$$

A injeção de correntes tem uma representação matricial em função da tensão nas barras, como pode ser verificado nas Equações (2.7) e (2.8), sendo que $E_N = V_N e^{j\theta_N}$

$$\vec{I} = Y\vec{E} \quad (2.7)$$

$$\begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \\ I_3 \\ \vdots \\ I_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} & Y_{13} & \cdots & Y_{1N} \\ Y_{21} & Y_{22} & Y_{23} & \cdots & Y_{2N} \\ Y_{31} & Y_{32} & Y_{33} & \cdots & Y_{3N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Y_{N1} & Y_{N2} & Y_{N3} & \cdots & Y_{NN} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_1 \\ E_2 \\ E_3 \\ \vdots \\ E_N \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

Sendo:

\vec{I} - Vetor das injeções de correntes I_k

Y- Matriz admitância nodal

\vec{E} - Vetor das tensões nodais, onde $E_N = V_N \cdot e^{j\theta_N}$

A matriz de admitância nodal Y é esparsa pois tem muitos elementos nulos devido à ausência de ligações, através de linhas ou transformadores, entre as barras, e simétrica caso não possua um transformador defasador.

A primeira Lei de Kirchhoff afirma que as potências ativas e reativas injetadas em uma barra são iguais à soma dos fluxos de potência que saem da mesma barra, isto é [10]:

$$P_k = \sum_{m \in \vartheta_k} P_{km}(V_k, V_m, \theta_k, \theta_m) \quad (2.9)$$

$$Q_k + Q_k^{sh}(V_k) = \sum_{m \in \vartheta_k} Q_{km}(V_k, V_m, \theta_k, \theta_m) \quad (2.10)$$

onde:

k - varia de 1 até n_b (número de barras da rede);

ϑ_k - Conjunto de barras vizinhas à barra k ;

V_k, V_m - Magnitudes das tensões das barras k e m ;

θ_k, θ_m - ângulos das tensões das barras k e m ;

P_k, Q_k - injeções de potência ativa e reativa da barra k , respectivamente;

P_{km}, Q_{km} - fluxo de potência ativa e reativa na linha k - m , respectivamente;

Q_k^{sh} - Componente da injeção de potência reativa devido ao elemento shunt da barra k .

Para cada barra do sistema as potências ativas e reativas são obtidas através das equações:

$$P_k = V_k \sum_{m \in k} V_m (G_{km} \cos \theta_{km} + B_{km} \text{sen } \theta_{km}) \quad (2.11)$$

$$Q_k = V_k \sum_{m \in k} V_m (G_{km} \text{sen } \theta_{km} - B_{km} \cos \theta_{km}) \quad (2.12)$$

onde:

k - Conjunto de barras adjacentes à barra k , incluindo a mesma;

G_{km}, B_{km} - coeficientes da matriz de admitâncias.

As análises de fluxo de potência funcionam basicamente com quatro determinações de energia. Magnitude da tensão (V_k) e ângulo (θ_k), bem como potência ativa (P_k) e potência reativa (Q_k) na barra k do sistema em regime permanente. Os barramentos do sistema são classificados de três maneiras diferentes, dependendo do tamanho e das incógnitas fornecidas [11].

1. Barramento Slack- $V\theta$: Um barramento com valores especificados de ângulo e magnitude de tensão e injeção de potência ativa e reativa desconhecida. Normalmente, apenas uma barra de referência é selecionada para que o sistema tenha uma referência angular clara. Isso geralmente é equivalente a uma rede externa ou gerador com regulador de frequência e tensão e pode fechar o balanço energético da rede elétrica.

2. Barramento de carga PQ : barramento com valores de injeção de potência ativa e reativa especificados e valores de magnitude e ângulo de tensão desconhecidos. Eles normalmente representam cargas e geradores que controlam a potência ativa e reativa para a qual a necessidade e a saída de potência são conhecidas.

3. Barramento controlado por tensão PV : um barramento com um nível de injeção de potência ativa e magnitude de tensão especificados, mas ângulo de tensão e potência reativa são desconhecidos. Eles geralmente representam um barramento com um gerador equipado com um regulador de tensão, e o nível de tensão no barramento pode ser mantido pela injeção de potência reativa.

2.2 Métodos tradicionais de solução do fluxo de potência

As pesquisas de métodos de solução para problemas de fluxo de potência alcançaram o primeiro sucesso no ano de 1956, onde J. B. Ward e H. W. Hale [2] apresentaram um trabalho pioneiro do que foi considerado o primeiro programa de computador que solucionava o sistema de equações não-lineares aplicando um método iterativo de Newton modificado. Desde então, diferentes métodos foram utilizados e melhorados para a resolução destes problemas e cada um deles possui vantagens e desvantagens que devem ser analisadas para utilizar o método mais adequado para o caso específico. Alguns dos fatores a serem considerados são: rapidez de convergência, tempo de processamento, precisão e a facilidade de incluir novos modelos de componentes [12].

2.2.1 Método de fluxo de carga DC

O método de fluxo de carga DC utiliza modelos lineares para resolver de forma eficiente o problema das perdas de continuidade das linhas, tornando a análise do sistema de potência estacionário, é adequado também para a construção de problemas de otimização linear, todavia apresenta algumas desvantagens que tem que ser levadas em consideração [13].

Para simplificar o problema e tornar viável a linearização, são realizadas algumas suposições [14]:

1. A diferença do ângulo de tensão entre barramentos adjacentes é muito pequena, isso significa que, $\sin(\theta_{km}) \approx \theta_{km}$ e $\cos(\theta_{km}) \approx 1$.
2. A tensão é considerada igual a 1 p.u. em todos os nós, o que implica que o perfil de tensão é plano.

3. As resistências das linhas são irrisórias quando comparadas com as reatâncias ($r_{km} \ll x_{km}$), isso implica que as condutâncias são consideradas desprezíveis.
4. As configurações das tomadas dos transformadores são ignoradas, e da mesma forma, os transformadores de mudança de base.

Cada uma dessas suposições tem influência na exatidão do cálculo do fluxo de potência, porém nem sempre as suposições coincidem com a realidade, a suposição 3 por exemplo é muito difícil de satisfazer pois a resistência e a tensão são inversamente proporcionais, então para que a condição seja verdade a tensão da rede de transmissão tem que ser elevada [14].

Para o cálculo da potência ativa em uma linha de transmissão sem perdas, realizando as suposições do modelo DC, tem-se as equações (2.13) e (2.14) [15]:

$$P_k = \sum_{m=1}^{n_b} B_{km}(\theta_k - \theta_m) \quad (2.13)$$

Onde

P_k -Potência ativa saindo do nó k

$$\bar{P} = B' \bar{\theta} \quad (2.14)$$

\bar{P} é o vetor de injeções de potência real da barra, B' é a matriz de susceptibilidade da barra e $\bar{\theta}$ é o vetor dos ângulos de tensão da barra. Quanto ao fato de as perdas serem desprezadas, todas as injeções de potência ativa são conhecidas antecipadamente. Como B' também é conhecido, a solução única para esse problema pode ser calculada diretamente.

O fluxo de energia DC tem três vantagens sobre o padrão fluxo de potência de Newton-Raphson [16]:

1. a matriz do sistema (B') reduz de tamanho consideravelmente em comparação com tamanho total do problema;
2. o problema não precisa de iteração, é necessário um único cálculo para obter a solução;
3. a matriz do sistema (B') não depende do estado do sistema, dito isto, já que a topologia do sistema não é modificada o cálculo deve ser feito apenas uma vez.

Sendo assim o cálculo se torna muito mais rápido e consome menos espaço de memória computacional. Entretanto há que considerar até que ponto essas vantagens valem a pena tendo em vista que as perdas da rede são negligenciadas e é quase impossível evitar variação da tensão em uma rede elétrica, ou seja, algumas características importantes do sistema são retiradas da análise ao ocasionar um resultado distante da realidade [14].

2.2.2 Método de Newton Raphson

Esta seção mostra a formulação do método de Newton-Raphson. Nos estudos de fluxo de potência, as variáveis de magnitude e ângulo de tensão são utilizadas para o barramento $V\theta$. Potência ativa e reativa do barramento PQ . Potência ativa e magnitude de tensão do

barramento *PV*. Então, tem-se um conjunto de funções F , e um vetor x de incógnitas dessas funções [17].

$$F = [f_1 \ f_2 \ \dots \ f_n]^T \quad (2.15)$$

$$x = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T \quad (2.16)$$

Onde T implica que os vetores estão transpostos.

Na qual tem o intuito de satisfazer a equação (2.17).

$$F(x^{(i)} + \Delta x^{(i)}) = 0 \quad (2.17)$$

No qual o termo (i) significa o número de iterações.

Aplicando a série de Taylor para desenvolver a equação (2.17) obtém-se a equação (2.18)

$$F(x^{(i)} + \Delta x^{(i)}) = F(x^{(i)}) + \Delta x_1^{(i)} \cdot \left. \frac{\partial F}{\partial x_1} \right|^{(i)} + \Delta x_2^{(i)} \cdot \left. \frac{\partial F}{\partial x_2} \right|^{(i)} + \Delta x_n^{(i)} \cdot \left. \frac{\partial F}{\partial x_n} \right|^{(i)} \quad (2.18)$$

Para simplificar a equação são desprezados os termos de segunda ordem ou superiores devido ao fato da pequenez dos valores quando comparados ao primeiro termo da série de Taylor.

$$F(x^{(i)} + \Delta x^{(i)}) = F(x^{(i)}) + \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} \end{bmatrix} \cdot \Delta x^{(i)} \quad (2.19)$$

A matriz é denominada de “Jacobiano”, dessa forma é possível reescrever a equação (2.17) de acordo com a equação (2.19),

$$F(x^{(i)}) + J^{(i)} \cdot \Delta x^{(i)} = 0 \quad (2.20)$$

Aplicando os termos do fluxo de potência nessa equação obtém-se o seguinte formato

$$\begin{bmatrix} \Delta P_k \\ \Delta Q_k \end{bmatrix} = J^{(i)} \cdot \begin{bmatrix} \Delta \theta \\ \Delta |V| \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

Definidos os valores calculados na iteração inicial são determinados novos valores para as tensões e ângulos das tensões nas barras:

$$\theta_k^{(i+1)} = \theta_k^{(i)} + \Delta \theta_k^{(i)} \quad (2.22)$$

$$|V_k^{(i+1)}| = |V_k^{(i)}| + \Delta |V_k^{(i)}| \quad (2.23)$$

É necessário estabelecer os limites para a finalização do cálculo que pode ser por alcançar um determinado número de iterações ou satisfazer a precisão escolhida.

2.3.3 Método do desacoplamento rápido

Este método se assemelha ao método de desacoplamento de Newton Raphson, a diferença entre eles é que no desacoplamento rápido a matriz jacobiana é mantida constante em todas as iterações. Para compreender o método, a equação (2.21) será reescrita conforme a equação (2.24) [18][10]:

$$\begin{bmatrix} \Delta P_k \\ \Delta Q_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H & N \\ M & L \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Delta \theta \\ \Delta |V| \end{bmatrix} \quad (2.24)$$

Onde as variáveis H, L, M e N são submatrizes do jacobiano que também variam a cada iteração. De forma explícita essas componentes são dadas por:

$$H \begin{cases} H_{km} = \frac{\partial P_k}{\partial \theta_m} = V_k V_m (G_{km} \text{sen } \theta_{km} - B_{km} \text{cos } \theta_{km}) \\ H_{kk} = \frac{\partial P_k}{\partial \theta_k} = V_k^2 B_{kk} - V_k \sum_{m \in k} (G_{km} \text{sen } \theta_{km} - B_{km} \text{cos } \theta_{km}) \end{cases} \quad (2.25)$$

$$N \begin{cases} N_{km} = \frac{\partial P_k}{\partial V_m} = V_k (G_{km} \text{cos } \theta_{km} + B_{km} \text{sen } \theta_{km}) \\ N_{kk} = \frac{\partial P_k}{\partial V_k} = V_k G_{kk} - \sum_{m \in k} V_m (G_{km} \text{cos } \theta_{km} + B_{km} \text{sen } \theta_{km}) \end{cases} \quad (2.26)$$

$$M \begin{cases} M_{km} = \frac{\partial Q_k}{\partial \theta_m} = -V_k V_m (G_{km} \text{cos } \theta_{km} + B_{km} \text{sen } \theta_{km}) \\ M_{kk} = \frac{\partial Q_k}{\partial \theta_k} = V_k^2 G_{kk} + V_k \sum_{m \in k} V_m (G_{km} \text{cos } \theta_{km} + B_{km} \text{sen } \theta_{km}) \end{cases} \quad (2.27)$$

$$L \begin{cases} L_{km} = \frac{\partial Q_k}{\partial V_m} = V_k (G_{km} \text{sen } \theta_{km} - B_{km} \text{cos } \theta_{km}) \\ L_{kk} = \frac{\partial Q_k}{\partial V_k} = -V_k B_{kk} + \sum_{m \in k} V_m (G_{km} \text{sen } \theta_{km} - B_{km} \text{cos } \theta_{km}) \end{cases} \quad (2.28)$$

Nas suposições para a abordagem do desacoplamento rápido foi considerado que a potência ativa é insensível à variação da magnitude de tensão e a potência reativa é insensível à variação nos ângulos de tensão do barramento por isso as sub matrizes N e M são desprezadas, resultando nas seguintes equações [19]:

$$\Delta P = H \Delta \theta \quad (2.29)$$

$$\Delta Q = L \Delta V \quad (2.30)$$

Essas suposições tem como objetivo evitar a necessidade de calcular e fatorar o Jacobiano em cada interação, além de reduzir o esforço computacional, mas para que haja uma boa convergência é necessário que haja um número maior de iterações, então algumas aproximações adicionais são realizadas para uma rede de alta tensão [20]:

- As tensões V_k e V_m são consideradas 1 p.u.
- $\text{cos } \theta_{km} \approx 1$ e $\text{sen } \theta_{km} \approx \theta_{km}$
- B_{km} é, em magnitude, muito maior que $G_{km} \text{sen } \theta$
- B_{kk} é, em magnitude, muito maior que Q_k

Dessa forma os elementos do jacobiano H e L tem a seguinte interpretação [13].

$$H_{kk} = V_k^2 B_{kk} \quad (2.31)$$

$$H_{km} = V_k V_m B_{km} \quad (2.32)$$

$$L_{kk} = V_k^2 B_{kk} \quad (2.33)$$

$$L_{km} = V_k V_m B_{km} \quad (2.34)$$

Nota-se então que os elementos matriciais só dependem do parâmetro da rede a cada iteração, então [20]:

$$\begin{aligned} H' &= B' \\ L' &= B'' \end{aligned} \quad (2.35)$$

Dessa forma considerando os parâmetros de rede e as interpretações dos elementos, as equações (2.29) e (2.30) são reescritas da seguinte forma

$$\Delta P/V = B' \Delta \theta \quad (2.36)$$

$$\Delta Q/V = B'' \Delta V \quad (2.37)$$

A última suposição diz respeito às resistências dos ramos da rede de transmissão, e define qual a versão do método está sendo utilizada

- Quando as resistências são consideradas tanto em B' como em B'' é a versão BB, normalmente possui má convergência.
- Quando as resistências são ignoradas apenas em B' , chama-se versão XB, é a forma mais comumente utilizada pois possui excelente convergência.
- Quando as resistências são ignoradas apenas em B'' , chama-se versão BX, a convergência é semelhante a versão XB.
- Quando as resistências são ignoradas tanto em B' como em B'' é a versão XX, tem pior convergência do que as versões XB e BX.

Após todas as suposições e adequação das variáveis, os cálculos seguem o mesmo princípio do Newton Raphson, os valores são atualizados a cada iteração até atingir as condições de convergência [9][20].

$$\Delta P(\theta^i, V^i) = B' \Delta \theta^i \quad (2.38)$$

$$\theta^{i+1} = \theta^i + \Delta \theta^i \quad (2.39)$$

$$\Delta Q(\theta^{i+1}, V^i) = B'' \Delta V^i \quad (2.40)$$

$$V^{i+1} = V^i + \Delta V^i \quad (2.41)$$

onde a variável i é referente ao número da iteração.

2.3 Otimização do fluxo de potência

A otimização, por conceito, é extrair o melhor rendimento possível, ou tornar ideal qualquer área de atividade, esse termo aplicado na engenharia se trata de encontrar a melhor solução para o seu problema, que chegue mais próxima do objetivo e respeite

todas as condições que foram colocadas, para isso existem diversos tipos de abordagens e métodos matemáticos com por exemplo as metodologias heurísticas que são atalhos na estratégia de procura que reduzem o tamanho do espaço do que precisa ser examinado [39].

Quando adentramos o universo da otimização se faz necessário fazer a definição de alguns parâmetros, pois existem diferentes tipos de abordagem para os resultados serem alcançados. A primeira definição a ser feita é sobre os tipos de variáveis existentes no sistema, quais são as variáveis dependentes, quais variáveis são possíveis controlar e quais são os parâmetros. Em seguida, definir qual o objetivo principal da otimização e as restrições do sistema [21].

No caso do fluxo e potência, as variáveis controláveis são as de geração de energia ativas, ângulos de fase, magnitude de tensão e derivação e mudança de fase dos transformadores, por exemplo. As variáveis dependentes são aquelas que dependem das variáveis controláveis, e elas são magnitude de tensão e ângulos de fase de tensão em todas as barras, fluxo de potência reativa em linhas de transmissão e transformadores, dentre outros, definidas pelos tipos de barras existentes no sistema, já o conjunto de parâmetros são formados pelas cargas de potência ativa e reativa, topologia e dados da rede [11].

2.3.1 Função Objetivo

A otimização do fluxo de potência (OPF) tem como meta principalmente estabelecer as variáveis de estado e as configurações de controle do sistema, a fim de encontrar o ponto ótimo que se enquadre nos critérios de segurança e economia do sistema elétrico. Normalmente é aplicado para redução de custos, mas pode ter diversas outras utilizações, no caso deste trabalho será aplicado para a redução de perdas ativas nas linhas. Na formulação da função com o objetivo de redução de custos tem-se [22]:

$$F(\theta, V, P_{gk}) = \sum_{g \in G} (a_{gk} + b_{gk} P_{gk} + c_{gk} P_{gk}^2) \quad (2.42)$$

Os coeficientes a_{gk} , b_{gk} e c_{gk} definem a curva de custo quadrática do gerador. Entretanto nesta situação estão sendo ignoradas as perdas e as restrições. As restrições podem ser de dois tipos restrições de igualdade e restrições de desigualdade. De uma forma genérica, as restrições de igualdade englobam a produção, distribuição e perdas e pode ser descrita da seguinte forma [23]:

$$R(\bar{x}, \bar{u}) = f(\bar{x}, \bar{u}) + \lambda^t B(\bar{x}, \bar{u}) + W(\bar{x}, \bar{u}) \quad (2.43)$$

sendo que, o vetor \bar{x} consiste em variáveis dependentes, o vetor \bar{u} consiste em variáveis de controle, $f(\bar{x}, \bar{u})$ é uma função objetivo escalar, λ^t é o coeficiente de Lagrange, $B(\bar{x}, \bar{u})$ o conjunto de restrições de ligação, e $W(\bar{x}, \bar{u})$ é a função de penalidade que pode ser definida como

$$W(\bar{x}, \bar{u}) = \sum_e r_e h_e^2(\bar{x}, \bar{u}) \quad (2.44)$$

Onde e é a restrição violada, r_e é o peso da penalidade, e $h_e(\bar{x}, \bar{u})$ é a i -ésima restrição de desigualdade não linear, limites nas variáveis de controle e limites operacionais do sistema de potência.

Neste contexto, a ligação entre as variáveis dependentes e o controle de variáveis são representados pelas equações do fluxo de potência que relaciona as injeções de potência ativa e reativa (P_k e Q_k) com as potências demandadas (P_{dk} e Q_{dk}) e as gerações de potência ativa e reativa (P_{gk} e Q_{gk}) na barra k .

$$P_k(V, \theta) + P_{dk} - P_{gk} = 0 \quad (2.45)$$

$$Q_k(V, \theta) + Q_{dk} - Q_{gk} = 0 \quad (2.46)$$

Ajustando a equação (2.43) para um cálculo de potência ativa e reativa por exemplo temos que [11]:

$$R(\bar{x}, \bar{u}) = F(\theta, V, P_{gk}) + \sum_{k=1}^{n_b} \lambda_{pk} [P_k(V, \theta) + P_{dk} - P_{gk}] + \sum_{k=1}^{n_b} \lambda_{qk} [Q_k(V, \theta) + Q_{dk} - Q_{gk}] \quad (2.47)$$

Já as restrições de desigualdade estabelecem os limites inferiores e superiores das equações do sistema para que não ocorra violações do dimensionamento que gerem condições de emergência da operação, criando soluções viáveis, como por exemplo

$$P_{gk}^{min} \leq P_{gk} \leq P_{gk}^{max}, \quad k = 1, \dots, n_g \quad (2.48)$$

$$Q_{gk}^{min} \leq Q_{gk} \leq Q_{gk}^{max}, \quad k = 1, \dots, n_g \quad (2.49)$$

$$V_k^{min} \leq V_k \leq V_k^{max}, \quad k = 1, \dots, n_b \quad (2.50)$$

onde n_b é o número total de barras, n_g é o número total de barras de geração.

2.3.2 Métodos Heurísticos

Métodos heurísticos são técnicas ou abordagens usadas para resolver problemas complexos, que usam números aleatórios para obter uma solução para o problema. Esses métodos são usados em muitas áreas, incluindo inteligência artificial, ciência da computação, psicologia, economia e energia [24].

Nos sistemas de energia como os problemas são complexos, grandes e geograficamente distribuídos, esses métodos são utilizados para uma otimização mais eficiente [25]. Dentro da metodologia heurística existem diferentes abordagens de otimização: Rede Neural Artificial (ANN), Algoritmo Genético (AG), Otimização por Enxame de Partículas (PSO), Algoritmo de Pesquisa Tabu (TS), etc. Neste trabalho serão utilizados o GA e o PSO, pois apresentam facilidade na implementação, e apresentaram uma progressão rápida nos últimos anos com muitas aplicações bem-sucedidas [26].

2.3.2.1 Otimização por Enxame de Partículas (PSO)

A otimização por enxame de partículas é um algoritmo de procura que teve como base o comportamento social das abelhas, pássaros ou cardume de peixes, a ideia foi desenvolvida a princípio por Eberhart e Kennedy. Matematicamente falando, cada indivíduo dentro do grupo é representado por um vetor no espaço de procura multidimensional, que possui um vetor associado que é chamado de vetor velocidade que irá definir o próximo movimento da partícula [27].

Para entender melhor os fatores de comportamento mencionados acima, podemos usar a analogia de um bando de pássaros em busca de alimento. Cada pássaro possui

conhecimento do seu melhor desempenho até o momento ($pbest$) e sua posição no espaço (x_{id}^k). Essa é a informação individual que cada pássaro mantém. Além disso, há uma informação coletiva denominada "referência do grupo", que representa o melhor desempenho encontrado dentro do bando ($gbest$). Cada pássaro busca melhorar seu próprio desempenho, aproximando-se do líder do grupo, pois ele possui as informações disponíveis que podem auxiliá-lo a alcançar um melhor resultado, que são [28]:

- A posições atuais (x_{id}^k),
- As velocidades atuais (v_{id}^k),
- A distância entre a posição atual e $pbest$
- A distância entre a posição atual e $gbest$

A melhoria de performance pode ser representada através da velocidade, no formato clássico diz-se que a velocidade é [29]:

$$v_{id}^{k+1} = \omega \cdot v_{id}^k + c_1 rand_1 \cdot (pbest_{id} - x_{id}^k) + c_2 rand_2 \cdot (gbest_{id} - x_{id}^k) \quad (2.51)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (2.52)$$

onde,

v_{id}^k : velocidade atual da partícula

id: número da partícula. Sendo $id = (1, 2, \dots, N)$;

k : iteração atual;

ω : fator de ponderação

O $rand_1$ e $rand_2$ são termos aleatórios que tem com efeito fazer com que a partícula circule de forma desigual em torno de um ponto definido como uma média ponderada dos dois "bests", são definidos dentro do intervalo entre 0 e 1, e influenciam o parâmetro cognitivo c_1 e a taxa de aprendizagem social c_2 que são constantes positiva inteiras. Na versão clássica o aumento da velocidade é visto de uma forma favorável para a exploração no espaço de procura, na figura 2.3 pode-se visualizar o diagrama do espaço de procura [30].

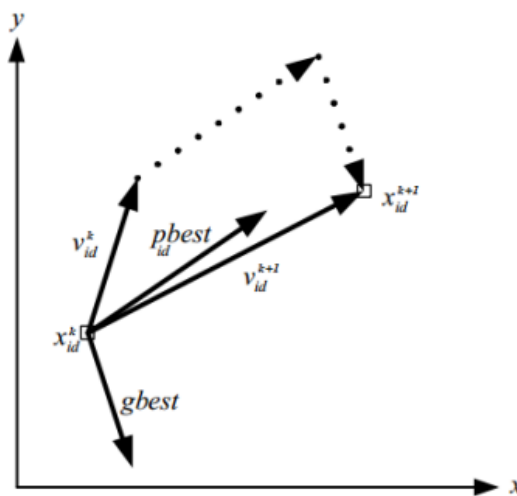


Figura 2.3- Diagrama do Espaço de Procura do PSO Clássico [30].

A intenção é chegar o mais próximo possível ao ponto ótimo, seja ele local ou global, e através da equação da velocidade é indicada a direção que a partícula deve tomar e por isso que a equação da posição nada mais é do que a soma da velocidade atualizada com a posição anterior [31].

2.3.2.2 Algoritmo genético

O algoritmo genético é uma técnica de otimização inspirada no processo de seleção natural que ocorre na evolução biológica. Foram introduzidos por J. H. Holland e foram aplicados a muitos problemas por D. E. Goldberg, apresenta algumas vantagens em comparação com abordagens numéricas tradicionais como por exemplo: Otimiza com parâmetros contínuos ou discretos, trabalha com um grande número de variáveis, pode codificar os parâmetros, e a otimização é feita com os parâmetros codificados, dentre outras coisas [32].

Assim como um gene biológico contém informações sobre as melhores características físicas de gerações anteriores, cada elemento da população na abordagem do algoritmo genético representa uma solução para o problema em questão e incorpora as melhores características dos elementos da população anterior. As operações genéticas (cruzamento e mutação) são repetidas até que a iteração seja alcançada, em que a população descendente representa o melhor valor de aptidão (solução ótima) [33].

Aqui está uma visão geral simplificada de como um algoritmo genético pode ser [32][33][34]:

1. População inicial: Uma população inicial de soluções é gerada aleatoriamente, representando diferentes configurações do sistema elétrico.
2. Avaliação de aptidão: Cada solução na população é avaliada quanto à sua aptidão, ou seja, o quão bem ela atende aos critérios de desempenho estabelecidos.
3. Operadores genéticos: Operadores genéticos, como cruzamento (recombinação) e mutação, são aplicados à população para criar novas soluções. O cruzamento combina informações de dois ou mais indivíduos para criar descendentes, enquanto a mutação introduz pequenas alterações aleatórias em indivíduos selecionados.
4. Seleção: Com base nas avaliações de aptidão, os indivíduos mais aptos são selecionados para serem pais na próxima geração, enquanto os menos aptos são descartados.
5. Repetição: Os passos 3 a 5 são repetidos em várias iterações (gerações) para evoluir a população em direção a soluções mais ótimas.
6. Critério de parada: O algoritmo é interrompido quando uma condição de parada pré-definida é atendida, como um número máximo de gerações alcançado ou uma solução suficientemente boa obtida.

O passo a passo pode ser demonstrado através de um fluxograma da Figura 2.4.

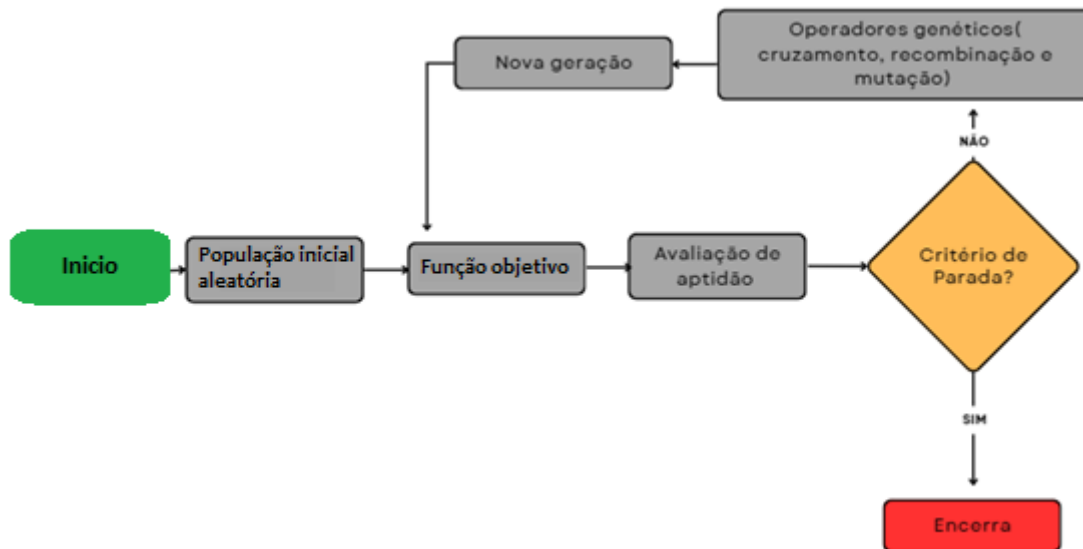


Figura 2.4 - Fluxograma da abordagem de otimização baseada em GA

A aplicação de algoritmos genéticos ao fluxo de potência envolve a formulação do problema de otimização, onde o objetivo é encontrar a configuração ótima do sistema elétrico que satisfaça as restrições operacionais e minimize um determinado critério de desempenho, como perdas de energia, custos operacionais ou emissões de poluentes [35].

3 Sistemas IEEE

14 barras

O sistema de teste utilizado nesse trabalho é o IEEE- 14 barras, que é composto por 1 barramento slack, 4 barramentos PV e 9 barramentos PQ, a base utilizada é de 100 MVA e os limites mínimo e máximo de magnitude de tensão são 0.95 pu e 1.1 pu. O modelo do sistema pode ser visualizado na figura 3.1.

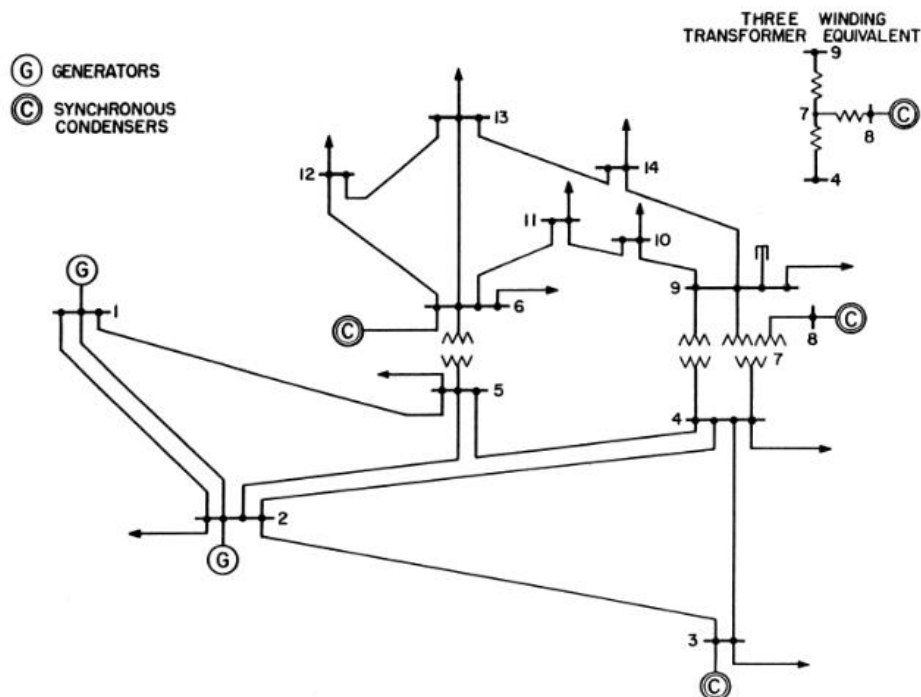


Figura 3.1. Diagrama Unifilar do sistema ieee-14 barras [37].

Os dados de geração e transmissão estão descritos nas tabelas 1 e 2

Tabela 3.1. Dados referentes as gerações do sistema [38]

GERAÇÃO

Barra	V[kV]	δ [deg]	P [MW]	Q [MVar]
1	146,280	0,000	232,4	-16,9
2	144,210	-49,826	40	42,4
3	139,380	-127,250	0,000	23,4
6	147,660	-142,209	0,000	12,2
8	150,420	-133,596	0,000	17,4

Tabela 3.2. Dados referentes as linhas de transmissão [38]

TRANSMISSÃO						
	Linha	R [pu/m]	X [pu/m]	B [pu/m]	X total[Ω]	L [Km]
Da barra	Para a barra					
1	2	$1,94 \times 10^{-7}$	$5,92 \times 10^{-7}$	$5,28 \times 10^{-7}$	$1,13 \times 10^1$	$2,25 \times 10^1$
1	5	$5,40 \times 10^{-7}$	$2,23 \times 10^{-6}$	$4,92 \times 10^{-7}$	$4,25 \times 10^1$	$8,49 \times 10^1$
2	3	$4,70 \times 10^{-7}$	$1,98 \times 10^{-6}$	$4,38 \times 10^{-7}$	$3,77 \times 10^1$	$7,54 \times 10^1$
2	4	$5,81 \times 10^{-7}$	$1,76 \times 10^{-6}$	$3,40 \times 10^{-7}$	$3,35 \times 10^1$	$6,70 \times 10^1$
2	5	$5,70 \times 10^{-7}$	$1,74 \times 10^{-6}$	$3,46 \times 10^{-7}$	$3,31 \times 10^1$	$6,63 \times 10^1$
3	4	$6,70 \times 10^{-7}$	$1,71 \times 10^{-6}$	$1,28 \times 10^{-7}$	$3,26 \times 10^1$	$6,51 \times 10^1$
4	5	$1,34 \times 10^{-7}$	$4,21 \times 10^{-7}$	$1,00 \times 10^{-9}$	$8,02 \times 10^0$	$1,60 \times 10^1$
6	11	$9,50 \times 10^{-7}$	$1,99 \times 10^{-6}$	$1,00 \times 10^{-9}$	$3,79 \times 10^1$	$7,58 \times 10^1$
6	12	$1,23 \times 10^{-6}$	$2,56 \times 10^{-6}$	$1,00 \times 10^{-9}$	$4,88 \times 10^1$	$9,75 \times 10^1$
6	13	$6,62 \times 10^{-7}$	$1,30 \times 10^{-6}$	$1,00 \times 10^{-9}$	$2,48 \times 10^1$	$4,95 \times 10^1$
7	8	$1,00 \times 10^{-9}$	$1,76 \times 10^{-6}$	$1,00 \times 10^{-9}$	$3,35 \times 10^1$	$6,70 \times 10^1$
7	9	$1,00 \times 10^{-9}$	$1,10 \times 10^{-6}$	$1,00 \times 10^{-9}$	$2,09 \times 10^1$	$4,19 \times 10^1$
9	10	$3,18 \times 10^{-7}$	$8,45 \times 10^{-7}$	$1,00 \times 10^{-9}$	$1,61 \times 10^1$	$3,22 \times 10^1$
9	14	$1,27 \times 10^{-6}$	$2,70 \times 10^{-6}$	$1,00 \times 10^{-9}$	$5,14 \times 10^1$	$1,03 \times 10^2$
10	11	$8,21 \times 10^{-7}$	$1,92 \times 10^{-6}$	$1,00 \times 10^{-9}$	$3,66 \times 10^1$	$7,31 \times 10^1$
12	13	$2,21 \times 10^{-6}$	$2,00 \times 10^{-6}$	$1,00 \times 10^{-9}$	$3,81 \times 10^1$	$7,62 \times 10^1$
13	14	$1,71 \times 10^{-6}$	$3,48 \times 10^{-6}$	$1,00 \times 10^{-9}$	$6,63 \times 10^1$	$1,33 \times 10^2$

E as informações referentes às cargas podem ser verificadas na tabela 3.3.

Tabela 3.3. Dados referentes as cargas [39][40].

CARGAS				
Barra	P [MW]	Q [Mvar]	V[pu]	Ângulo [degre]
1	0	0	1,06	0
2	21,7	12,7	1,045	0
3	94,2	19,1	1,01	0
4	47,8	-3,9	1	0
5	7,6	1,6	1	0
6	11,2	7,5	1	0
7	0	0	1	0
8	0	0	1	0
9	29,5	16,6	1	0
10	9	5,8	1	0
11	3,5	1,8	1	0
12	6,1	1,6	1	0
13	13,5	5,8	1	0
14	14,9	5	1	0

O sistema possui dezessete conexões, os modelos estão disponíveis no toolbox do Matpower [32].

30 barras

Este sistema possui um barramento Slack, cinco barramentos PV e vinte e quatro barramentos PQ. A base utilizada é de 100 MVA e os limites mínimo e máximo de magnitude de tensão são 0.9 pu e 1.1 pu.

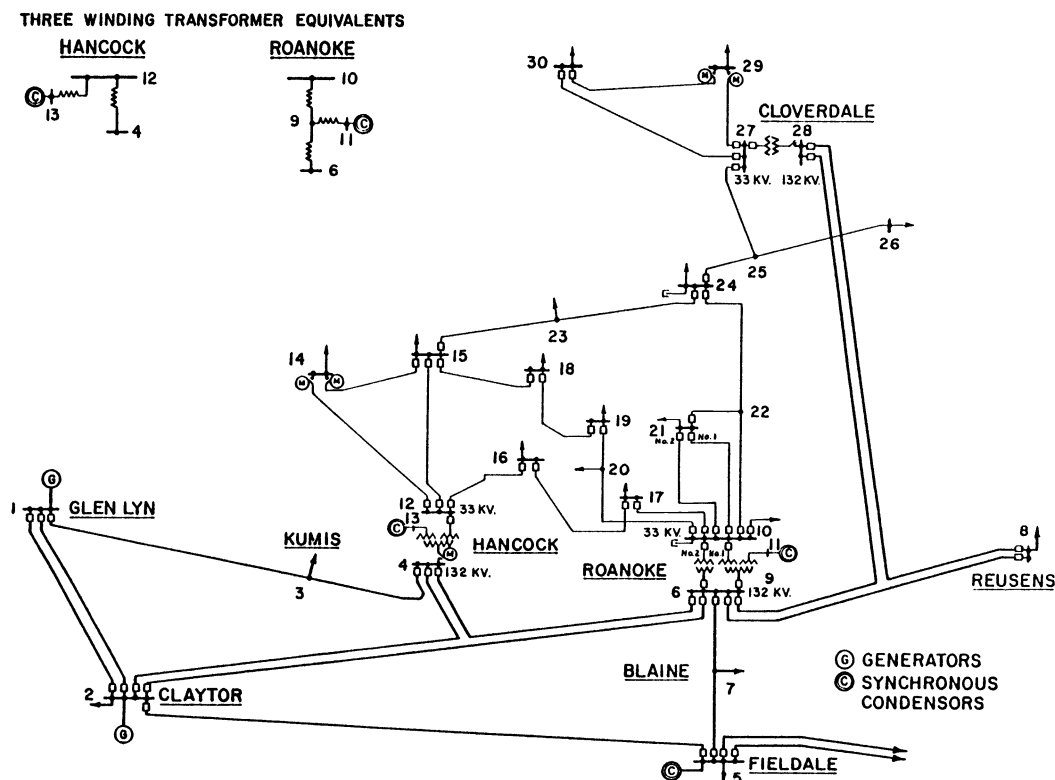


Figura 3.2-Diagrama Unifilar do sistema IEEE-30 barras [41].

Tabela 3.4. Dados referentes as gerações do sistema [42].

GERAÇÃO

Barra	V [kV]	δ [deg]	P [pu]	Q [pu]
1	139,9200	98,4316	260,2	-16,1
2	137,6932	93,0798	40	50
5	133,4520	84,2658	0,0000	37,0
8	133,3200	86,6183	0,0000	37,3
11	35,7060	84,3227	0,0000	16,2
13	35,3430	83,4883	0,0000	10,6

Tabela 3.5. Dados referentes as linhas de transmissão [42].

TRANSMISSÃO					
LINHA		R [pu/m]	X [pu/m]	B [pu/m]	L(Km)
Da barra	Para a barra				
1	2	$1,92x10^{-7}$	$5,75x10^{-7}$	$5,28x10^{-7}$	$2,00x10^1$
1	3	$4,52x10^{-7}$	$1,65x10^{-6}$	$4,08x10^{-7}$	$5,75x10^1$
2	4	$5,70x10^{-7}$	$1,74x10^{-6}$	$3,68x10^{-7}$	$6,06x10^1$
2	5	$4,72x10^{-7}$	$1,98x10^{-6}$	$4,18x10^{-7}$	$6,90x10^1$
2	6	$5,81x10^{-7}$	$1,76x10^{-6}$	$3,74x10^{-7}$	$6,13x10^1$
3	4	$1,32x10^{-7}$	$3,79x10^{-7}$	$8,40x10^{-8}$	$1,32x10^1$
4	6	$1,19x10^{-7}$	$4,14x10^{-7}$	$9,00x10^{-8}$	$1,44x10^1$
5	7	$4,60x10^{-7}$	$1,16x10^{-6}$	$2,04x10^{-7}$	$4,04x10^1$
6	7	$2,67x10^{-7}$	$8,20x10^{-7}$	$1,70x10^{-7}$	$2,86x10^1$
6	8	$1,20x10^{-7}$	$4,20x10^{-7}$	$9,00x10^{-8}$	$1,46x10^1$
6	28	$1,69x10^{-7}$	$5,99x10^{-7}$	$1,30x10^{-7}$	$2,09x10^1$
8	28	$6,36x10^{-7}$	$2,00x10^{-6}$	$4,28x10^{-7}$	$6,97x10^1$
9	10	$1,00x10^{-9}$	$1,10x10^{-6}$	$1,00x10^{-9}$	$3,83x10^1$
9	11	$1,00x10^{-9}$	$2,08x10^{-6}$	$1,00x10^{-9}$	$7,25x10^1$
10	17	$3,24x10^{-7}$	$8,45x10^{-7}$	$1,00x10^{-9}$	$2,94x10^1$
10	20	$9,36x10^{-7}$	$2,09x10^{-6}$	$1,00x10^{-9}$	$7,28x10^1$
10	21	$3,48x10^{-7}$	$7,49x10^{-7}$	$1,00x10^{-9}$	$2,61x10^1$
10	22	$7,27x10^{-7}$	$1,50x10^{-6}$	$1,00x10^{-9}$	$5,23x10^1$
12	13	$1,00x10^{-9}$	$1,40E-06$	$1,00x10^{-9}$	$4,88x10^1$
12	14	$1,23x10^{-6}$	$2,56x10^{-6}$	$1,00x10^{-9}$	$8,92x10^1$
12	15	$6,62x10^{-7}$	$1,30x10^{-6}$	$1,00x10^{-9}$	$4,53x10^1$
12	16	$9,45x10^{-7}$	$1,99x10^{-6}$	$1,00x10^{-9}$	$6,93x10^1$
14	15	$2,21x10^{-6}$	$2,00x10^{-6}$	$1,00x10^{-9}$	$6,97x10^1$
15	18	$1,07x10^{-6}$	$2,19x10^{-6}$	$1,00x10^{-9}$	$7,63x10^1$
15	23	$1,00x10^{-6}$	$2,02x10^{-6}$	$1,00x10^{-9}$	$7,04x10^1$
16	17	$5,24x10^{-7}$	$1,92x10^{-6}$	$1,00x10^{-9}$	$6,69x10^1$
18	19	$6,39x10^{-7}$	$1,29x10^{-6}$	$1,00x10^{-9}$	$4,50x10^1$
19	20	$3,40x10^{-7}$	$6,80x10^{-7}$	$1,00x10^{-9}$	$2,37x10^1$
21	22	$1,16x10^{-7}$	$2,36x10^{-7}$	$1,00x10^{-9}$	$8,22x10^0$
22	24	$1,15x10^{-6}$	$1,79x10^{-6}$	$1,00x10^{-9}$	$6,24x10^1$
23	24	$1,32x10^{-6}$	$2,70x10^{-6}$	$1,00x10^{-9}$	$9,41x10^1$
24	25	$1,89x10^{-6}$	$3,29x10^{-6}$	$1,00x10^{-9}$	$1,15x10^2$
25	26	$2,54x10^{-6}$	$3,80x10^{-6}$	$1,00x10^{-9}$	$1,32x10^2$
25	27	$1,90x10^{-6}$	$2,09x10^{-6}$	$1,00x10^{-9}$	$7,28x10^1$
27	29	$2,20x10^{-6}$	$4,15x10^{-6}$	$1,00x10^{-9}$	$1,45x10^2$
27	30	$3,20x10^{-6}$	$6,03x10^{-6}$	$1,00x10^{-9}$	$2,10x10^2$
29	30	$2,40x10^{-6}$	$4,53x10^{-6}$	$1,00x10^{-9}$	$1,58x10^2$

Tabela 3.6. Dados referentes as cargas [40] [42].

CARGAS				
BARRA	P (MW)	Q (Mvar)	V(pu)	Angulo(degre)
1	0	0	1	0
2	21,7	12,7	1	0
3	2,4	1,2	1	0
4	7,6	1,6	1	0
5	94,2	19,0	1	0
6	0	0	1	0
7	22,8	10,9	1	0
8	30	30	1	0
9	0	0	1	0
10	5,8	2	1	0
11	0	0	1	0
12	11,2	7,5	1	0
13	0	0	1	0
14	6,2	1,6	1	0
15	8,2	2,5	1	0
16	3,5	1,8	1	0
17	9	5,8	1	0
18	3,2	0,9	1	0
19	9,5	3,4	1	0
20	2,2	0,7	1	0
21	17,5	11,2	1	0
22	0	0	1	0
23	3,2	1,6	1	0
24	8,7	6,7	1	0
25	0	0	1	0
26	3,5	2,3	1	0
27	0	0	1	0
28	0	0	1	0
29	2,4	0,9	1	0
30	10,6	1,9	1	0

4 Resultados

Foram realizadas otimizações através do PSO e Algoritmo genético nos casos 14 e 30 do IEEE, utilizando funções existentes no matlab como *particleswarm* e *ga*, as restrições de limites inferiores e superiores da magnitude de tensão foram inseridas no decorrer do algoritmo Fig. 4.1, nos dois métodos ocorreram a convergência, entretanto realizou-se uma comparação entre eles onde a análise de três fatores foi importante: o menor valor de perdas ativas obtido, o tempo médio de execução e o número de iterações até fluxo de potência convergir.

```

% Restrição de Tensão
voltage_limits = [0.9, 1.1]; % Limites de tensão desejados
bus_voltage = mpc.bus(:, 8); % Obtém as tensões dos barramentos do caso de teste

% Verifica e ajusta as tensões nos barramentos
idx_violation = bus_voltage < voltage_limits(1) | bus_voltage > voltage_limits(2);
bus_voltage(idx_violation) = max(min(bus_voltage(idx_violation), voltage_limits(2)), voltage_limits(1));

```

Fig. 4.1- Fragmento do algoritmo proposto evidenciando o controle de tensão

A função objetivo utilizada utilizou da seguinte equação para o cálculo de perdas,

$$loss = \frac{\left| \frac{V_k}{a_{km} e^{j\phi_{km}} - V_m} \right|^2}{r_{km} + jx_{km}} \quad (4.1)$$

Onde os termos utilizados foram definidos no capítulo 2, no código esta equação está definida dentro da função *get_losses* e pode ser verificado na Fig 4.2

```

% Realizando o fluxo de potência com as novas configurações
mpc.gen(2:end,6) = mpc.gen(2:end,6) - x'

results = runpf(mpc);

% Calculando perda ativa do sistema
[loss, fchg, tchg, dloss_dV] = get_losses(results);
loss=sum(loss(:,1));

```

Fig. 4.2- Fragmento do algoritmo utilizado evidenciando o cálculo da função objetivo

A otimização por algoritmo genético e enxame de partículas desenvolvidos neste trabalho, foram escritas na linguagem MATLAB® utilizando o toolbox Matpower R2021a®. As simulações foram realizadas utilizando um processador Intel® Core™ i3-6006U e 4 GB de memória RAM.

Para modelagem do PSO o range de inércia que controla a tendência da partícula em continuar seu movimento atual foi definido entre [0.4,1.0]. O parâmetro cognitivo (c1) que controla a influência das melhores soluções encontradas por cada partícula no seu próprio movimento. e a taxa de aprendizagem social (c2) que controla a influência das melhores soluções encontradas pelo enxame como um todo no movimento de cada partícula, no algoritmo proposto utilizou-se para ambas o valor 1. São implementadas 100 partículas iniciais que são reconfigurada 100 vezes com os ajustes cognitivos, sociais e de inércia.

Para a modelagem do Algoritmo Genético foram definidos a taxa de crossover de 80% que determina a probabilidade de ocorrer *crossover* entre dois indivíduos, a taxa de

mutação de 10% que determina a probabilidade de ocorrer mutação em um gene de um indivíduo, e o tamanho do cromossoma definido como $2 * n_barras$, que define o espaço inicial de procura. O tamanho da população é de 100 indivíduos e o número máximo de gerações foi definido como 100 gerações.

A otimização foi executada 10 vezes e o melhor valor está representado no gráfico 4.1, onde foi realizada a comparação entre as potências obtidas após as otimizações e a condição inicial, é possível verificar que em ambos os casos ocorreu uma redução de perdas consideráveis, entretanto o AG apresentou uma redução maior do que o PSO, em termos percentuais o algoritmo genético teve uma redução de 64,60% e o PSO uma redução de 60,94%.

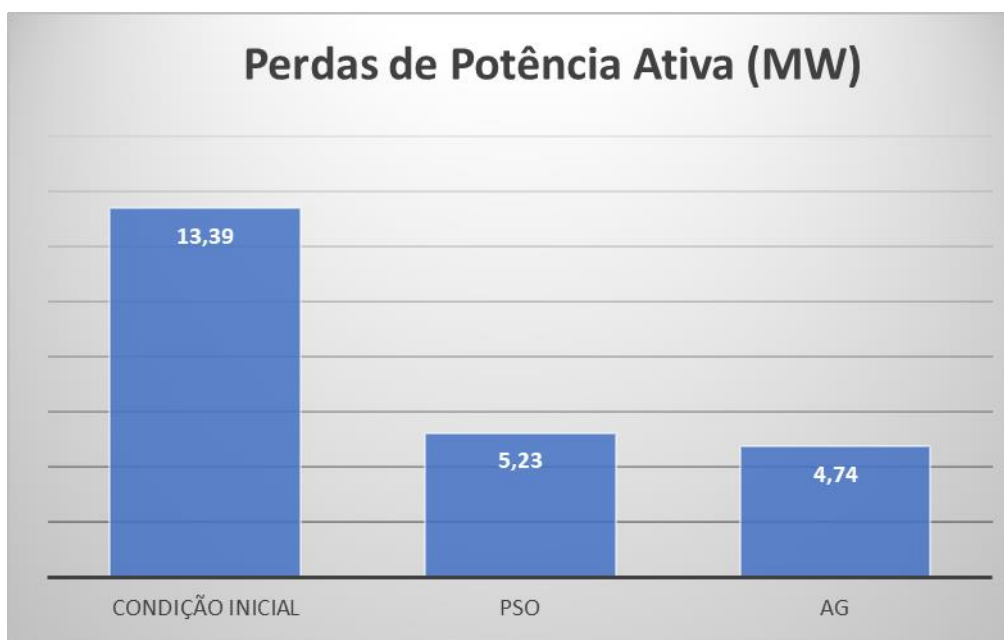


Gráfico 4.1- Comparação de perdas da potência ativa caso 14 barras IEEE

Pode-se verificar o comportamento do desempenho global através da curva de comportamento, na Fig. 4.1 está apresentando o resultado referente ao PSO e a Fig.4.2 está apresentando o resultado referente ao AG. É importante ressaltar que foi utilizado o critério de parada híbrido onde são considerados 3 fatores: atingir o número de 100 iterações, alcançar a tolerância de 10^{-6} ou se a variação do valor for menor ou igual a zero durante um período contínuo de tempo.

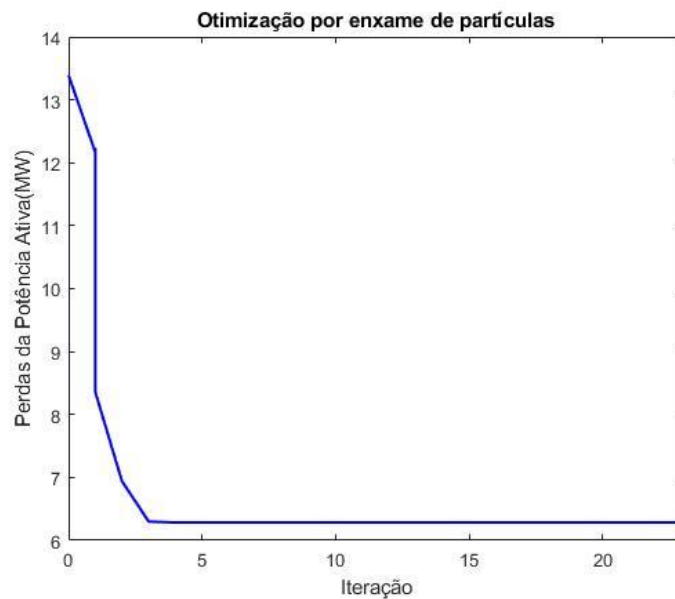


Fig.4.3- Curva de comportamento do PSO com a aplicação da melhor configuração global do caso 14 IEEE.

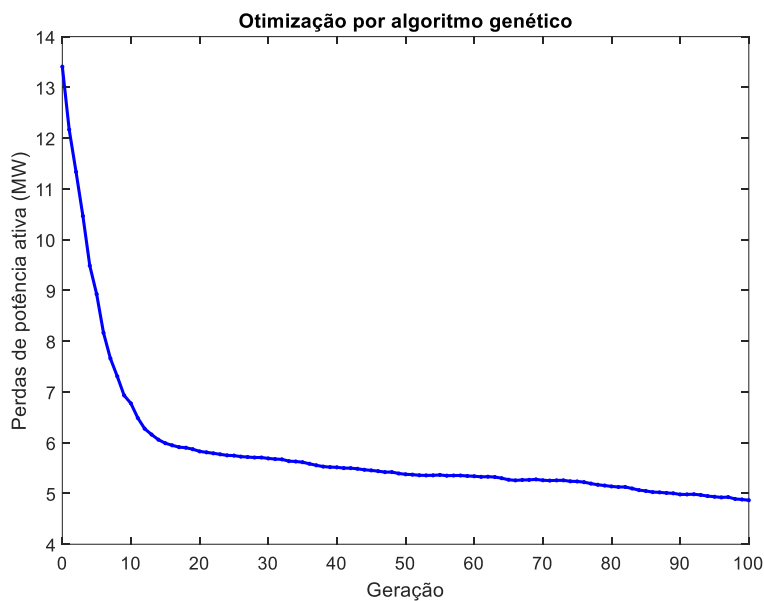


Fig.4.4- Curva de comportamento do AG com a aplicação da melhor configuração global do caso 14 IEEE.

Os limites de tensão para o caso 14 forma delimitados entre 0.95 e 1.1, os dois métodos respeitaram esses limites, e os perfis de tensão podem ser observados, na Fig.4.3. referente ao PSO e na Fig. 4.4 referente ao AG.

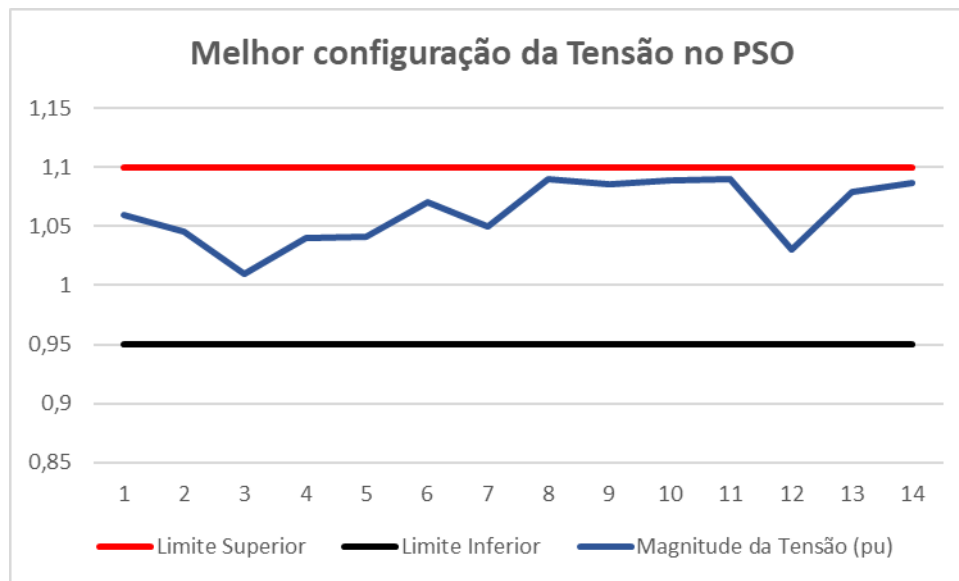


Fig.4.5- Perfil de tensão do caso 14 barras IEEE otimizado por PSO

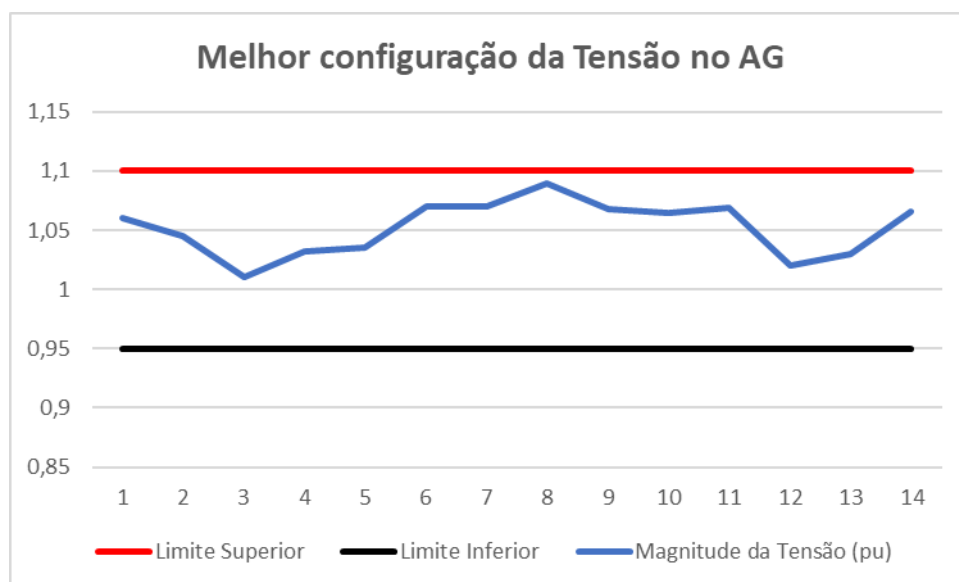


Fig.4.6- Perfil de tensão do caso 14 barras IEEE otimizado por AG

Com o intuito de realizar uma análise mais abrangente da eficiência dos métodos, é importante considerar mais um fator: o ciclo de processamento computacional exigido por cada um deles para atingir a resposta ideal. Essa perspectiva adicional de análise pode ser observada na tabela 4.1.

Tabela 4.1- Resultados obtidos relacionados processamento computacional

	AG	PSO
Número de iterações	100	23
Tempo de execução média	160,24 s	62,15 s

Com essa resposta podemos perceber que nesta situação o algoritmo genético apresenta o melhor resultado para redução das perdas ativas, porém com um tempo de processamento mais longo do que a otimização por enxame de partículas. Contudo surgiu a necessidade de verificar se ao aumentar a complexidade do sistema o comportamento permanece semelhante ou se apresenta uma mudança significativa, para isso analisou-se o caso 30 barras do IEEE.

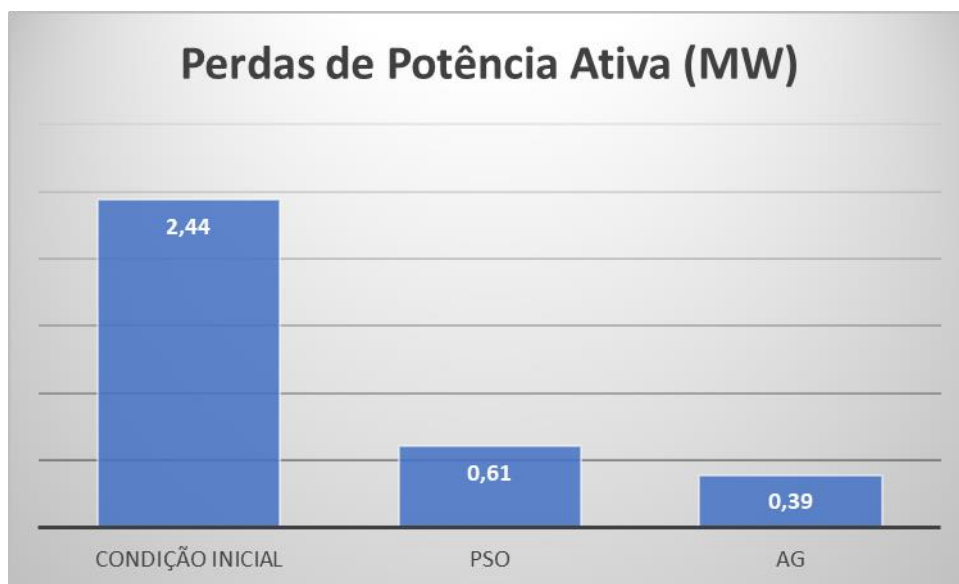


Gráfico 4.2- Comparação de perdas da potência ativa caso 30 barras IEEE

Notou-se que mesmo com a complexidade maior a otimização do algoritmo genético prevalece sobre o PSO, a nível percentual o AG reduziu 84.02 % e o PSO reduziu 75.00 %, a diferença percentual entre os dois casos de otimização dobrou em relação a análise do sistema de 14 barras, é valido ressaltar que a condição inicial do caso de 30 barras já possui um valor de perdas menor do que o caso 14, por isso a comparação é realizada em termos percentuais em comparação com a situação de início.

Através da curva de comportamento deste sistema é possível notar que na otimização por enxame de partículas ocorreu uma dificuldade maior para encontrar o ponto ótimo, essa oscilação ocorreu em todas as vezes que foram executados o código, pode-se perceber através da oscilação que pode ser verificada na Fig.4.5, enquanto que na otimização por AG a curva se mantém estável e pode ser verificada na Fig.4.6.

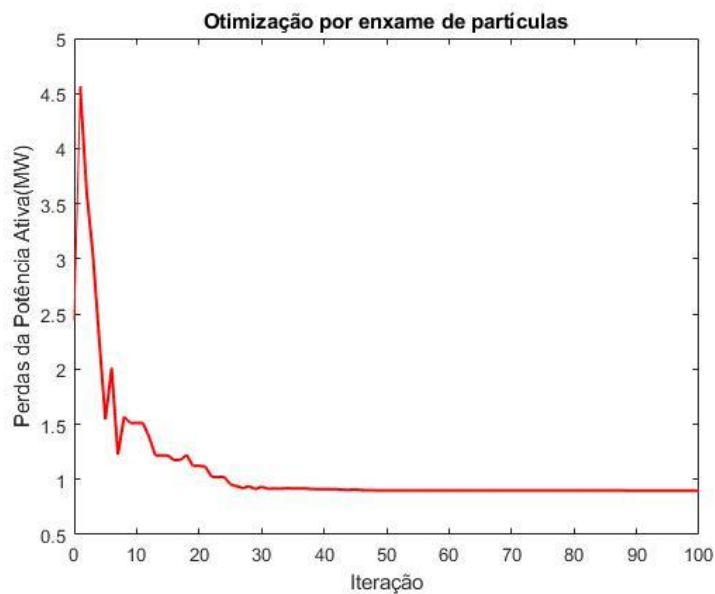


Fig.4.7- Curva de comportamento do PSO com a aplicação da melhor configuração global do caso 30 IEEE.

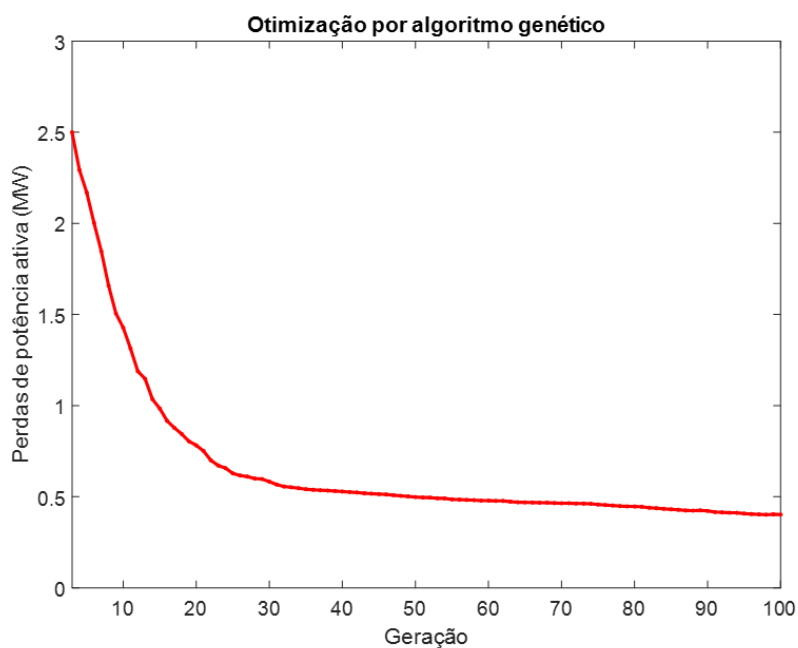


Fig.4.8- Curva de comportamento do AG com a aplicação da melhor configuração global do caso 30 IEEE.

Os limites de tensão para o caso 30 forma delimitados entre 0.9 e 1.1, os dois métodos respeitaram esses limites, e os perfis de tensão podem ser observados, na Fig.4.7. referente ao PSO e na Fig. 4.8. referente ao AG.

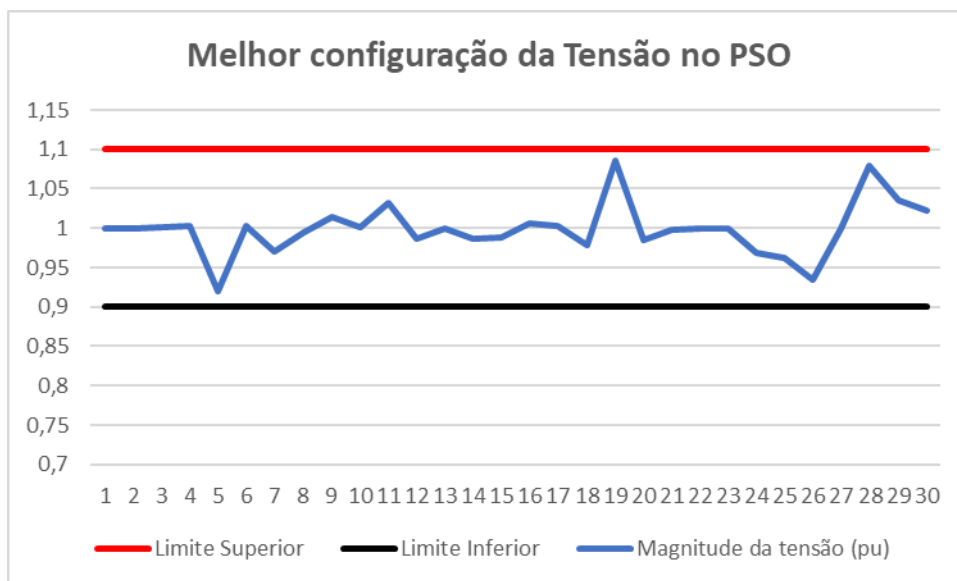


Fig.4.9- Perfil de tensão do caso 30 barras IEEE otimizado por PSO

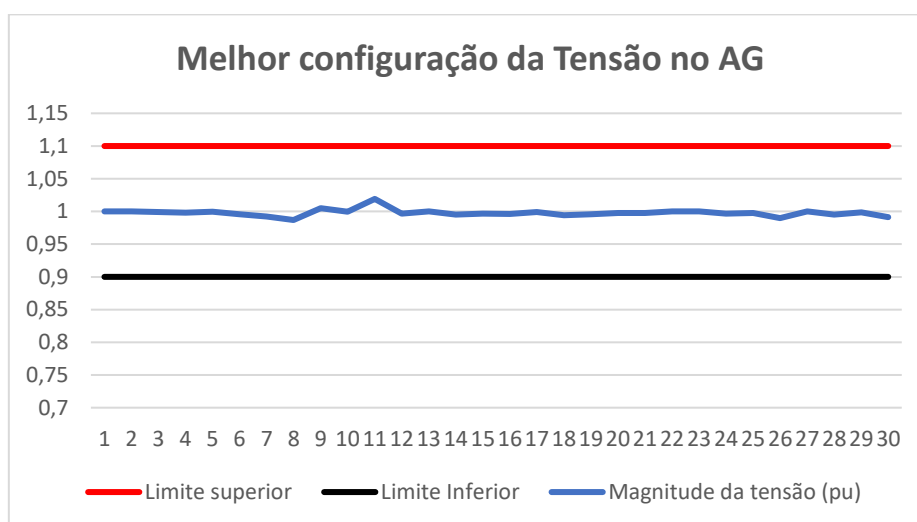


Fig.4.10- Perfil de tensão do caso 30 barras IEEE otimizado por AG

Nesta situação quando analisa-se o ciclo de processamento computacional percebe-se que para o Algoritmo genético houve um aumento do tempo de execução dentro da expectativa, enquanto que no PSO o tempo de execução quadruplicou, ficando muito próximo ao tempo do algoritmo genético. O que era uma vantagem na análise do sistema de 14 barras para o PSO, no sistema de 30 barras não foi satisfatório.

Tabela 4.2- Resultados obtidos relacionados processamento computacional do caso 30 barras IEEE

	AG	PSO
Número de iterações	100	100
Tempo de execução médio	235,39 s	217,64 s

5 Conclusão

A utilização de metodologias para aperfeiçoar o planeamento operacional das redes elétricas visam garantir a melhoria da eficiência energética do sistema, quando são introduzidas ferramentas computacionais tem-se o intuito de reduzir o tempo de processamento e os custos inerentes aquele processo.

Os dois métodos apresentaram uma boa resposta quando se avalia a redução das perdas, porém se diferem na análise do processamento computacional, o AG entretanto apresentou melhores resultados em comparação com o PSO, no caso de 14 barras o PSO apresentou uma vantagem no que diz respeito ao tempo computacional, porém essa vantagem não permaneceu ao aumentar a complexidade do sistema.

Sendo assim, conclui-se que os modelos heurísticos PSO e AG aplicado a modelagem do trânsito de potências apresentam resultados satisfatórios e eficazes para solucionar problemas de planeamento e otimização de sistemas elétricos, contudo de acordo com a rede que está sendo analisada há sempre um método que se adequa melhor.

Para trabalhos futuros, se faz interessante a análise da geração distribuída com realimentação dos resultados ótimos, para haja um aprimoramento integrado do sistema.

Referências

- [1] IEA - International Energy Agency, “Portugal 2021 Energy Policy Review”, [Online]. Disponível em: <https://iea.blob.core.windows.net/assets/a58d6151-f75f-4cd7-891e-6b06540ce01f/Portugal2021EnergyPolicyReview.pdf> [Acedido em Março 2023].
- [2] United Nations Climate Change,” Sharm el-Sheikh Climate Change Conference - November 2022”, [Online]. Disponível em: <https://unfccc.int/documents/624441> [Acedido em Março 2023].
- [3] Republica Portuguesa, “PLANO NACIONAL INTEGRADO ENERGIA-CLIMA(PNEC) 2030” [Online]. Disponível em: <https://www.portugal.gov.pt/download-ficheiros/ficheiro.aspx?v=%3D%3DBAAAAB%2BLCAAAAAAABAAzN7A0AgCuJoCuBAAAAA%3D%3D> [Acedido em Março 2023].
- [4] REN- Redes Energéticas Nacionais, “Balanço Enérgico Mensal” [Online]. Disponível em: <https://datahub.ren.pt/pt/eletricidade/balanco-mensal/> [Acedido em Março 2023].
- [5] ERSE - Entidade Reguladora dos Serviços Energéticos, “Regulamento Tarifário do Sector Eléctrico”, Agosto 2021, [Online]. Disponível em: https://www.erse.pt/media/34vd1r4t/regulamento-785-2021_rt-se.pdf
- [6] EU, 2021, Proposal for a DIRECTIVE OF THE EUROPEAN PARLIAMENT AND OF THE COUNCIL amending Directive (EU) 2018/2001 of the European Parliament and of the Council, Regulation (EU) 2018/1999 of the European Parliament and of the Council and Directive 98/70/EC of the European Parliament and of the Council as regards the promotion of energy from renewable sources, and repealing Council Directive (EU) 2015/652. [Online]. Disponível em: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX%3A52021PC0557> [Acedido em Março 2023].
- [7] L. M. d. Oliveira, Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia eléctrica para minimização de perdas ativas totais via otimização por enxame de partículas (PSO)., São Carlos: Tese de graduação, 2012.
- [8] A. J. Monticelli, Fluxo de carga em redes de energia eléctrica, São Paulo: Edgard Blucher LTDA, 1983.
- [9] J. R. F. Lemos, Modelagem de linhas de transmissão para estudos de transitórios eletromecânicos, Rio de Janeiro: Tese de graduação, 2008.
- [10] A. J. Monticelli e A. Garcia, Introdução a sistemas de energia eléctrica, São Paulo: Unicamp, 2003.
- [11] E. Acha, C. R. Fuerte-Esquivel, H. Ambriz-Pérez , C. Angeles-Camacho , “FACTS: Modelling and Simulation in Power Networks”, John Wiley & Sons, 2004

- [12] R. P. Barcelos, A. C. Marchesan, L. Zapata, S. Hunsche, G. Cardoso Jr, “Development of a Computational tool for Three-phase Power Flow analysis of Unbalanced Distribution Systems with DG” ,the 12th latin-american congress on electricity generation and transmission ,2017.
- [13] X. Wang, Y. Song, M. Irving., *Modern Power Systems Analysis.*,Springer, 2008
- [14] K. Van den Bergh, E. Delarue, W. D’haeseleer, “DC power flow in unit commitment models” in TME Working Paper – Energy and Environment,2014. [Online]. Disponivel em : <http://www.mech.kuleuven.be/tme/research/> [Acedido em Março 2023]
- [15] K. Purchala, L. Meeus, D. Van Dommelen, and R. Belmans, “Usefulness of dc power flow for active power flow analysis,” in IEEE PES general meeting, San Francisco, California, USA, 2005, p. 6. [Online]. Disponivel em : http://www.esat.kuleuven.be/electa/publications/fulltexts/pub_1456.pdf [Acedido em Março 2023]
- [16] D. Van Hertem, J. Verboomen, K. Purchala, R. Belmans, and WL Kling, “Usefulness of dc power flow for active power flow analysis with flow controlling devices”, in AC and DC Power Transmission, 2006. ACDC 2006. The 8th IEE International Conference on. IET, 2006, pp. 58–62.
- [17] M. A. P. Neto, “Implementação de fluxo de carga utilizando o método de injeção de correntes trifásico”, Rio de Janeiro , 2007
- [18] A. Monticelli , A. Garcia, O. R. Saavedra, “Fast decoupled load flow: hypothesis, derivations, and testing”, UNICAMP,Campinas, 1990.
- [19] E. Chandrasekharana, M.S.N. Potti, R. Sreeramakumarb, K.P. Mohandasb, “Improved general purpose fast decoupled load flow”, *Electrical Power and Energy Systems* 24, 2002.
- [20] A. S. Costa, K. Almeida, “Métodos Desacoplados”, UFSC,2010.
- [21] D. D. L. de Freitas, “Multi-temporal Optimal Power Flow Including Storage”, FEUP: Tese de mestrado, 2018.
- [22] E. Acha, P. Roncero-Sánchez, A. V. Jaén, L. M. Castro, B. Kazemtabrizi, “VSC-FACTS-HVDC Analysis, Modelling and Simulation in Power Grids”, Wiley, 2019.
- [23] J.C. Das, “Power Systems Handbook - Load Flow Optimization and Optimal Power Flow”, Volume 2, CRC Pres,2018.
- [24] S. J. Russell, P. Norvig. “Artificial intelligence: a modern approach”, 3rd ed, Prentice Hall, 2010
- [25] F. Ayalew, S. Hussen, G. K. Pasam, “Optimization techniques in Power System: review”, *International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology*, 2018, ISSN No. 2455-2143.
- [26] M. Niu, C. Wan, Z. Xu, “A review on applications of heuristic optimization algorithms for optimal power flow in modern power systems”, *J. Mod. Power Syst. Clean Energy* (2014) 2(4):289–297. DOI 10.1007/s40565-014-0089-4

- [27] M. A. Khanesar, M. Teshnehlab, M. A. Shoorehdeli, "A novel binary particle swarm optimization." 15th IEEE Med. Conf. Control Automation, Athens, Greece. 1 – 6, 2007.
- [28] K. Y. Lee, M. A. El-Sharkawi, "modern heuristic optimization techniques theory and applications to power systems", Wiley-interscience, 2008.
- [29] L. M. Oliveira, "Reconfiguração de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica para Minimização de Perdas Ativas Totais via Otimização por Enxame de Partículas (PSO)". Trabalho de Conclusão de Curso – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2012.
- [30] T. R. dos Santos, A. F. Picanço, "Reconfiguração de sistemas elétricos malhados aplicando a otimização por enxame de partículas binário", Salvador.
- [31] R. A. Pegado, "Reconfiguração de Redes de Distribuição de Energia Elétrica usando Otimização por Enxame de Partículas Aprimorado", Trabalho de conclusão da Pós graduação- Universidade Federal da Paraíba – UFPB,2019.
- [32] R. L. Haupt, "Genetic algorithms in electromagnetics," IEEE Transactions on Antennas and Propagation, vol. 45, no. 6, 1997.
- [33] T. M. Mohan, T. Nireekshana, "A Genetic Algorithm for Solving Optimal Power Flow Problem", IEEE,2019
- [34] F. B. Prioste , "Optimal Power Flow Using Genetic Algorithm", Brazilian Conference on Computational Intelligence,2021
- [35] X. Yu, M. Gen, "Introduction to evolutionary algorithms," in Proceedings of the IEEE, vol. 95, no. 10, 2007.
- [36] R. D. Zimmerman, C. E. Murillo-Sanchez, and R. J. Thomas, "Matpower: Steady-State Operations, Planning and Analysis Tools for Power Systems Research and Education," Power Systems, IEEE Transactions on, vol. 26, no. 1, pp. 12-19, Feb. 2011.doi: 10.1109/TPWRS.2010.2051168
- [37] 14 Bus Power Flow Test Case. [Online]. Disponível em: https://labs.ece.uw.edu/pstca/pf14/pg_tca14bus.htm [Acedido em Março 2023]
- [38] Ieee 14 bus system. [Online]. Disponível em: <https://www.pscad.com/knowledge-base/article/26> [Acedido em Março 2023]
- [39] J. Kennedy, R. C. Eberhart, Y. Shi, "Swarm Intelligence", Morgan Kaufmann Publishers,2001.
- [40] Data sheets for ieee 14 bus system. [Online]. Disponível em: https://www.researchgate.net/profile/Mohamed_Mourad_Lafifi/post/Datasheet_for_5_machine_14_bus_ieee_system2/attachment/59d637fe79197b8077995409/AS%3A395594356019200%401471328452063/download/DATA+SHEETS+FOR+IEEE+14+BUS+SYSTEM+19_appendix.pdf [Acedido em Março 2023]

- [41] IEEE 30 Bus Test Case information. [Online]. Disponível em: https://labs.ece.uw.edu/pstca/pf30/pg_tca30bus.htm. [Acedido em Março 2023]
- [42] Ieee 30 bus system. [Online]. Disponível em : <https://www.pscad.com/knowledge-base/article/27> [Acedido em Março 2023]
- [43] Data sheets for ieee 30 bus system. [Online]. Disponível em: https://alroomi.org/multimedia/Power_Flow/30BusSystem/IEEE30BusSystemDATA2.pdf [Acedido em Março 2023]