

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA**

IGOR HENRIQUE RODRIGUES

**ALOCÇÃO DE GERADORES DISTRIBUÍDOS COM CONTROLE VOLT-WATT
EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO USANDO ALGORITMO GENÉTICO**

Ilha Solteira - SP

2026



PROGRAMA DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

IGOR HENRIQUE RODRIGUES

**ALOCÇÃO DE GERADORES DISTRIBUÍDOS COM CONTROLE VOLT-WATT
EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO USANDO ALGORITMO GENÉTICO**

Trabalho de conclusão de curso
apresentado à Faculdade de Engenharia
de Ilha Solteira – UNESP, para obtenção
do título de bacharel em Engenharia
Elétrica

Orientador(a): Prof. Dr. Jonas Boas Leite

FICHA CATALOGRÁFICA
Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

R696a Rodrigues, Igor Henrique.
Alocação de geradores distribuídos com controle Volt-Watt em redes de distribuição usando algoritmo genético / Igor Henrique Rodrigues. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2026
54 f. : il.

Trabalho de conclusão de curso (Graduação em Engenharia Elétrica) - Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Engenharia, Ilha Solteira, 2026

Orientador: Jonatas Boas Leite

Inclui bibliografia

1. Algoritmo evolucionário. 2. Fluxo de potência. 3. Geração distribuída. 4. Inversores inteligentes. 5. Redes inteligentes de energia.

IMPACTO POTENCIAL DESTA PESQUISA

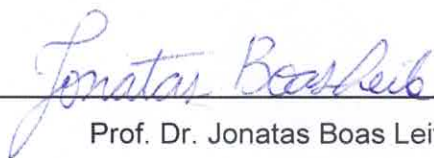
O impacto desta pesquisa fundamenta-se na convergência entre o rigor científico e o desenvolvimento sustentável, promovendo uma transição energética segura através da otimização inteligente de inversores conectados à rede, tendo em vista que o trabalho introduz uma metodologia robusta de fluxo de potência trifásico integrada a algoritmos evolucionários, gerando conhecimento de ponta alinhado a tendências globais de Smart Grids. No âmbito econômico e social, a determinação automatizada de curvas de controle reduz perdas elétricas e posterga investimentos massivos em infraestrutura pelas concessionárias, o que se traduz diretamente na modicidade tarifária para o consumidor final.

POTENTIAL IMPACT OF THIS RESEARCH

The impact of this research is based on the convergence between scientific rigor and sustainable development, promoting a safe energy transition through the intelligent optimization of grid-connected inverters, considering that the research introduces a robust three-phase power flow methodology integrated with evolutionary algorithms, generating cutting-edge knowledge aligned with global Smart Grid trends. From a socioeconomic perspective, the automated determination of control curves reduces electrical losses and postpones massive infrastructure investments by utilities, which directly translates into lower tariffs for the end consumer.

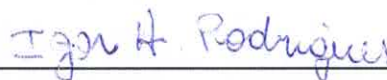
ATA DE DEFESA DE TRABALHO DE GRADUAÇÃO

Aos oito dias do mês de julho do ano de dois mil e vinte e seis, o discente **Igor Henrique Rodrigues**, matriculado sob o nº 181052555, tendo como banca examinadora o seu orientador, o Prof. Dr. Jonatas Boas Leite, o Doutorando Andres Luis Sabillon Antunez e o Mestrando Luís Eduardo Mezas Madeira, apresentou o Trabalho de Graduação intitulado: "Alocação de Geradores Distribuídos com Controle Volt-Watt em Redes de Distribuição usando Algoritmo Genético", obtendo a nota 8,0 (OITO) e conceito APROVADO.



Prof. Dr. Jonatas Boas Leite

- Orientador -



Igor Henrique Rodrigues

- Discente -



Doutorando Andres Luis Sabillon Antunez

- Membro da Banca -



Mestrando Luís Eduardo Mezas Madeira

- Membro da Banca -

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiro a Deus, que me sustentou nos momentos mais difíceis e que me permitiu chegar até aqui.

Dedico este trabalho e minha eterna gratidão a todos que estiveram comigo e me ajudaram das mais diferentes formas: ao meu pai, Adriano e minha tia, Ivete que não mediram esforços para me ajudar a concluir este sonho; à minha namorada, Pollyana, que sempre se fez presente em todos os momentos; à todos da família Bartira, que me acolheram nos momentos de dificuldade; à dona Maria Helena, que me acolheu e foi mais do que uma mãe no período em que por lá estive.

Agradeço também ao meu orientador, Jonatas, pela parceria, dedicação, compreensão e todo o suporte durante a elaboração deste trabalho.

Estendo meus agradecimentos à UNESP e a todos os professores do curso, por todo o conhecimento transmitido durante todo o período de graduação, pilares fundamentais para a minha formação acadêmica.

“As universidades serão o que são suas bibliotecas” (Gelfand, 1968, p. 19, tradução nossa).

RESUMO

O crescimento acelerado da geração distribuída, com destaque para a inserção de fontes renováveis intermitentes como a energia solar fotovoltaica, impõe severos desafios operacionais aos sistemas de distribuição de energia elétrica. O fluxo bidirecional de potência e as variações bruscas na injeção de energia frequentemente resultam em violações dos limites regulamentares de tensão e no aumento das perdas técnicas na rede. Diante desse cenário, a otimização dos recursos já existentes na rede surge como uma alternativa viável e de baixo custo em relação às tradicionais e onerosas obras de expansão da infraestrutura física. Este estudo apresenta o desenvolvimento de uma metodologia computacional focada nessa problemática, unindo um algoritmo evolucionário a um método robusto de fluxo de potência trifásico assimétrico, avaliando a população de soluções para determinar de forma automatizada a alocação de geradores e o ajuste de curvas de controle dinâmico de inversores inteligentes. O controle analisa a relação entre a tensão medida na barra e a potência ativa injetada pelo inversor, atuando diretamente na regulação do sistema elétrico.

Palavras-chave: algoritmo evolucionário; fluxo de potência; geração distribuída; inversores inteligentes; redes inteligentes de energia; sistemas de distribuição de energia elétrica.

ABSTRACT

The accelerated growth of distributed generation, particularly the integration of intermittent renewable sources such as photovoltaic solar energy, imposes severe operational challenges on electrical power distribution systems. Bidirectional power flow and abrupt variations in energy injection frequently result in violations of regulatory voltage limits and increased technical losses in the grid. In this scenario, optimizing existing grid resources emerges as a viable and low-cost alternative to traditional and expensive physical infrastructure expansion projects. This study presents the development of a computational methodology focused on this problem, combining an evolutionary algorithm with a robust three-phase asymmetric power flow method, evaluating the population of solutions to automatically determine generator allocation and adjust dynamic control curves for smart inverters. The control analyzes the relationship between the voltage measured at the bus and the active power injected by the inverter, directly influencing the regulation of the electrical system.

Keywords: evolutionary algorithm; power flow; distributed generation; smart inverters; smart power grids; electrical power distribution systems.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Distribuição dos valores de fitness obtidos para 2 GDs.....	36
Figura 2 - Magnitudes de tensão ao longo das barras para 2 GDs alocados	38
Figura 3 - Distribuição dos valores de fitness obtidos para 3 GDs.....	40
Figura 4 - Magnitudes de tensão ao longo das barras para 3 GDs alocados	43
Figura 5 - Magnitudes de tensão ao longo das barras sem GD	44

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Análise Estatística do fitness para alocação de 2 GDs	35
Tabela 2 – Análise Estatística do fitness para alocação de 3 GDs	39
Tabela 3 – Comparativo de Operação Global da Rede de Distribuição	43

LISTA DE ALGORITMOS

Algoritmo 1 – Pseudocódigo das Classes Barra e Ramo	24
Algoritmo 2 – Pseudocódigo da Classe Gerador	25
Algoritmo 3 – Pseudocódigo do Método da Varredura Iterativa	26
Algoritmo 4 – Continuação do Método da Varredura Iterativa.....	26
Algoritmo 5 – Pseudocódigo da Aplicação do Controle Volt-Watt.....	28
Algoritmo 6 – Pseudocódigo da Função Fitness.....	30
Algoritmo 7 – Pseudocódigo do Critério de Recombinação	32

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AG	Algoritmo Genético
AE	Algoritmos Evolucionários
GD	Geração Distribuída
NP	Tamanho de População

LISTA DE SÍMBOLOS

Símbolo	Significado	Unidade
V_{SE}	Tensão fase-neutro	(V)
V_i	Vetor de tensões trifásicas na barra i	(V)
nG	Número de Gerações	
tR	Taxa de Recombinação	
Tm	Taxa de Mutação	
p.u.	Valores por unidade	

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	OBJETIVOS	17
1.2	ESTRUTURA DO TRABALHO DE GRADUAÇÃO	18
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	20
2.1	O IMPACTO DA GERAÇÃO DISTRIBUÍDA NOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO	20
2.2	INVERSORES INTELIGENTES E AS FUNÇÕES DE CONTROLE VOLT-WATT.....	20
2.3	INTELIGÊNCIA EVOLUCIONÁRIA APLICADA À OTIMIZAÇÃO DAS REDES.....	21
3	METODOLOGIA DO ALGORITMO GENÉTICO.....	23
3.1	ESTRUTURA E CODIFICAÇÃO DO CROMOSSOMO.....	23
3.2	PROCESSO DE DECODIFICAÇÃO	24
3.2.1	Varredura Inicial de Fluxo de Potência	25
3.2.2	Atuação do Controle Volt-Watt	25
3.2.3	Varredura de Convergência.....	25
3.3	FUNÇÃO DE APTIDÃO (FITNESS).....	25
3.4	OPERADOR DE RECOMBINAÇÃO	26
3.4.1	Seleção por Roleta.....	26
3.4.2	Definição do Ponto de Corte	27
3.4.3	Cruzamento de Características	27
4	IMPLEMENTAÇÃO COMPUTACIONAL E FLUXO DO ALGORITMO ...	28
4.1	MODELAGEM DAS ESTRUTURAS DE DADOS ORIENTADAS A OBJETOS.	28
4.2	ALGORITMO DE VARREDURA ITERATIVA	29
4.3	INTEGRAÇÃO COMPUTACIONAL DO CONTROLE VOLT-WATT.....	32
4.4	DECODIFICAÇÃO E FUNÇÃO DE APTIDÃO DO INDIVÍDUO	34
4.5	ESTRUTURAÇÃO GENÉTICA E CRITÉRIO DE RECOMBINAÇÃO.....	36
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	38
5.1	METODOLOGIA DE ENSAIOS	38
5.2	ANÁLISE ESTATÍSTICA DO ALGORITMO PARA O CENÁRIO COM 2 GERADORES.....	38

5.2.1	Análise do Impacto Operativo para 2 GDs alocados	41
5.3	ANÁLISE ESTATÍSTICA DO ALGORITMO PARA O CENÁRIO COM 3 GERADORES.....	43
5.3.1	Análise do Impacto Operativo para 3 GDs alocados	45
5.4	ANÁLISE COMPARATIVA DO IMPACTO OPERATIVO GLOBAL NA REDE.....	47
6	CONCLUSÃO	50
	REFERÊNCIAS	52

1 INTRODUÇÃO

A infraestrutura dos sistemas contemporâneos de distribuição de energia elétrica foi historicamente projetada sob o princípio da centralização, em que o fluxo de potência transita de maneira unidirecional e previsível das subestações de alta tensão até os consumidores finais em média e baixa tensão. No entanto, a crescente necessidade de descarbonização da matriz energética global impulsionou a inserção massiva de fontes de Geração Distribuída (GD), com notável predominância de sistemas fotovoltaicos. Essa rápida transição tecnológica força uma reconfiguração operacional nas redes de distribuição, que passam a operar ativamente com fluxos bidirecionais, desafiando os critérios tradicionais de planejamento e ultrapassando frequentemente a capacidade de hospedagem originalmente estipulada para os alimentadores (Jaramillo León, 2025).

Do ponto de vista técnico, a conexão indiscriminada e flutuante de unidades geradoras ao longo dos ramais gera impactos severos na qualidade do produto elétrico fornecido. O desalinhamento entre os períodos de máxima irradiação solar e os horários de pico de consumo local provoca elevações acentuadas nos perfis de tensão, resultando em sobretensões críticas nas barras de acoplamento e barras vizinhas. Adicionalmente, o comportamento assimétrico e intermitente dessas fontes acentua os desequilíbrios entre as fases do sistema e eleva o nível de perdas técnicas nos condutores. Diante dessas violações operacionais, as alternativas convencionais das concessionárias baseiam-se em obras onerosas de reforço físico da rede ou na imposição de limites severos para novas conexões. Tais medidas, entretanto, podem criar barreiras econômicas e regulatórias que atrasam a expansão da energia limpa, evidenciando a limitação de se tratar um problema dinâmico com soluções estáticas de infraestrutura.

Como contraponto a essas limitações físicas, normas internacionais modernas preconizam a utilização dos chamados inversores inteligentes (IEEE, 2018). Estes dispositivos eletrônicos de potência, além de realizarem a conversão de corrente, podem atuar como dispositivos reguladores locais por meio do controle Tensão-Potência Ativa (Volt-Watt). Matematicamente, essa funcionalidade baseia-se em uma curva seccional linear por partes que monitora a tensão instantânea no ponto de

acoplamento comum e define a quantidade de potência ativa que o inversor pode injetar na rede.

A formulação matemática para determinar o melhor ajuste dessas curvas de controle em conjunto com a localização espacial dos geradores resulta em um problema de programação não linear inteiro misto de alta complexidade. Para solucionar esse espaço de busca combinatorial e não convexa, as meta-heurísticas baseadas em populações, como os Algoritmos Genéticos (AG), são amplamente empregadas (MICHALEWICZ, 1996). No design dessas ferramentas evolutivas, a escolha da codificação desempenha um papel crucial: a modelagem por codificação inteira destaca-se ao mapear as variáveis diretamente em vetores de tamanho fixo equivalentes ao número de recursos disponíveis.

Dentro da lógica estrutural do AG, o procedimento de decodificação atua como a interface fundamental que traduz as informações abstratas contidas nos cromossomos (estruturas responsáveis por detalhes de funcionamento e desenvolvimento das futuras gerações) em parâmetros físicos aplicáveis à simulação elétrica real. É por meio dessa etapa que a configuração proposta por um indivíduo é injetada nos dados de um software de fluxo de potência trifásico assimétrico. O fluxo de potência calcula o estado operativo resultante de tensões e correntes na rede, fornecendo o suporte numérico indispensável para quantificar a adequação daquela solução. A partir dessas variáveis de estado, mensura-se a função de aptidão (fitness) do indivíduo por meio de critérios que reduzem a pontuação de desvios nos limites de tensão, balizando a convergência do algoritmo em direção a um cenário operativo técnico e economicamente otimizado.

1.1 OBJETIVOS

Diante desse cenário, o objetivo geral desta pesquisa é desenvolver um modelo computacional que utilize o algoritmo genético com codificação inteira para determinar de maneira otimizada a alocação de geradores. Para o alcance desse propósito, foram definidos como objetivos específicos: estruturar uma rotina computacional robusta de fluxo de potência trifásico adaptada a redes assimétricas; escolher e calibrar operadores genéticos e funções de decodificação capazes de representar as

restrições físicas do sistema; e avaliar o desempenho da metodologia proposta na mitigação de sobretensões e no aumento da capacidade de integração de fontes renováveis na rede elétrica de distribuição.

1.2 ESTRUTURA DO TRABALHO DE GRADUAÇÃO

A presente pesquisa está organizada em 6 capítulos:

No Capítulo 1, a introdução apresenta a contextualização do problema frente à expansão da geração fotovoltaica distribuída, as motivações técnicas para o estudo de redes ativas e o uso de inversores inteligentes.

O Capítulo 2 traz à tona a revisão da literatura e à consolidação das bases conceituais que sustentam a pesquisa, abordando os impactos técnicos decorrentes da inserção massiva de geração distribuída fotovoltaica em redes radiais, os mecanismos de regulação dinâmica local baseados em curvas de controle Volt-Watt de inversores inteligentes.

Já o Capítulo 3 detalha a fundamentação teórica e a modelagem conceitual do Algoritmo Genético desenvolvido, abordando a estratégia de codificação inteira do cromossomo, o mecanismo de decodificação acoplado à rotina elétrica trifásica e a formulação da função de aptidão baseada em metas conflitantes.

O Capítulo 4 descreve a arquitetura de classes orientada a objetos criada em C#, o funcionamento detalhado do algoritmo de fluxo de potência trifásico assimétrico por varredura *backward/forward sweep*, e como a sub-rotina de controle Volt-Watt opera de forma integrada para simular o comportamento real dos inversores.

No Capítulo 5 são expostas as simulações numéricas realizadas sobre o sistema de teste de 135 barras. Além disso, o capítulo apresenta a caracterização elétrica do cenário de referência original, a análise estatística de sensibilidade populacional do Algoritmo Genético e a validação do impacto operativo na rede.

Por fim, o Capítulo 6 sintetiza as principais contribuições técnicas e científicas consolidadas pelo software desenvolvido, correlacionando os dados estatísticos e elétricos obtidos aos objetivos iniciais do projeto.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A massiva expansão da Geração Distribuída (GD) - sobretudo representadas por sistemas fotovoltaicos em média e baixa tensão - transformou a operação das redes elétricas (Jaramillo León, 2025). Tradicionalmente, os sistemas de distribuição eram passivos e radiais, projetados para um fluxo de potência estritamente unidirecional, que fluía da subestação até os consumidores finais (Shirmohammadi et al., 1988).

2.1 O IMPACTO DA GERAÇÃO DISTRIBUÍDA NOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

Com a descentralização energética, a injeção local de potência ativa altera o balanço de fluxos no alimentador. Sob o ponto de vista benéfico, a GD atua mitigando as quedas de tensão ao longo do tronco principal e reduzindo as perdas por efeito Joule nos condutores, uma vez que supre a demanda adjacente e diminui a corrente escoada a partir do transformador principal. Contudo, em cenários de alta penetração renovável associados a períodos de baixo consumo elétrico, a potência injetada pelos geradores pode superar a carga do ramal, provocando a reversão do fluxo de potência.

Esse fenômeno de fluxo reverso faz com que a energia excedente volte à subestação, ocasionando uma elevação acentuada nos perfis de tensão, inserindo assimetrias elétricas em redes que já possuem natureza inerentemente desequilibrada devido à distribuição monofásica e bifásica de cargas (Jaramillo León, 2025). Desse modo, o mapeamento e a alocação coordenada dessas fontes tornam-se requisitos essenciais para expandir a capacidade de hospedagem do sistema sem comprometer os critérios regulamentares de qualidade de serviço e os limites físicos dos componentes do sistema.

2.2 INVERSORES INTELIGENTES E AS FUNÇÕES DE CONTROLE VOLT-WATT

Para gerenciar os impactos locais de sobretensão causados pela GD sem recorrer ao desligamento abrupto das unidades geradoras, a literatura técnica e as

normas internacionais (como a IEEE 1547-2018) estabeleceram diretrizes para o uso de inversores inteligentes dotados de funções de controle dinâmico local. Dentre as estratégias disponíveis, o controle por inclinação (*droop*) do tipo Volt-Watt destaca-se como uma das soluções mais eficientes e de menor custo de implementação (Jaramillo León, 2025).

O controle Volt-Watt atua de forma autônoma e descentralizada, monitorando continuamente a magnitude da tensão eficaz no nó onde o gerador está acoplado. Caso a tensão permaneça dentro de uma faixa operativa normal (geralmente abaixo de 0,99 valores por unidade (p.u.)), o inversor injeta a totalidade da potência ativa nominal disponível. Se a tensão ultrapassar esse primeiro limiar crítico, o dispositivo aciona uma curva de atenuação linear, reduzindo gradualmente a injeção de potência ativa em função da elevação da tensão, até atingir um limite inferior de corte de segurança.

Embora essa estratégia proteja a integridade física do circuito e impeça violações severas de sobretensão, o corte preventivo de geração ativa impõe penalidades econômicas ao proprietário do gerador, que deixa de exportar energia limpa para a rede. Portanto, o problema de planejamento contemporâneo exige que a localização espacial desses inversores seja otimizada de forma acoplada às suas curvas de sensibilidade elétricas, buscando pontos da topologia que minimizem a necessidade de atuação do controle (Strieder, 2025).

2.3 INTELIGÊNCIA EVOLUCIONÁRIA APLICADA À OTIMIZAÇÃO DE REDES

A determinação dos locais ideais para instalação de unidades de GD constitui um problema de otimização combinatória de alta complexidade, classificado como Programação Não Linear Inteiro Misto (Michalewicz, 1996). A presença de variáveis discretas associadas às equações elétricas não lineares e restrições operacionais interdependentes anula a eficácia de algoritmos de otimização locais baseados em derivadas. Nesse contexto, as meta-heurísticas de busca global, baseadas em inteligência evolucionária, ganham destaque.

Os Algoritmos Genéticos mimetizam os mecanismos de seleção natural e evolução biológica para explorar espaços de busca complexos, multimodais e não convexos (Michalewicz, 1996). O processo inicia-se com uma população de soluções candidatas (indivíduos), cujas características são mapeadas em estruturas vetoriais conhecidas como cromossomos. Através da aplicação iterativa de operadores genéticos - seleção por roleta baseada na aptidão (fitness), recombinação de características e mutação estocástica -, o AG promove uma busca balanceada entre a exploração de novas regiões do espaço e a exploração fina de soluções promissoras.

A literatura moderna demonstra que o uso de codificações inteiras ou decimais aplicadas ao AG, em detrimento das cadeias binárias tradicionais, reduz drasticamente a extensão do cromossomo e blinda o algoritmo contra a geração de soluções fisicamente inviáveis, otimizando a convergência computacional em problemas de engenharia elétrica. Assim, a união de meta-heurísticas evolutivas a resolvedores de fluxo de potência robustos representa uma solução adequada para o planejamento e operação de sistemas elétricos modernos.

3 METODOLOGIA DO ALGORITMO GENÉTICO

Matematicamente, o objetivo primordial reside em determinar o acoplamento espacial ótimo de um número fixo de fontes geradoras trifásicas assimétricas que minimize os impactos colaterais na rede, como é o caso das sobretensões. A formulação padrão do problema busca mitigar os desvios no perfil de tensão e reduzir as perdas técnicas por efeito Joule. Contudo, em alimentadores radiais de grande extensão, a injeção massiva de potência ativa pode reverter o fluxo de potência convencional, elevando as tensões a patamares regulamentares indesejados.

Para evitar violações operacionais, o problema incorpora as restrições físicas clássicas de conservação de energia, representadas pelas equações nodais de fluxo de potência, acopladas às restrições operacionais de contorno. Estas últimas estabelecem os limites normativos inferiores e superiores para as magnitudes de tensão em cada uma das fases de todas as barras da rede.

A grande complexidade matemática inserida neste modelo reside na interdependência dinâmica causada pela atuação dos inversores inteligentes. Ao operar com funções de controle local do tipo *Volt-Watt*, a potência ativa disponível para injeção por cada fonte deixa de ser um parâmetro estático e passa a ser uma função não linear dependente do estado instantâneo de tensão do próprio nó de conexão. Essa característica retira o caráter puramente determinístico das abordagens de otimização clássicas (como programação linear ou métodos baseados em gradiente), justificando o uso de meta-heurísticas de busca global, como o Algoritmo Genético, capazes de varrer espaços de soluções não convexos e multimodais de forma eficiente.

3.1 ESTRUTURA E CODIFICAÇÃO DO CROMOSSOMO

Diferente das abordagens convencionais dos AGs que utilizam strings binárias, este trabalho implementa uma codificação inteira (ou decimal). Na estrutura desenvolvida, o genótipo de cada indivíduo é representado por um vetor unidimensional de tamanho fixo, exatamente igual ao número de geradores disponíveis para alocação no sistema de distribuição. Cada posição do vetor (gene)

armazena um número inteiro que corresponde diretamente ao identificador numérico da barra (ID) onde o respectivo gerador será instalado, expresso por (1):

$$Cromossomo = [BarraGD1, BaraGD2, \dots, BarraGDn] \quad (1)$$

Esta estratégia de modelagem garante que a restrição de quantidade física de geradores seja intrinsecamente respeitada desde a inicialização da população. Consequentemente, elimina-se a necessidade de algoritmos adicionais de correção ou funções lógicas complexas para penalizar o excesso de fontes na rede (Strieder, 2025).

3.2 PROCESSO DE DECODIFICAÇÃO

A decodificação constitui a interface de tradução que conecta a representação matemática abstrata do algoritmo (genótipo) ao estado físico e operativo da rede de distribuição (fenótipo). Como o cromossomo armazena apenas índices numéricos isolados, o procedimento de decodificação é responsável por ler esses dados e reconfigurar a lógica do sistema elétrico.

O procedimento inicia-se com a leitura sequencial de cada gene do arranjo genético. O algoritmo interpreta o valor inteiro do gene e vincula a unidade geradora à respectiva barra da rede. Uma vez atualizada a distribuição espacial das fontes de energia ao longo do alimentador, o modelo invoca a rotina matemática de fluxo de potência trifásico assimétrico baseado no método de varredura *backward/forward sweep*, formalizado por Leite e Mantovani (2015).

Nesta metodologia, o fluxo de potência opera em regime acoplado com a sub-rotina de controle dinâmico *Volt-Watt*, seguindo três etapas sequenciais:

3.2.1 Varredura Inicial de Fluxo de Potência

Determina o estado operativo inicial da rede e calcula as magnitudes preliminares de tensão nas barras, considerando a injeção nominal padrão dos geradores alocados.

3.2.2 Atuação do Controle Volt-Watt

O modelo avalia os níveis de tensão obtidos na etapa anterior. Caso a tensão em uma barra com geração exceda o limiar regulamentar estabelecido pela norma IEEE 1547-2018, a função de atenuação por inclinação (*droop*) calcula a redução necessária na injeção de potência ativa (P) do inversor inteligente.

3.2.3 Varredura de Convergência

O fluxo de potência é reexecutado utilizando as potências ativas reajustadas pelos inversores, convergindo para o perfil definitivo de tensões e perdas técnicas daquela configuração.

3.3 FUNÇÃO DE APTIDÃO (FITNESS)

A função de aptidão, ou *fitness*, é o mecanismo responsável por quantificar o desempenho de cada solução proposta, atuando como o critério de seleção que direciona o processo evolutivo. Como o objetivo do problema envolve minimizar os impactos colaterais da geração distribuída, a formulação é estruturada como uma função de custo de minimização. Isso implica que um valor de fitness maior corresponde a uma melhor solução, gerando uma fórmula de inversão, conforme descrito em (2).

$$Fitness = \sum_{k=1}^{N_{barras}} \sum_{i=1}^3 |V_{SE} - V_{k,i}| + \sum_{g=1}^{N_{geradores}} \sum_{i=1}^3 \frac{10^5}{P_{g,i}} \quad (2)$$

O primeiro termo da equação calcula o somatório dos desvios absolutos de tensão em todas as três fases (*i*) de cada barra (*k*) em relação à tensão base de

referência da subestação (V_{SE}). Esse bloco atribui desvantagens qualitativas a qualquer indivíduo que provoque sobretensões ou subtensões, forçando o AG a buscar soluções que mantenham o perfil de tensão o mais plano e equilibrado possível.

O segundo termo introduz um fator de amortecimento inversamente proporcional à potência ativa real ($P_{g,i}$) injetada por cada fase de cada gerador após a atuação do controle *Volt-Watt*. Esse componente é matematicamente indispensável para evitar soluções triviais. Sem essa parcela, o algoritmo poderia solucionar o problema de sobretensão simplesmente cortando toda a geração de energia. Ao reduzir a pontuação de soluções que induzam restrições severas de potência ativa, a função de aptidão guia o processo evolucionário para encontrar locais na topologia da rede que maximizem a capacidade de hospedagem, absorvendo o máximo de energia limpa. (Jaramillo León, 2025).

3.4 OPERADOR DE RECOMBINAÇÃO

O operador de recombinação é o principal mecanismo de exploração do algoritmo evolutivo. Sua função é combinar as características benéficas de dois indivíduos distintos (pais) para gerar uma nova solução integrada (prole) que potencialmente herde as qualidades operativas de ambos (Michalewicz, 1996).

Neste trabalho, utiliza-se o método de recombinação de um único ponto adaptado para codificação inteira, executando o cruzamento genético a partir das seguintes etapas conceituais:

3.4.1 Seleção por Roleta

Dois indivíduos da população corrente são escolhidos para cruzamento através do mecanismo de roleta ponderada. Soluções com menor valor de custo (melhor *fitness*) recebem áreas proporcionalmente maiores na roleta, aumentando suas probabilidades de reprodução (Michalewicz, 1996).

3.4.2 Definição do Ponto de Corte

Um índice de corte é sorteado de forma aleatória ao longo da extensão do cromossomo, dividindo os vetores dos pais em dois segmentos distintos (inicial e final).

3.4.3 Cruzamento de Características

O primeiro descendente é gerado combinando o segmento inicial do primeiro pai com o segmento final do segundo pai. De forma simétrica inversa, o segundo descendente é composto pela porção inicial do segundo pai acoplada à porção terminal do primeiro pai.

Imediatamente após o cruzamento, ambos os descendentes passam pelo processo de decodificação e fluxo de potência para a determinação de seus respectivos valores de *fitness*. Em vez de inserir ambos os filhos na nova população de forma indiscriminada, o operador realiza uma validação competitiva local. Apenas o filho que apresentar o melhor desempenho elétrico (menor custo de *fitness*) é retornado para a população principal. Essa modificação metodológica traz aspectos positivos, como a aceleração na taxa de convergência da busca.

4 IMPLEMENTAÇÃO COMPUTACIONAL E FLUXO DO ALGORITMO

A tradução dos elementos físicos da rede de distribuição para o ambiente computacional foi realizada utilizando o paradigma da Programação Orientada a Objetos, garantindo modularidade e fidelidade matemática. A metodologia foi desenvolvida na linguagem de programação C# (C Sharp) no ambiente MS Visual Studio®

4.1 MODELAGEM DAS ESTRUTURAS DE DADOS ORIENTADAS A OBJETOS

A topologia dos nós e linhas é mapeada pelas classes Barra e Ramo. A classe Barra encapsula os vetores complexos trifásicos de potência aparente (S), tensão (V) e corrente injetada (I), além de uma lista dinâmica para rastreamento topológico de circuitos a jusante (ramosJusante). A classe Ramo gerencia os parâmetros de impedância acoplada por meio de uma matriz complexa bidimensional zRamo de ordem 3 x 3, além de armazenar o vetor de fluxo de corrente J e o estado da chave manobrável, conforme visível no Algoritmo 1.

Algoritmo 1 – Pseudocódigo das Classes Barra e Ramo

```
namespace modeloRD
{
    public class Barra
    {
        public int Numero; // A identificação da barra (ID)
        public Complex[] S; // criação complex vetor de potencia
        public List<Ramo> ramosJusante; //lista de ramos jusantes da barra
        public int num; //variavel de busca em profundidade
        public Complex[] V; // criação complex vetor de tensão
        public Complex[] I; // criação complex vetor de corrente
    }
    public class Ramo
    {
        //Dados de entrada
        public int De; //Barra de origem
        public int Para; // Barra de destino
    }
}
```

```

public Barra deBarra;
public Barra paraBarra;
public Ramo ramoMontante;
public int EstadoChave;
public Complex[] J; // criação vetor de fluxo de corrente
public Complex[][] zRamo; //declaração da matriz de impedancia da linha.
public bool ForkJoin { get; set; }
}

```

Fonte: Próprio Autor.

Para representar o acoplamento físico das fontes de energia fotovoltaica na rede, desenvolveu-se a classe Gerador. Ela possui seu próprio vetor complexo trifásico de potência nominal e uma propriedade de ancoragem do tipo Barra, estabelecendo uma referência direta na memória para o local de sua conexão, apresentado no Algoritmo 2.

Algoritmo 2 – Pseudocódigo da Classe Gerador

```

public class Gerador
{
    public int Numero; // A identificação da barra (ID)
    public Complex[] S; // criação vetor de potencia complexa
    public Barra BGD; // barra de instalação do gerador

}

```

Fonte: Próprio Autor.

4.2 ALGORITMO DE VARREDURA ITERATIVA

O cálculo do estado operativo da rede elétrica é executado pelo método {FluxodePotencia} dentro da classe Rede. Este método adota o algoritmo de varredura *backward/forward sweep*, ideal para sistemas radiais assimétricos devido à baixa exigência computacional.

Inicialmente, o algoritmo zera os fluxos e atribui à barra raiz as tensões nominais defasadas simetricamente em 120° usando a tensão base v_{SE} . Caso a flag {comGD} esteja ativa, a potência nominal dos geradores é abatida das cargas locais antes de iniciar as varreduras elétricas, conforme mostra o Algoritmo 3.

Algoritmo 3 – Pseudocódigo do Método da Varredura Iterativa

```

if (geradores != null && comGD)
{
    for (int j = 0; j < geradores.Length; j++)
    {
        for (int i = 0; i < 3; i++)
        {
            geradores[j].BGD.S[i]-= geradores[j].S[i];
        }
    }
}

```

Fonte: Próprio Autor.

Após a inicialização, o algoritmo abre um laço iterativo regulado por um critério de convergência baseado na máxima variação de potência ativa e reativa em todas as barras ($\Delta S_{\max} \leq 10^{-4}$ VA). O núcleo computacional deste laço divide-se nas duas varreduras clássicas, conforme apresentado no Algoritmo 4.

Algoritmo 4 – Continuação do Método da Varredura Iterativa

```

while (maxDPQ > tDPQ && nlte < tlte)
{
    maxDPQ = 0; // Resetar maxDPQ a cada iteração

    // 1. Varredura para trás (Backward Sweep) - Calcula as correntes nos ramos
    dos nós terminais em direção à subestação
    // Percorre os ramos na ordem inversa (do final da rede para a raiz)

```

```

for (int r = ramos.Length - 1; r >= 0; r--)
{
    if (ramos[r].EstadoChave == 1) // Apenas se o ramo estiver fechado
    {
        for (int phase = 0; phase < 3; phase++)
        {
            Complex currentFlowAtParaBus = Complex.Zero;
            if (ramos[r].paraBarra != null && ramos[r].paraBarra.I != null)
            {
                currentFlowAtParaBus = ramos[r].paraBarra.I[phase];
            }

            Complex sumOfDownstreamBranchCurrents = Complex.Zero;
            if (ramos[r].paraBarra != null && ramos[r].paraBarra.ramosJusante !=
null)
            {
                foreach (var jusanteRamo in ramos[r].paraBarra.ramosJusante)
                {
                    if (jusanteRamo.EstadoChave == 1 && jusanteRamo.J != null)
                    {
                        sumOfDownstreamBranchCurrents += jusanteRamo.J[phase];
                    }
                }
            }
            ramos[r].J[phase] = currentFlowAtParaBus +
sumOfDownstreamBranchCurrents;
        }
    }
    else
    {
        for (int phase = 0; phase < 3; phase++)
        {

```

```

        ramos[r].J[phase] = Complex.Zero;
    }
}
}
// 2. Varredura para frente (Forward Sweep) - Calcula as tensões nas barras da
subestação até as barras terminais
if (barraRaiz != null)
{
    // Inicia o DFS a partir dos ramos que saem da barra raiz
    foreach (var ramoJusanteDaRaiz in barraRaiz.ramosJusante)
    {
        dfsForward(ramoJusanteDaRaiz, ref maxDPQ);
    }
}
}

```

Fonte: Próprio Autor.

4.3 INTEGRAÇÃO COMPUTACIONAL DO CONTROLE VOLT-WATT

Uma contribuição essencial do modelo computacional desenvolvido é a inclusão do método {AplicarControleVoltWatt}. Ele simula o comportamento dinâmico dos inversores inteligentes perante as sobretensões calculadas na varredura inicial do fluxo de potência. O método monitora a magnitude da tensão em p.u. e, caso exceda o início da curva (com redução em 0,99 p.u.), aplica uma equação de interpolação linear para atenuar a injeção de potência ativa, atualizando o objeto da rede, conforme apresentado no Algoritmo 5.

Algoritmo 5 – Pseudocódigo da Aplicação do Controle Volt-Watt

```

public void AplicarControleVoltWatt()
{
    // Parâmetros da curva (Início da redução em 0.99 p.u. e corte total em 1.04 p.u.)
    double v1_pu = 0.99;
    double v2_pu = 1.04;
}

```

```

double p_min_pu = 0.2; // 20% da potência nominal como mínima

if (geradores == null) return;

foreach (var gen in geradores)
{
    for (int i = 0; i < 3; i++) // Para cada fase
    {
        double v_atual_pu = gen.BGD.V[i].Magnitude / vSE;
        double p_nominal = gen.S[i].Real;
        double q_atual = gen.S[i].Imaginary;

        if (v_atual_pu > v1_pu)
        {
            double fator_reducao;
            if (v_atual_pu >= v2_pu)
            {
                fator_reducao = p_min_pu;
            }
            else
            {
                // Interpolação Linear (Droop)
                fator_reducao = 1.0 - (1.0 - p_min_pu) * ((v_atual_pu - v1_pu) / (v2_pu
- v1_pu));
            }

            // Atualiza a potência real do gerador na barra
            double nova_p = p_nominal * fator_reducao;
            gen.BGD.S[i] = new Complex(nova_p, q_atual);
        }
    }
}

```

```

    }
}
}

```

Fonte: Próprio Autor.

4.4 DECODIFICAÇÃO E FUNÇÃO DE APTIDÃO DO INDIVÍDUO

A ligação lógica entre a estrutura matemática abstrata do Algoritmo Genético e a simulação física da rede ocorre no método {decodifica} da classe {indivíduo} (Strieder, 2025). Este método converte os inteiros salvos no cromossomo em referências espaciais e encadeia as rotinas elétricas de forma coordenada, conforme notado no Algoritmo 6.

Algoritmo 6 – Pseudocódigo da Função Fitness

```

public double fitness;
public int[] cromossomo; // Codificação inteira

// Decodificação do cromossomo para obter o valor da fitness
public void decodifica(Rede RD)
{
    // Cálculo do fitness
    this.fitness = 0.0;

    if (RD.geradores != null && this.cromossomo != null)
    {
        for (int i = 0; i < RD.geradores.Length; i++)
        {
            // 1. Obtém o número da barra que o AG escolheu para o gerador 'i'
            int numBarraDestino = this.cromossomo[i];

            // 2. Procura essa barra dentro do vetor de barras da Rede (RD) e a associa
            ao gerador
            RD.geradores[i].BGD = RD.barras.FirstOrDefault(b => b.Numero ==
            numBarraDestino);

```

```

        // 3. Se a barra não existir na rede, evita que o programa feche sozinho
        if (RD.geradores[i].BGD == null && RD.barras.Length > 0)
        {
            Console.WriteLine($"Aviso: Barra ID {numBarraDestino} não
encontrada para o gerador {i}. Usando barra padrão.");
            RD.geradores[i].BGD = RD.barras[0];
        }
    }
}

RD.FluxodePotencia();

RD.AplicarControleVoltWatt();

RD.FluxodePotencia();

for (int k = 0; k < RD.barras.Length; k++)
{
    for (int i = 0; i < 3; i++)
    {
        fitness += 1e-3/(Math.Abs(RD.vSE - RD.barras[k].V[i].Magnitude)+1e-
3);
    }
}
for (int k = 0; k < RD.geradores.Length; k++)
{
    for (int i = 0; i < 3; i++)
    {
        fitness += 1e5/(RD.geradores[k].S[i].Real+1e-3);
    }
}
}

```

4.5 ESTRUTURAÇÃO GENÉTICA E CRITÉRIO DE RECOMBINAÇÃO

A manipulação populacional é regida pela classe {AG}. Seu método executa o cruzamento de um ponto fatiando os arranjos numéricos dos genitores baseando-se em um índice aleatório.

Uma particularidade da implementação algorítmica deste projeto, inspirada no processo de elitismo local para acelerar a convergência e proteger blocos genéticos eficientes, é que a rotina decodifica ambos os descendentes gerados e realiza uma triagem competitiva imediata, retornando apenas a melhor prole para a população principal, conforme visto no Algoritmo 7 a seguir.

Algoritmo 7 – Pseudocódigo do Critério de Recombinação

```
//Operador de Recombinação
public individuo recombina(individuo pai1, individuo pai2)
{
    // aqui ocorre o processo de recombinação
    individuo filho1 = new individuo();
    individuo filho2 = new individuo();

    filho1.cromossomo = new int[pai1.cromossomo.Length];
    filho2.cromossomo = new int[pai1.cromossomo.Length];
    Random aleatorio = new Random();
    int ponto = aleatorio.Next(1, pai1.cromossomo.Length);
    for (int i = 0; i <= ponto; i++)
    {
        filho1.cromossomo[i] = pai1.cromossomo[i];
        filho2.cromossomo[i] = pai2.cromossomo[i];
    }
    for (int i = ponto + 1; i < pai1.cromossomo.Length; i++)
    {
        filho1.cromossomo[i] = pai2.cromossomo[i];
        filho2.cromossomo[i] = pai1.cromossomo[i];
    }
}
```

```
filho1.decodifica(redeD);  
filho2.decodifica(redeD);  
  
if (filho1.fitness > filho2.fitness)  
{  
    return filho1;  
}  
else  
{  
    return filho2;  
}  
}
```

Fonte: Próprio Autor.

Essa integração sistêmica assegura uma exploração ágil do espaço combinatório, combinando as propriedades determinísticas matriciais do fluxo de potência trifásico com a capacidade estocástica global do algoritmo genético.

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

O sistema elétrico utilizado como cenário de estudo para a validação do modelo computacional consiste em uma rede de distribuição radial trifásica assimétrica composta por um total de 135 barras de carga, acopladas a uma subestação, que atua como a barra raiz do alimentador, operando sob uma classe de tensão nominal de linha de 13.800 V, estabelecendo uma tensão base fase-neutro de referência V_{SE} igual a 7.967,43 V, totalizando então 136 barras topológicas, com 135 ramos. Os parâmetros utilizados para a execução do AG foram:

- Número de Gerações (nG) = 30;
- Taxa de Recombinação (tR) = 0,8;
- Taxa de Mutação T_m = 0,2.

METODOLOGIA DE ENSAIOS

Para avaliar o desempenho, a robustez e a capacidade de busca do Algoritmo Genético baseado em codificação decimal, estruturou-se um plano de ensaios composto por 25 execuções independentes e estocásticas para cada configuração avaliada. O estudo de sensibilidade computacional consistiu em analisar o comportamento do índice de aptidão (*fitness*) sob a variação do tamanho da população de indivíduos ($N_P = 13$, $N_P = 40$ e $N_P = 130$) atuando em duas frentes distintas de planejamento: o cenário de alocação de 2 unidades de Geração Distribuída (GD) e o cenário expandido com 3 unidades de GD. Vale destacar que a formulação matemática do AG foi estruturada sob o princípio da maximização, de modo que os maiores valores de *fitness* reportados correspondem aos indivíduos de melhor desempenho técnico e operativo perante as restrições do sistema elétrico.

5.2 ANÁLISE ESTATÍSTICA DO ALGORITMO PARA O CENÁRIO COM 2 GERADORES

Com o intuito de avaliar a influência do dimensionamento populacional na capacidade de busca e na repetibilidade do Algoritmo Genético, realizou-se uma análise comparativa a partir das 25 execuções independentes efetuadas para cada

tamanho de população ($N_P = 13$, $N_P = 40$ e $N_P = 130$). A Tabela 1 consolida os descritores estatísticos do fitness obtidos ao fim do processo evolutivo para a alocação de duas unidades de geração distribuída.

Tabela 1 – Análise Estatística do fitness para alocação de 2 GDs

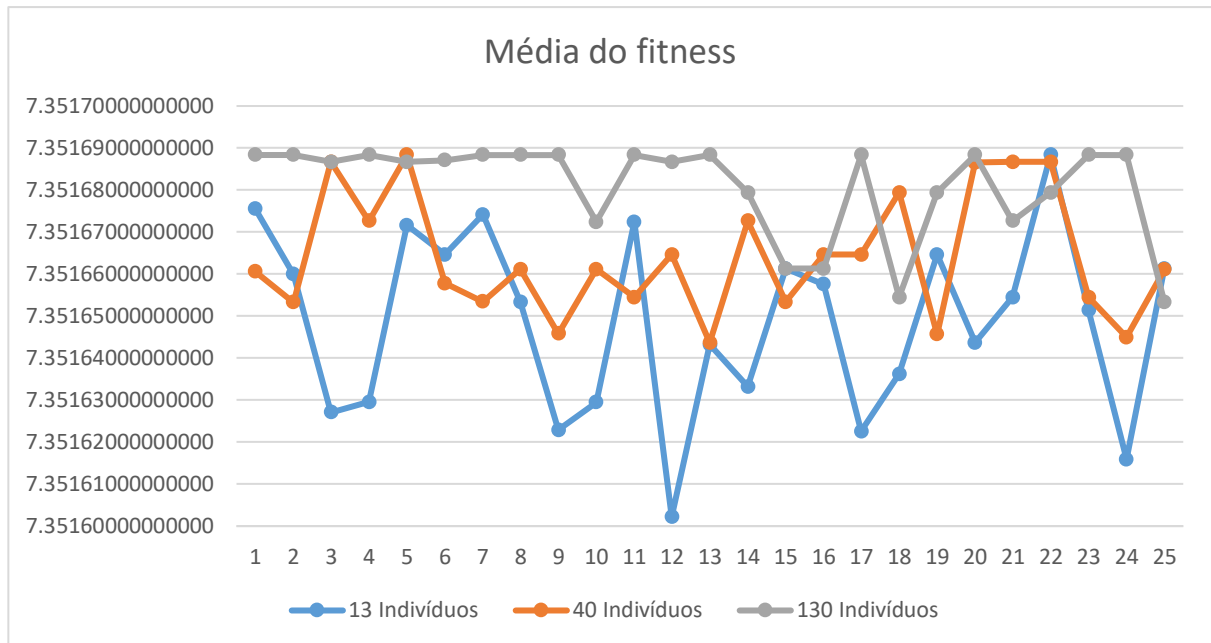
Tamanho da População (N_P)	Melhor Fitness	Média	Desvio Padrão	Variância
13 Indivíduos	7,3516883359	7,3516486493	$2,4922 \times 10^{-5}$	$6,2112 \times 10^{-10}$
40 Indivíduos	7,3516883359	7,3516641569	$1,502 \times 10^{-5}$	$2,2561 \times 10^{-10}$
130 Indivíduos	7,3516883359	7,3516808248	$1,1087 \times 10^{-5}$	$1,2292 \times 10^{-10}$

Fonte: Próprio Autor.

O comportamento das métricas de dispersão - analisado na Tabela 1 - valida empiricamente os conceitos fundamentais da computação evolutiva aplicados a sistemas de potência: à medida que o tamanho da população é ampliado de 13 para 130 indivíduos, o desvio padrão decresce de $2,4922 \times 10^{-5}$ para $1,1087 \times 10^{-5}$, acompanhado por uma redução proporcional na variância. Esse fenômeno indica que uma amostragem populacional mais densa atenua a dispersão das soluções entre as diferentes rodadas do programa, mitigando o impacto da inicialização estocástica e conferindo maior estabilidade ao algoritmo.

A Figura 1 apresenta a distribuição dos valores de fitness obtidos ao longo das 25 execuções independentes para cada arranjo populacional. Pode-se observar visualmente que a curva correspondente a $N_P = 13$ exibe um comportamento oscilatório e irregular, o que comprova estatisticamente a sua alta sensibilidade à amostragem inicial. Em contrapartida, à medida que o tamanho populacional é expandido para 40 e 130 indivíduos, as curvas tendem a se estabilizar de forma linear e contínua no patamar superior de 7,3516883359. Esse estreitamento visual das trajetórias corrobora a redução do desvio padrão e atesta que o aumento da densidade populacional mitiga o comportamento estocástico, forçando o algoritmo a convergir com segurança para o máximo global.

Figura 1 – Distribuição dos valores de fitness obtidos para 2 GDs



Fonte: Próprio Autor.

O mapeamento topológico das barras selecionadas para compor as soluções de máximo desempenho evidencia a convergência para uma região específica do alimentador. Independentemente do arranjo populacional testado, o algoritmo localizou o mesmo teto operativo absoluto de 7,3516883359. A análise detalhada dos cromossomos revela o seguinte comportamento:

- População de 13 indivíduos: O máximo absoluto foi alcançado na execução 22, mapeando a alocação dos geradores nas barras 118 e 119;
- População de 40 indivíduos: O ponto de ótimo foi obtido na execução 5, mapeando a alocação nas barras 118 e 119;
- População de 130 indivíduos: O teto de convergência estabilizou-se de forma recorrente, sendo atingido nas execuções 1, 2, 4, 13, 17 e 23, consolidando de maneira unânime a escolha pelas barras 118 e 119.

A convergência repetível para os nós 118 e 119 demonstra a robustez da meta-heurística. Embora configurações com poucos indivíduos ($N_P = 13$) consigam interceptar a solução ótima de forma esporádica devido ao sucesso em sorteios aleatórios (como observado na rodada 22), a sua média global (7,3516486493) afasta-se substancialmente do teto de eficiência. Em contrapartida, a modelagem com 130

indivíduos provou ser a mais adequada para o planejamento da rede, visto que sua média de 7,3516808248 se mantém fixada próxima ao limite superior, garantindo que o operador do sistema obtenha a alocação ideal na quase totalidade das execuções do programa.

Análise do Impacto Operativo para 2 GDs Alocados

Após a determinação das barras 118 e 119 como os pontos de acoplamento de máxima aptidão pelo Algoritmo Genético, os parâmetros ótimos foram injetados na rotina de fluxo de potência trifásico assimétrico para validar o comportamento físico do sistema. Os resultados detalhados de magnitude de tensão revelam um perfil elétrico altamente estável e em total conformidade com os critérios de qualidade regulamentares.

A análise individualizada dos nós indica que a menor magnitude de tensão registrada em todo o sistema ocorreu nas barras terminais periféricas 87, 88, 129 e 130, fixando-se no patamar de 0,9627 p.u. na fase A. Quando comparado ao comportamento típico de cauda de redes de distribuição radiais - que frequentemente enfrentam problemas de subtensão devido à distância da subestação -, o valor alcançado demonstra o benefício direto da descentralização da geração. A injeção local de potência ativa atuou elevando e equalizando a base de tensão do circuito, eliminando qualquer cenário de violação por subtensão.

Por outro lado, o monitoramento das barras que receberam as unidades de geração distribuída confirma a perfeita integração com o sistema:

- Barra 118: Registrou magnitudes de tensão estáveis de 0,9847 p.u. (Fase A), 0,9860 p.u. (Fase B) e 0,9886 p.u. (Fase C);
- Barra 119: Apresentou valores de 0,9849 p.u. (Fase A), 0,9861 p.u. (Fase B) e 0,9887 p.u. (Fase C).

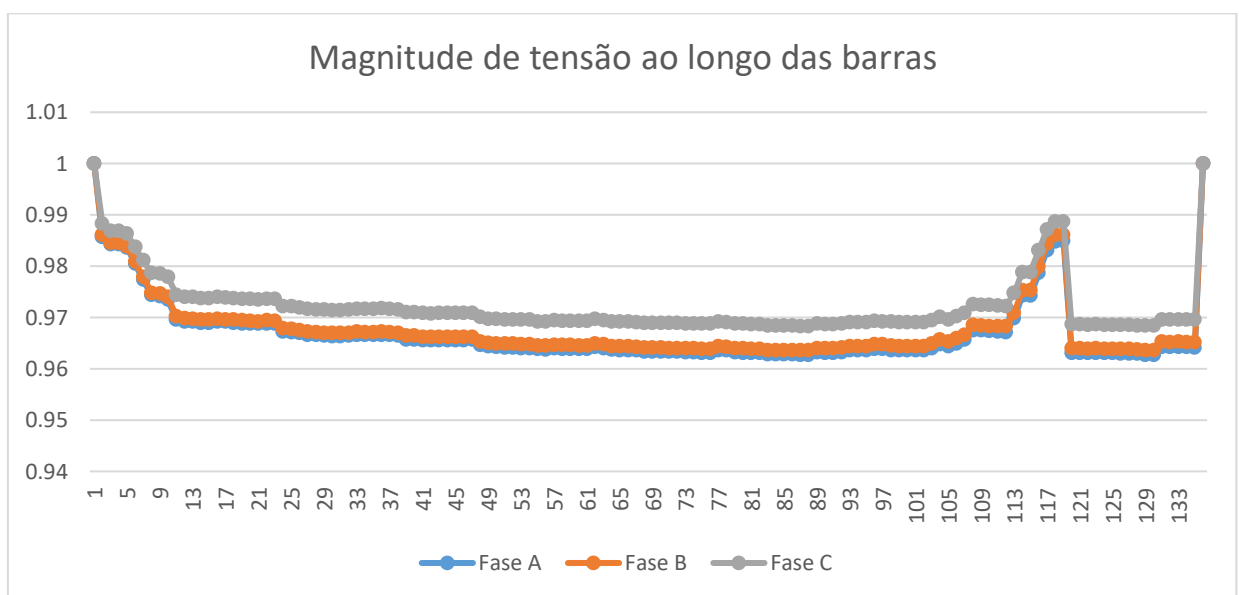
Esses patamares provam que a rede de distribuição foi perfeitamente capaz de hospedar a potência nominal total de ambos os geradores sem a necessidade de acionar o corte preventivo pela sub-rotina {AplicarControleVoltWatt}. Como as magnitudes de tensão nas barras 118 e 119 mantiveram-se confortavelmente abaixo

do limiar de ativação da inclinação de redução (estipulado em 0,99 p.u.), os inversores inteligentes operaram em sua plenitude nominal de injeção de potência ativa.

Adicionalmente, os dados de fluxo nos ramos evidenciam uma distribuição equilibrada de correntes. O ramo conectando a barra 118 à barra 119 apresentou uma corrente de 49,80 A. Sob o aspecto de desempenho computacional, o algoritmo de varredura convergiu de forma ágil, demandando um tempo médio de processamento de apenas 1,27 ms, o que atesta a viabilidade técnica de aplicação da metodologia em estudos de planejamento de tempo real ou dinâmicos.

Com o objetivo de ilustrar de forma abrangente o comportamento elétrico do alimentador e mapear o impacto da inserção de potência ativa ao longo de sua extensão, a Figura 2 traz o perfil de magnitude de tensão obtido para cada uma das três fases do sistema elétrico. O gráfico permite visualizar o comportamento descendente característico das quedas de tensão a partir da barra raiz (subestação) em direção aos ramos intermediários, seguido por uma elevação e estabilização progressiva dos níveis de tensão p.u. nas zonas terminais. Esse comportamento de recuperação do perfil elétrico evidencia visualmente o efeito de suporte de rede promovido pela alocação ótima das unidades geradoras nas barras 118 e 119.

Figura 2 – Magnitudes de tensão ao longo das barras para 2 GDs alocados



Fonte: Próprio Autor

5.3 ANÁLISE ESTATÍSTICA DO ALGORITMO PARA O CENÁRIO COM 3 GERADORES

Para o cenário expandido, a complexidade combinatória do espaço de busca torna-se significativamente superior, uma vez que o algoritmo precisa determinar simultaneamente o acoplamento coordenado de três variáveis inteiras independentes no cromossomo. O mesmo ensaio composto por 25 execuções estocásticas independentes foi aplicado para avaliar a alocação de 3 unidades de Geração Distribuída sob o efeito das três variações populacionais ($N_P = 13$, $N_P = 40$ e $N_P = 130$). A Tabela 2 apresenta a síntese dos dados estatísticos da função de aptidão calculados para este cenário.

Tabela 2 – Análise Estatística do fitness para alocação de 3 GDs

Tamanho da População (Np)	Melhor Fitness	Média	Desvio Padrão	Variância
13 Indivíduos	8,1022396668	8,1021568729	$5,5503 \times 10^{-5}$	$3,0806 \times 10^{-9}$
40 Indivíduos	8,1022390802	8,1021344699	48454×10^{-5}	$2,3478 \times 10^{-9}$
130 Indivíduos	8,1028065977	8,1022260372	$1,7412 \times 10^{-4}$	$13,0319 \times 10^{-8}$

Fonte: Próprio Autor.

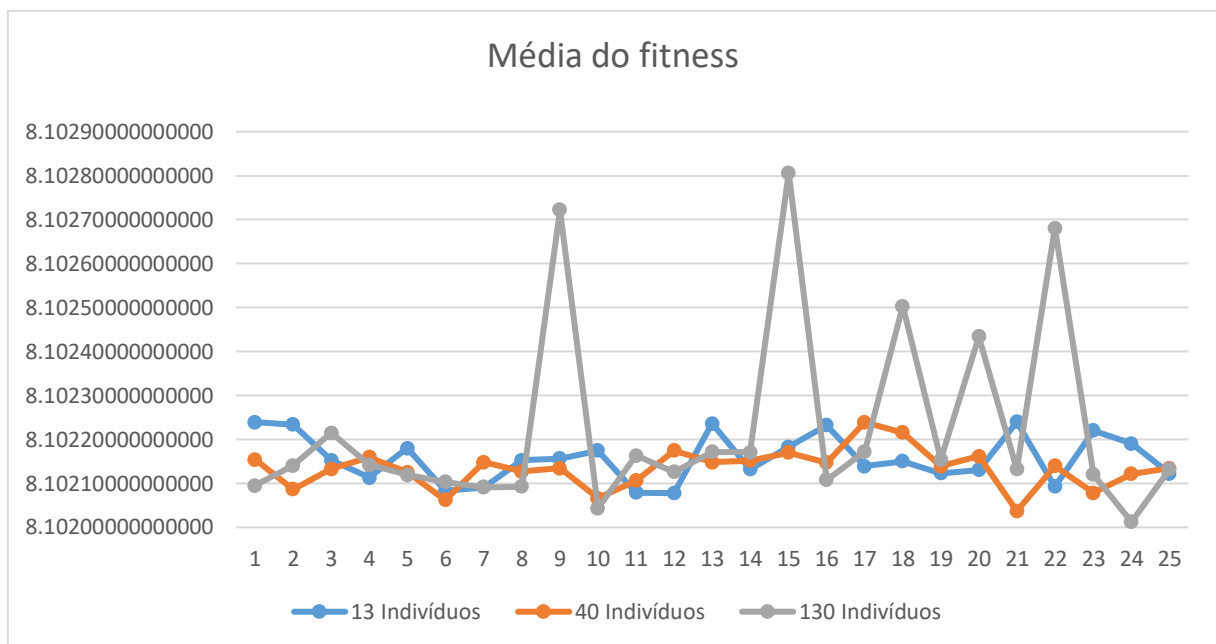
Inicialmente, observa-se que os patamares de fitness reportados na Tabela 4.2 situam-se na faixa nominal de 8,10, valor numericamente superior àquele verificado no cenário com duas unidades geradoras. Este deslocamento da base de cálculo é condizente com a modelagem matemática adotada para a função de aptidão: ao incorporar uma terceira unidade à topologia da rede, a parcela restritiva associada ao inverso da potência ativa passa a computar três frações aditivas em vez de duas. Esse fator eleva o valor absoluto de partida do fitness global sem que isso represente uma degradação real nos perfis elétricos de tensão ou um aumento de perdas técnicas no alimentador.

A solução ótima global identificada com 130 indivíduos revela um fenômeno físico e algorítmico de grande relevância para o planejamento da rede de distribuição: o Algoritmo Genético determinou como configuração ideal a concentração de duas das três fontes disponíveis na mesma localidade física (barra 119), com a primeira unidade instalada na barra 118. Esse adensamento de capacidade de geração na

cauda extrema do alimentador comprova a eficiência da meta-heurística em identificar que, para a topologia das 135 barras em estudo, o suporte maciço de potência ativa na periferia terminal do circuito sobrepuja os benefícios operacionais de se pulverizar os geradores em barras ou ramais intermediários

A distribuição e a dispersão dos valores de aptidão nas 25 rodadas para o cenário de 3 GDs estão ilustradas na Figura 3. Nota-se que, para as populações de 13 e 40 indivíduos, os resultados permanecem confinados em uma faixa estreita e homogênea na base de 8,1022. Contudo, a curva de 130 indivíduos exhibe saltos nítidos para patamares superiores de aptidão elíptica nas execuções 9, 15 e 22, expondo visualmente a capacidade do arranjo populacional mais denso em romper barreiras estocásticas e capturar os máximos globais do sistema.

Figura 3 – Distribuição dos valores de fitness obtidos para 3 GDs



Fonte: Próprio Autor

Enquanto a grande maioria das rodadas de execução estabilizou-se de forma uniforme e compacta próxima ao patamar médio de 8,1021, as execuções 9 (8,10272249), 22 (8,10268082) e, principalmente, a execução 15 (8,10280660) conseguiram saltar para picos de maximização distantes do comportamento mediano. A presença desses pontos fora da curva extremamente positivos (chamados de outliers de alta aptidão) inflacionou matematicamente o cálculo do desvio padrão da

amostra. Este comportamento evidencia que, embora o aumento do tamanho da população insira maior variabilidade ao processo, ele constitui um requisito metodológico indispensável para dotar o Algoritmo Genético da energia computacional necessária para escapar de armadilhas de máximos locais intermediários (onde as populações de 13 e 40 ficaram retidas) e alcançar as configurações de máxima eficiência operativa para o sistema elétrico (MICHALEWICZ, 1996). Isto revela que essa flutuação não decorre de uma instabilidade ou perda de eficiência do AG, mas sim do sucesso em descobrir soluções de altíssimo desempenho isoladas.

5.3.1 Análise do Impacto Operativo para 3 GDs Alocados

Após consolidar a alocação de três unidades geradoras nas barras periféricas terminais do circuito, a configuração de máxima aptidão foi processada na rotina de fluxo de potência assimétrico, com o objetivo de averiguar o comportamento físico e elétrico das variáveis de estado do sistema. Em redes de distribuição de grande extensão radial, a injeção concentrada de blocos adicionais de potência ativa tende a elevar substancialmente os níveis de tensão nas barras adjacentes, exigindo uma coordenação local rigorosa.

A análise do perfil elétrico do alimentador revelou que os limiares mínimos de tensão em regime permanente ficaram localizados nas barras 87 e 88, registrando uma magnitude de 0,9573 p.u. na fase A. Embora numericamente inferior ao patamar observado no cenário com dois geradores, este limite permanece confortavelmente dentro das margens regulamentares de qualidade de serviço, erradicando quaisquer cenários de violação por subtensão crítica.

Nas barras que receberam o suporte de geração distribuída, verificou-se o seguinte comportamento operativo:

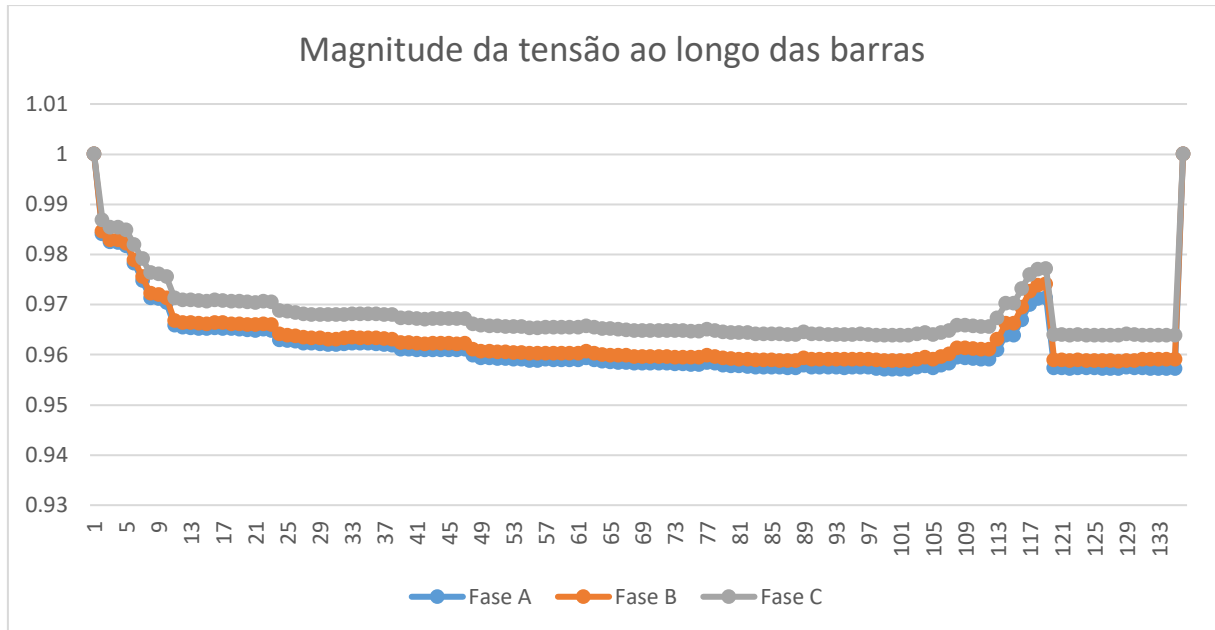
- Barra 118: Registrou níveis de tensão estáveis de 0,9711 p.u. (Fase A), 0,9738 p.u. (Fase B) e 0,9770 p.u. (Fase C);
- Barra 119: Apresentou magnitudes de 0,9713 p.u. (Fase A), 0,9741 p.u. (Fase B) e 0,9771 p.u. (Fase C).

Estes resultados demonstram um aspecto fundamental do comportamento sistêmico do circuito. Apesar de o adensamento tridimensional de geradores focar grande parte da injeção nas barras 118 e 119, os patamares de tensão p.u. resultantes estabilizaram-se abaixo do limiar de ativação crítico estipulado de 0,99 p.u. Isto significa que o próprio equilíbrio de impedâncias mútuas do alimentador e a reconfiguração espacial encontrada pelo algoritmo evolutivo permitiram absorver integralmente o fluxo energético nominal das três fontes renováveis.

Sob a perspectiva de carregamento dos ramos, o escoamento de potência entre as extremidades gerou um fluxo estável de correntes nos circuitos de ponta. O ramo que realiza a interconexão direta entre a barra 118 e a barra 119 registou correntes nominais de 62,95 A na fase A, 64,35 A na fase B e 63,74 A na fase C. Estes valores evidenciam uma condução equilibrada e segura, permanecendo distantes de patamares que ameacem a capacidade de condução térmica dos cabos ou gerem perdas excessivas por efeito Joule. Relativamente ao desempenho da computação acoplada, o tempo médio de processamento do fluxo de potência trifásico registou 1,52 ms. Este pequeno incremento em relação ao caso para 2 GDs reflete o esforço computacional extra para convergir os termos matriciais do ramo terminal, mantendo uma velocidade ideal para processamento em larga escala.

Para mapear o comportamento elétrico global da rede de distribuição sob o regime de máxima inserção renovável, a Figura 4 ilustra o perfil trifásico de magnitudes de tensão em valores por unidade (p.u.) obtido após o acoplamento ótimo de três unidades geradoras. O comportamento das curvas das fases A, B e C permite evidenciar a atenuação sistemática das quedas de tensão ao longo do alimentador principal, culminando em patamares estabilizados e lineares na zona terminal delimitada pelas barras 118 e 119, confirmando graficamente a eficácia da metodologia de suporte de rede proposta.

Figura 4 – Magnitudes de tensão ao longo das barras para 3 GDs alocados



Fonte: Próprio Autor

5.4 ANÁLISE COMPARATIVA DO IMPACTO OPERATIVO GLOBAL NA REDE

Após a validação estatística e o processamento individualizado dos cenários evolutivos, realizou-se uma avaliação conjunta dos estados operativos do sistema elétrico. O objetivo consistiu em contrastar o comportamento físico do alimentador de 135 barras sob três regimes distintos de operação: o cenário de referência original (Sem Geração Distribuída), a configuração ótima contendo 2 GDs (alocados nas barras 118 e 119) e a configuração ótima expandida com 3 GDs (concentrados nas barras 118, 119 e 119). A Tabela 3 consolida os principais indicadores elétricos e de desempenho extraídos diretamente das matrizes de convergência do fluxo de potência trifásico assimétrico para os três cenários em estudo.

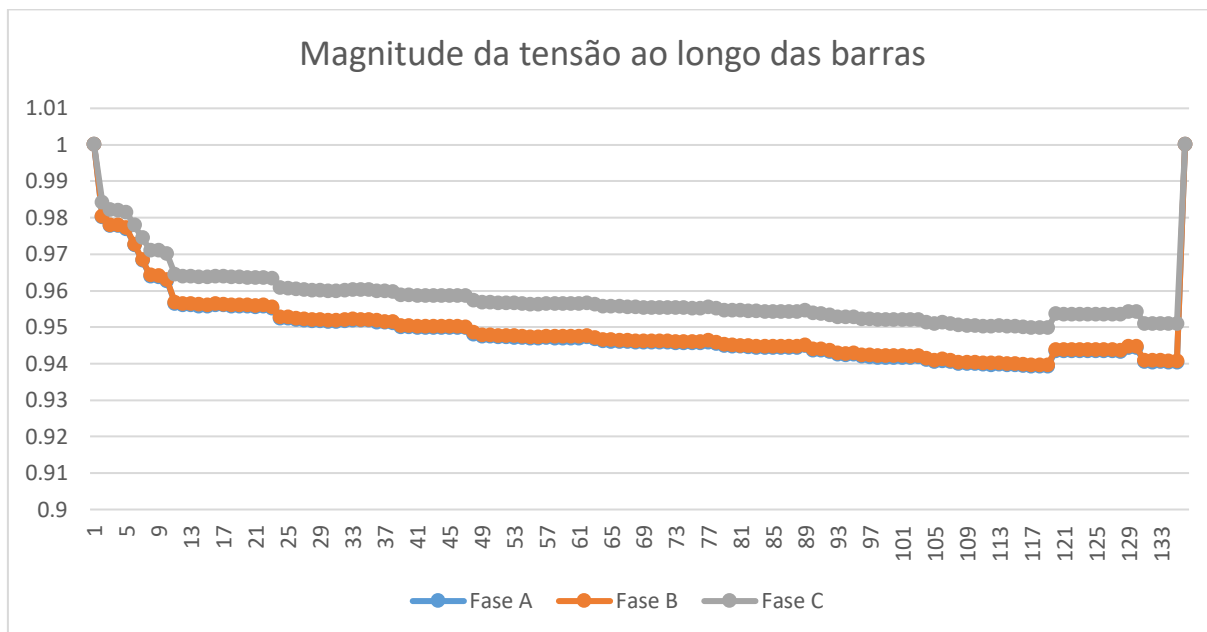
Tabela 3 – Comparativo de Operação Global da Rede de Distribuição

Indicador Elétrico	Sem GD	Com 2 GDs	Com 3 GDs
Nós de Conexão	-	118 e 119	118 e 119
Magnitude Mínima (p.u.)	0,9391	0,9627	0,9573
Barra da Menor Tensão	117,118, 119	87, 88	87, 88

Fonte: Próprio Autor.

A análise comparativa dos dados contidos na Tabela 4.3 comprova o elevado desempenho técnico da metodologia de alocação desenvolvida neste trabalho. No cenário de referência sem geração distribuída, o alimentador experimenta quedas de tensão severas nas suas zonas terminais de cauda. O ponto mais crítico registrou-se justamente nas barras 117, 118 e 119, onde a magnitude de tensão decresceu até 0,9391 p.u., aproximando-se dos limites mínimos de qualidade estipulados pelos critérios regulamentares de distribuição, conforme ilustrado na Figura 5. Esse comportamento decorre do trânsito massivo e concentrado de fluxo elétrico proveniente unicamente da subestação para suprir as cargas elétricas espalhadas ao longo do alimentador.

Figura 5 – Magnitudes de tensão ao longo das barras sem GD



Fonte: Próprio Autor

Com a inserção ótima de 2 GDs nas barras terminais 118 e 119 (mapeadas previamente pelo AG), os níveis de tensão foram amplamente corrigidos. A injeção local de potência ativa atuou de forma contrária ao fluxo de queda de tensão original, elevando o patamar mínimo global do circuito para 0,9627 p.u., deslocando a zona de menor tensão para ramais periféricos independentes, aliviando o carregamento dos condutores de montante.

No cenário expandido com 3 GDs, a concentração de geradores nas mesmas barras terminais (uma unidade na barra 118 e duas na barra 119) manteve o sistema em regime operativo altamente seguro. O fluxo de potência reportou uma tensão mínima estável de 0,9573 p.u. nas barras de cauda secundárias (87 e 88).

6 CONCLUSÃO

A presente pesquisa propôs, implementou e validou uma metodologia computacional integrada para a otimização espaço-paramétrica de geradores fotovoltaicos em sistemas de distribuição de energia elétrica. Diante do cenário de transição energética e do crescimento acelerado da geração distribuída fotovoltaica, o estudo concentrou-se em resolver o desafio combinatório de alocar estrategicamente unidades geradoras trifásicas assimétricas ao mesmo tempo em que se considera o comportamento dinâmico e regulatório dos inversores inteligentes baseados em curvas *Volt-Watt*. Para subsidiar essa análise, foi desenvolvida uma ferramenta em linguagem C# sob o paradigma da programação orientada a objetos, unindo a robustez global de um Algoritmo Genético com codificação inteira à precisão matemática do método de fluxo de potência por varredura *backward/forward sweep*.

Os ensaios numéricos executados sobre o alimentador radial de 135 barras forneceram subsídios estatísticos cruciais para validar a confiabilidade do algoritmo evolucionário. A realização de um estudo de sensibilidade amparado por 25 execuções estocásticas independentes para diferentes tamanhos de população ($N_P = 13, 40$ e 130) comprovou as premissas da teoria evolucionária. Para o cenário com duas unidades de geração distribuída, constatou-se que a ampliação da densidade populacional reduziu o desvio padrão global pela metade - decrescendo de $2,4922 \times 10^{-5}$ para $1,1087 \times 10^{-5}$ -, acompanhado por uma contração expressiva na variância do sistema. Esse comportamento atestou que uma maior amostragem genética inicial atenua a dispersão das soluções entre diferentes rodadas, conferindo estabilidade operativa e mitigando o risco de convergências prematuras em regiões de mínimos locais.

A injeção das coordenadas ótimas na rotina de fluxo de potência trifásico assimétrico chancelou os benefícios elétricos práticos da metodologia. No cenário de referência original, operando sob regime de carga nominal e sem o auxílio de geração distribuída, o sistema manifestou quedas de tensão severas provocadas pelo trânsito massivo de fluxo elétrico vindo unicamente da subestação. Sob esse regime base, as barras terminais 117, 118 e 119 operavam em 0,9391 p.u. (próximo de um patamar crítico). Com a inserção ótima de 2 GDs, o perfil elétrico foi corrigido, elevando o limite

mínimo global da rede para 0,9627 p.u. e deslocando a zona de menor tensão para ramais periféricos independentes. Já no cenário com 3 GDs, a rede absorveu integralmente o incremento de potência, registrando uma magnitude mínima de tensão estável de 0,9573 p.u.

Adicionalmente, os indicadores de desempenho computacional consolidaram a viabilidade prática da ferramenta de software desenvolvida. O solucionador do fluxo de potência baseado no método *backward/forward sweep* demonstrou alta velocidade de convergência. Enquanto o cenário sem geração distribuída demandou um tempo médio de processamento de 3,16 ms, os cenários acoplados com os parâmetros de geração distribuída reduziram essa marca para 1,27 ms (2 GDs) e 1,52 ms (3 GDs). Essa redução do tempo computacional evidenciou que a injeção coordenada de potência ativa nas barras corretas minimiza os resíduos nas equações elétricas nodais, diminuindo o número de iterações necessárias para alcançar a convergência matemática. Essa agilidade computacional credencia o algoritmo para aplicações robustas em larga escala, rotinas de planejamento expandido e sistemas de automação e controle em tempo real.

Em suma, as metas propostas para este trabalho de graduação foram plenamente atingidas. A metodologia desenvolvida conseguiu solucionar de forma unificada os problemas de alocação espacial e regulação paramétrica, oferecendo uma ferramenta científica de suporte à decisão para engenheiros e planejadores de sistemas de distribuição.

REFERÊNCIAS

JARAMILLO LEÓN, Brian Daniel. **Optimization of photovoltaic power plant allocation and smart inverter settings to maximize the distribution network's hosting capacity**. 2025. 70 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista (UNESP), Ilha Solteira, 2025.

INSTITUTE OF ELECTRICAL AND ELECTRONICS ENGINEERS (IEEE). **IEEE Std 1547-2018**: IEEE Standard for Interconnection and Interoperability of Distributed Energy Resources with Associated Electric Power Systems Interfaces. New York: IEEE, 2018.

MICHALEWICZ, Zbigniew. **Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs**. 3. ed. Berlin: Springer, 1996.

STRIEDER, Bruno Bettiol. **Análise da técnica de solução para o problema de alocação ótima das chaves seccionadoras em redes de distribuição de energia elétrica**. 2025. 61 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista (UNESP), Ilha Solteira, 2025.

SHIRMOHAMMADI, D.; HONG, H. W.; SEMLYEN, A.; LUO, G. X. A compensation-based power flow method for weakly meshed distribution and transmission networks. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 3, n. 2, p. 753-762, abr. 1988.

LEITE, J. B.; MANTOVANI, J. R. S. Development of a smart grid simulation environment, Part I: Project of the electrical devices simulator. **Journal of Control, Automation and Electrical Systems**, v. 26, n. 1, p. 80–95, fev. 2015.