

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

KAREN COELHO BIOCHE DA SILVA

**PLANEJAMENTO AC DA EXPANSÃO DA TRANSMISSÃO: UMA ABORDAGEM
SIMPLIFICADA USANDO UM ALGORITMO GENÉTICO E UM FLUXO DE CARGA
CONVENCIONAL**

MEDIANEIRA

2025

KAREN COELHO BIOCHE DA SILVA

**PLANEJAMENTO AC DA EXPANSÃO DA TRANSMISSÃO: UMA ABORDAGEM
SIMPLIFICADA USANDO UM ALGORITMO GENÉTICO E UM FLUXO DE CARGA
CONVENCIONAL**

**AC transmission expansion planning: A simplified approach using a genetic
algorithm and a conventional load flow**

Trabalho de conclusão de Curso de Graduação
apresentado como requisito para obtenção do título
Bacharel em Engenharia Elétrica da Universidade
Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR).

Orientador: Hugo Andrés Ruiz Flórez

MEDIANEIRA

2025



Esta licença permite remixe, adaptação e criação a partir do trabalho, para fins não comerciais, desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es) e que licenciem as novas criações sob termos idênticos. Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.

KAREN COELHO BIOCHE DA SILVA

**PLANEJAMENTO AC DA EXPANSÃO DA TRANSMISSÃO: UMA ABORDAGEM
SIMPLIFICADA USANDO UM ALGORITMO GENÉTICO E UM FLUXO DE
CARGA CONVENCIONAL**

Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação
apresentado como requisito para obtenção do título de
Bacharel em Engenharia Elétrica da Universidade
Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR).

Data de aprovação: 13/fevereiro/2025

Hugo Andrés Ruiz Flórez
Doutorado
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Cristiane Lionço de Oliveira
Doutorado
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Evandro André Konopatzki
Doutorado
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

MEDIANEIRA

2025

AGRADECIMENTOS

Durante a minha trajetória como estudante de engenharia, muitas pessoas se tornaram fundamentais para que hoje eu pudesse estar escrevendo esses agradecimentos no meu trabalho final de conclusão de curso. Peço desde já desculpas se o seu nome não aparecer aqui, pois são muitas pessoas, mas saiba que serei eternamente grata.

Primeiramente, obrigada Senhor, por até aqui ter me sustentado, em meio a tantas dificuldades, eu venci e até o último dia, o Senhor me promoveu que contigo eu consigo.

Agradeço aos meus pais, Edinaldo Bioche e Gemara Coelho, por sempre acreditarem em mim, por torcerem por mim antes mesmo de eu ter ingressado na universidade, sempre acreditaram na minha capacidade. Mãe essa vitória é nossa, infelizmente não está em vida para me ver concluir essa graduação, mas sei que de onde estiver, está vibrando comigo.

As minhas irmãs Caroline Coelho Bioche e Camila Coelho Bioche, obrigada por terem sido as minhas conselheiras, desabafar com vocês sobre as dificuldades que eu enfrentava me aliviava e me fortalecia.

Mestre, professor, conselheiro Hugo Floréz, gratidão pelos seus ensinamentos, pelas suas orientações, sem a sua ajuda esse trabalho não teria tal valor. Nunca me esquecerei do dia que me disse: “Karen, nos ainda vamos chorar e comemorar a sua formação, não desiste, vai dar tudo certo”.

E por fim, obrigada a todos professores da UTFPR-Medianeira que contribuíram com seus ensinamentos para que hoje eu pudesse receber o título de Engenheira Eletricista.

RESUMO

Convencionalmente, o problema do Planejamento da Expansão da Transmissão tem sido resolvido por meio de modelos matemáticos de otimização clássica, sendo o modelo AC o mais completo e complexo para essa finalidade. Devido à sua complexidade, tais modelos geralmente exigem softwares de otimização especializados, como AMPL, GAMS e Pyomo, para sua resolução. No entanto, uma limitação desses métodos clássicos é a obtenção de uma única solução ótima (global ou local), o que pode ser uma desvantagem significativa quando se busca um conjunto de alternativas viáveis para o problema. A superioridade da metodologia proposta reside na forma como o problema é modelado. Diferente dos trabalhos anteriores, que empregam o fluxo de potência ótima e impõem um maior número de restrições, limitando o espaço de busca, a abordagem adotada neste estudo permite explorar um conjunto mais amplo de soluções economicamente viáveis. Essa flexibilidade possibilita a obtenção de múltiplas alternativas de planejamento, tornando a metodologia uma ferramenta valiosa para a tomada de decisão. No entanto, apesar da eficiência demonstrada, a utilização do fluxo de carga convencional simplifica o modelo, tornando-o mais básico em comparação às abordagens da literatura que empregam o fluxo de potência ótima. Dessa forma, a metodologia apresentada se destaca como uma alternativa robusta e flexível para o Planejamento da Expansão da Transmissão, oferecendo soluções mais vantajosas em termos de custo e uma maior diversidade de opções. Contudo, seu potencial pode ser ampliado ao incorporar o fluxo de potência ótima, como nos modelos mais sofisticados da literatura, permitindo um refinamento ainda maior na busca por soluções otimizadas. A escolha pelo fluxo de carga convencional foi motivada pela necessidade de explorar um conjunto maior de alternativas viáveis, sem a limitação de um número excessivo de restrições, o que torna o modelo mais acessível e flexível para a análise. Neste contexto, o presente trabalho propõe uma abordagem inovadora, combinando Algoritmos Genéticos com um fluxo de carga convencional para resolver o Problema do Planejamento AC da Expansão da Transmissão. Essa metodologia permite a obtenção de múltiplas soluções, ampliando as possibilidades de escolha e adaptação às necessidades do planejamento energético. Para validar a abordagem proposta, foi utilizado o sistema Garver AC, amplamente empregado em estudos de Planejamento da Expansão da Transmissão. Os testes finais comprovaram a eficiência do modelo baseado em AG. A calibração dos parâmetros revelou que uma taxa de recombinação de 95% equilibra diversidade e preservação de boas soluções, enquanto uma taxa de mutação de 5% evita a convergência prematura. Além disso, uma população de 100 indivíduos resultou no melhor desempenho, mantendo um tempo de execução aceitável. Com esses parâmetros otimizados, os resultados obtidos foram superiores aos encontrados na literatura, sendo que em 70% das execuções as soluções foram melhores que a referência adotada. O melhor indivíduo encontrado apresentou um custo de 130 unidades monetárias, significativamente inferior ao valor de referência de 160.

Palavras-chave: algoritmos genéticos; otimização combinatória; energia elétrica – transmissão.

ABSTRACT

Conventionally, the Transmission Expansion Planning problem has been addressed using classical mathematical optimization models, with the AC model being the most complete and complex for this purpose. Due to its complexity, such models typically require specialized optimization software, such as AMPL, GAMS, and Pyomo, for their resolution. However, a limitation of these classical methods is that they yield a single optimal solution (either global or local), which can be a significant disadvantage when seeking a set of viable alternatives for the problem. The superiority of the proposed methodology lies in how the problem is modeled. Unlike previous studies that employ optimal power flow and impose a greater number of constraints—thus limiting the search space—the approach adopted in this study allows for a broader exploration of economically viable solutions. This flexibility enables the identification of multiple planning alternatives, making the methodology a valuable decision-making tool. However, despite its demonstrated efficiency, using conventional power flow simplifies the model, making it more basic compared to literature approaches that apply OPF. Thus, the presented methodology stands out as a robust and flexible alternative for Transmission Expansion Planning, offering more cost-effective solutions and a greater diversity of options. Nevertheless, its potential could be enhanced by incorporating OPF, as seen in more sophisticated models in the literature, allowing for further refinement in the search for optimized solutions. The choice of conventional power flow was motivated by the need to explore a broader set of feasible alternatives without the constraints imposed by an excessive number of restrictions, making the model more accessible and flexible for analysis. In this context, this study proposes an innovative approach that combines Genetic Algorithms with conventional power flow to solve the AC Transmission Expansion Planning problem. This methodology enables the identification of multiple solutions, expanding the range of choices and adaptability to energy planning needs. To validate the proposed approach, the Garver AC system—widely used in Transmission Expansion Planning studies—was employed. Final tests confirmed the efficiency of the GA-based model. Parameter calibration revealed that a 95% recombination rate balances diversity and the preservation of good solutions, while a 5% mutation rate prevents premature convergence. Furthermore, a population of 100 individuals yielded the best performance while maintaining an acceptable execution time. With these optimized parameters, the results obtained surpassed those found in the literature, with 70% of the executions producing solutions superior to the adopted reference. The best solution identified had a cost of 130 monetary units, significantly lower than the reference value of 160.

Keywords: genetic algorithms; combinatorial optimization; electric power transmission.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Técnicas de solução do PET.....	21
Figura 2 - Fluxograma da metodologia proposta.....	36
Figura 3 - Codificação do tipo inteira.....	37
Figura 4 - Fluxograma para criação da população.....	38
Figura 5 - Penalizações aplicada ao problema do PET, de acordo com a metodologia proposta.....	39
Figura 6 - Correção de factibilidade.....	40
Figura 7 - Configuração base do sistema Garver AC - 6 Barras.....	42
Figura 8 - População com seis indivíduos.....	44
Figura 9 - Seleção dos indivíduos, execução de uma iteração.....	48
Figura 10 - Recombinação de um ponto, execução de uma iteração.....	49
Figura 11 - Nova população, após recombinação e mutação, execução de uma iteração.....	50
Figura 12 - Melhor solução.....	50
Figura 13 - Taxa de Recombinação.....	51
Figura 14 - Taxa de Mutação.....	52
Figura 15 - Tamanho da população.....	53
Figura 16 - Função objetivo x Iterações.....	54
Figura 17 - Melhor solução encontrada pelo metodologia proposta.....	55
Figura 18 - Novas linhas a serem construídas conforme a metodologia propõem....	55
Figura 19 - Resolução do problema do PET, modelo AC.....	57

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO	10
1.1	Descrição do Problema.....	12
1.2	Hipótese	12
1.3	Objetivos	12
2.	PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DA TRANSMISSÃO	14
2.1	Modelos matemáticos aplicados ao problema do planejamento da expansão da transmissão	15
2.1.1	Modelo de Transporte.....	15
2.1.2	Modelos Híbridos.....	16
<u>2.1.2.1</u>	<u>Modelo Híbrido Não-Linear.....</u>	<u>16</u>
<u>2.1.2.2</u>	<u>Modelo Híbrido Linear</u>	<u>16</u>
2.1.3	Modelo CC.....	17
2.1.4	Modelo AC.....	18
2.2	Técnicas de Solução	21
2.2.1	Métodos exatos	21
2.2.2	Método aproximado baseado em Metaheurísticas	22
3.	ALGORITMO GENÉTICO	23
3.1	Codificação	24
3.2	População Inicial	24
3.3	Função avaliação.....	25
3.4	Penalização	25
3.5	Seleção	26
3.6	Recombinação	26
3.7	Mutação.....	27
3.8	Critério de parada.....	27
4.	FLUXO DE CARGA CONVENCIONAL	29
4.1	Método de Newton-Raphson	31
4.1.1	Algoritmo básico para resolução do subsistema 1 e subsistema 2	31
5.	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	34
5.1	Materiais	34
5.2	Modelo do Fluxo de Carga Convencional	34
5.3.1	Codificação do problema do PET	37
5.3.2	População Inicial do problema do PET	37

5.3.3	Função de avaliação do problema do PET.....	39
5.3.4	Seleção do problema do PET.....	39
5.3.5	Recombinação do problema do PET.....	39
5.3.6	Mutação do problema do PET.....	40
5.3.7	Critério de Parada do problema do PET.....	40
5.3.8	Correção de factibilidade do problema do PET	40
6.	TESTES E RESULTADOS	42
6.1	Estudo de caso.....	42
6.2	Execução de uma iteração	44
6.2.1	Definição dos parâmetros.....	44
6.2.2	Iniciar população	44
6.2.3	Modelo do fluxo de carga convencional da iteração.....	45
6.2.4	Restrições..	46
6.2.5	Função avaliação	47
6.2.6	Seleção.....	48
6.2.7	Recombinação.....	48
6.2.8	Mutação.....	49
6.2.9	Nova população.....	49
6.3	Teste Final e resultados da metodologia	50
7.	CONSIDERAÇÕES FINAIS	58
	REFERÊNCIAS.....	59

1. INTRODUÇÃO

Uma das vertentes mais clássicas e historicamente estabelecidas dentro do campo da engenharia elétrica abrange os sistemas de energia. Este domínio está relacionado com a provisão de energia elétrica e compreende quatro setores distintos: geração, transmissão, distribuição e comercialização (Miasaki, 2006).

O setor de transmissão de energia desempenha um papel fundamental na modernização e na eficiência operacional dos sistemas elétricos. Este setor apresenta grandes desafios técnicos e na implementação de tecnologias. É uma área que se concentra na transferência eficiente e confiável de eletricidade em grande escala, desempenhando um papel vital na garantia de estabilidade e disponibilidade do fornecimento de energia (Leite, 2023).

De acordo com EPE 2023, o aumento da demanda elétrica impõe desafios significativos aos sistemas de transmissão de energia. O crescimento constante na procura por eletricidade relaciona-se à urbanização, avanços tecnológicos, mudanças de hábitos, crescimento populacional, além das mudanças climáticas ter sido um dos principais fatores para este aumento. Portanto, estudos devem ser feitos para garantir que a infraestrutura de transmissão seja capaz de atender a essas novas demandas, este estudo é conhecido como Planejamento da Expansão da Transmissão (PET).

O PET, tem como objetivo encontrar a melhor maneira de expandir uma rede elétrica, isso é feito a partir de um modelo matemático inicial, considerando um futuro onde haverá mais geração e demanda de energia. A ideia principal é adicionar novos circuitos à rede de forma a gastar o mínimo possível (Oriondo, 2020).

De acordo com Oriondo 2020, para abordar o planejamento a longo prazo, costumasse recorrer a técnicas de síntese de redes. Geralmente, utilizasse modelos matemáticos simplificados que se concentram apenas na parte de potência ativa e ângulos das tensões, três modelos comumente são empregados que são os modelos de transporte, híbrido e o modelo CC, baseado no fluxo de carga linearizado.

Porém, neste trabalho afim de realizar uma representação mais precisa das condições operacionais do sistema elétrico, foi utilizado como referência a modelagem AC do problema do PET, esse modelo considera tanto a potência ativa quanto reativa, incorporando também os ângulos de fase das tensões. Embora este modelo demande mais recursos computacionais em comparação com os modelos simplificados, sua

aplicação é indispensável quando a precisão é essencial para o planejamento eficaz da expansão da transmissão (Flores, 2006).

De acordo com Aldik e Venkatesh (2023), houve recentemente um crescente interesse em adotar o modelo AC para a representação do sistema de energia na elaboração do Planejamento da Expansão da Transmissão. Esse interesse é motivado pela natureza não convexa do problema do PET, o que torna desafiador resolver eficientemente a fim de alcançar a otimalidade global por meio de métodos tradicionais. Muitos artigos, já tem utilizado as meta-heurísticas para a resolução desse problema, apesar dessa abordagem não oferecer soluções locais ótimas, é muito útil para programas do tipo não linear inteiro misto, principalmente pelo tempo computacional reduzido.

Segundo Flávio 2015, além dos modelos matemáticos, diferentes técnicas de resolução são utilizadas no problema do planejamento da expansão da transmissão. E essas podem ser qualificadas como Métodos Exatos (ME) ou Métodos Aproximados (MA). O PET pode se beneficiar do uso dos métodos exatos, porém o mesmo apresenta grandes desafios. Os métodos exatos tendem a fornecer resultados altamente precisos, porém envolvem algoritmos complexos, o que pode resultar em um tempo computacional considerável.

Já os métodos aproximados são frequentemente mais rápidos computacionalmente, isso os torna mais adequados para serem usados em sistemas elétricos de grande porte, principalmente quando o modelo matemático utilizado é o modelo AC, pois o mesmo se trata de um programa não linear inteiro misto. Só que se torna desvantajoso pela perda de precisão comparado aos métodos exatos e não oferecem uma garantia de que a solução encontrada seja à ótima (Flávio, 2015).

De acordo com Flávio 2015, dentro dos modelos aproximados existe as meta-heurísticas, são estratégias de otimização que buscam encontrar soluções aproximadas para problemas complexos como PET, como um exemplo de meta heurísticas, os algoritmos genéticos (AGs) é uma ferramenta inspirada no processo de seleção natural, os mesmos trabalham com uma população de soluções, utilizando operadores genéticos como crossover e mutação para gerar novas soluções.

O fluxo de carga convencional foi aplicado juntamente aos algoritmos genéticos, com a função de determinar o estado operacional do sistema elétrico em diversas configurações de expansão. Essa análise é amplamente utilizada em estudos de sistemas de potência, pois permite calcular as tensões nodais (em módulo e

ângulo) e os fluxos de potência em redes de transmissão, considerando condições específicas de carga, geração, além da estrutura e parâmetros da rede (Martinez, 2015).

1.1 Descrição do Problema

O crescimento da demanda por energia elétrica exige a expansão eficiente das redes de transmissão. Modelos clássicos, como o modelo AC, apesar de precisos, apresentam alta complexidade e fornecem apenas uma solução (ótimo global ou local) quando resolvidos por softwares como AMPL, GAMS e Pyomo. Neste trabalho, o Problema do Planejamento AC da Expansão da Transmissão é tratado através da combinação de algoritmos genéticos e fluxo de carga convencional, permitindo a obtenção de um conjunto de soluções. O sistema Garver AC de 6 barras é utilizado como estudo de caso.

1.2 Hipótese

O problema do PET pode ser abordado diretamente por meio da modelagem matemática, especialmente utilizando o modelo AC, com auxílio de técnicas de otimização, como métodos exatos. No entanto, outras abordagens podem ser exploradas, com o objetivo de promover melhorias no processo. Neste contexto, propõe-se resolver este problema por meio da integração do algoritmo genético e do fluxo de carga convencional através de uma aplicação computacional.

1.3 Objetivos

O objetivo geral deste trabalho é desenvolver uma metodologia que possibilite a resolução do problema do Planejamento AC da Expansão da Transmissão, usando Algoritmos Genéticos e um fluxo de carga convencional. Desta forma foi possível obter um conjunto de soluções alternativas do problema do Planejamento AC da Expansão da Transmissão que permitiu avaliar a viabilidade da metodologia proposta. Para tanto o trabalho está estruturado nos seguintes objetivos específicos:

- Definimos os modelos matemáticos que representam matematicamente o problema do Planejamento da Expansão da Transmissão;
- Implementamos computacionalmente o algoritmo genético e o fluxo de carga convencional como estratégia de solução ao problema do Planejamento da Expansão;
- Simulamos a metodologia proposta para um sistema-teste e comparamos os resultados com a solução obtida pelos autores Rider, Garcia e Romero em seu artigo Power System transmission network expansion planning using AC model publicado na IET Generation, Transmission & Distribution;
- Apresentamos os resultados da aplicação do estudo de caso e a eficiência da metodologia proposta.

2. PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DA TRANSMISSÃO

O planejamento da expansão da transmissão (PET) desempenha um papel importantíssimo no setor elétrico, sendo considerado um elemento decisivo para garantir o fornecimento confiável de energia elétrica. A partir do avanço tecnológico, crescimento populacional e da mudança para fontes de energia mais sustentáveis, a demanda elétrica tem crescido de maneira significativa, e para atender esta crescente demanda é necessário que haja estratégias de expansão do sistema de transmissão de energia. A qualidade no atendimento no mercado de energia e a confiabilidade de um sistema elétrico estão relacionados essencialmente a eficácia de sua expansão, que depende de um planejamento adequado (ONS, 2023).

O planejamento da expansão do sistema de transmissão elétrico, é um processo contínuo de tomadas de decisões, o objetivo é obter um plano que prescreva quais e onde adicionar novos sistemas de transmissão. Sendo os mais econômicos possíveis, permitindo suprir a demanda elétrica dentro das condições aceitáveis de confiabilidade. A qualidade do PET está fortemente relacionada ao processo de definição das alternativas de expansão de transmissão, juntamente com os critérios de desempenho e as regras de decisão, e para isto é necessário determinar metodologias e critérios para a solução do problema de PET (Barros, 2000).

O PET envolve uma modernização da infraestrutura de transmissão, à medida que a demanda aumenta, novas fontes de geração são introduzidas ao sistema, como eólica e solar que são consideradas fontes intermitentes, é decisivo que este tipo de planejamento seja abordado de maneira mais abrangente e eficaz. Por isso existe várias técnicas e metodologias disponíveis para a resolução deste problema. O PET é um problema de otimização, portanto para a resolução do mesmo, duas etapas devem ser levadas em consideração, que é a parte da modelagem matemática e a técnica de solução escolhida para resolver este modelo matemático (Miasaki 2006).

Cada técnica possui suas vantagens e limitações, essa diversidade nos permite considerar uma série de fatores, podendo assim realizar análises simplificadas ou completas e quanto mais completa a abordagem utilizada, melhor será a qualidade do PET. Existem vários modelos matemáticos utilizados para a resolução do problema da expansão da transmissão e da mesma forma várias técnicas de solução, portanto

a seguir serão comentados os principais modelos e técnicas aplicados no PET ao longo prazo.

2.1 Modelos matemáticos aplicados ao problema do planejamento da expansão da transmissão

A modelagem matemática tem como finalidade a adequada representação de problemas reais por meio dos modelos matemáticos, que irão estabelecer conexões entre variáveis de decisões através das relações matemáticas. Quando realiza a modelagem de um problema real é possível simular e resolver este problema, realizando previsões sobre seu comportamento sob diferentes condições. Quanto maior a precisão da representação matemática, maior se torna a complexidade na resolução, portanto é fundamental alinhar o modelo matemático com uma técnica de otimização ideal para resolvê-lo (Vanderlinde, 2013).

A modelagem matemática assegura uma representação precisa do problema real, além de viabilizar a resolução por meio das técnicas de otimização e recursos computacionais existentes (Romero, 1999).

2.1.1 Modelo de Transporte

Apresentado inicialmente por Garver, o modelo de transporte, assim como outros modelos, resolve somente o problema de capacidade de transmissão, pois o mesmo faz o PET considerando apenas a potência ativa do sistema. No modelo de transporte somente a Primeira Lei de Kirchhoff (PLK) e a capacidade de operação de circuitos e geradores são levadas em consideração (Flores, 2006). Para este contexto a modelagem matemática é um problema de programação linear inteiro misto (PLIM).

Para Flores 2006, a grande vantagem de utilizar o modelo de transporte é a linearidade, já que as restrições não-lineares foram eliminadas ao não considerar a Segunda Lei de Kirchhoff (SLK). E a desvantagem principal é que a solução proposta pelo modelo de transporte, pode estar distante da solução correspondente ao modelo CC pelo fato da desconsideração da SLK. Como o modelo de transporte é um problema de PLIM, sua resolução é complexa devido a restrição do número de linhas ser inteiro, principalmente para sistemas elétricos de grande porte.

2.1.2 Modelos Híbridos

No modelo híbrido, apenas algumas partes dos circuitos devem satisfazer a SLK. A proposta a este tipo de modelo é buscar soluções ideais que se aproximem das soluções ótimas do modelo CC, minimizando ao máximo o aumento da complexidade do problema. Os modelos híbridos são classificados em duas categorias: híbrido não-linear e híbrido linear.

2.1.2.1 Modelo Híbrido Não-Linear

O modelo Híbrido não-linear adota uma abordagem que incorpora elementos do modelo CC e do modelo de transporte, visando resolver algumas das limitações identificadas nos modelos anteriores. O modelo de transporte oferece a flexibilidade necessária para lidar com redes não conexas, porém em contrapartida as soluções encontradas são distantes das que o modelo CC encontra. Ao passo que o modelo CC enfrenta dificuldades para trabalhar com redes não conexas (Flores, 2006).

A formulação do modelo híbrido não-linear, estabelece que os circuitos já existentes na configuração base e quaisquer circuitos adicionados em paralelo a esses trajetos, devem obedecer a SLK, enquanto os novos trajetos precisam atender apenas a PLK. A modelagem matemática do problema de PET usando este modelo matemático, é modelado como um programa não linear inteiro misto. Pois as restrições referentes a SLK são não lineares e as variáveis que representam o limite de circuitos são inteiras (Vanderlinde, 2013).

2.1.2.2 Modelo Híbrido Linear

Existe uma abordagem alternativa para a modelagem híbrida, que pode ser mais fácil de resolver, uma vez que resulta em um problema linear inteiro misto. Esta abordagem é conhecida como modelo híbrido linear. Neste modelo, todos os circuitos adicionados devem obedecer exclusivamente à PLK, ou seja, os circuitos que são acrescentados aos caminhos já existentes e que já possuem circuitos, devem seguir

apenas a PLK, enquanto os circuitos adicionados em caminhos onde não existe circuitos devem igualmente respeitar a PLK. O mesmo é modelado como um Problema de Programação Linear Inteiro Misto (PLIM) (Vanderlinde, 2013).

Segundo Flores 2006, a complexidade de resolução deste tipo de modelo é próxima a complexidade de resolução do modelo de transporte, portanto, pode-se utilizar as mesmas técnicas de otimização. Além disso, o modelo híbrido linear é uma versão relaxada do modelo CC e do híbrido não-linear, conseqüentemente a solução está distante da solução do modelo CC.

2.1.3 Modelo CC

Este modelo é um modelo que se fundamenta na conexão entre os fluxos de potência ativa e as variações dos ângulos de fase, movendo-se da direção dos ângulos maiores para os ângulos menores. Esse tipo de modelo linearizado tem sido amplamente empregado na análise do planejamento da expansão de sistemas de energia elétrica (Souza e Teles, 2022).

O modelo CC oferece soluções mais precisas em comparação com o modelo de transporte. Nesse modelo, é exigido que todo o sistema atenda às duas leis de Kirchhoff em sua forma linearizada. Em outras palavras, todas as barras do sistema devem obedecer à PLK, e todos os laços existentes devem cumprir com a SLK. A inclusão da variável discreta, que está relacionada ao número de circuitos propostos e às alterações que esses circuitos provocam na matriz admitância, resulta em um problema de programação não linear de alta complexidade, especialmente para sistemas de grande escala (Flávio, 2015).

Considerado, portanto, um modelo de programação não linear inteiro misto (PNLIM) o modelo CC é descrito conforme as Equações (1) a (9).

$$\text{Min } v = \sum_{(i,j)} C_{ij} n_{ij} \quad (1)$$

$$S * f + g = d \quad (2)$$

$$f_{ij} - \gamma_{ij} * (n_{ij}^0 + n_{ij}) * (\theta_i - \theta_j) = 0 \quad (3)$$

$$|f_{ij}| \leq (n_{ij}^0 + n_{ij}) * \bar{f}_{ij} \quad (4)$$

$$0 \leq g_i \leq \bar{g}_i \quad (5)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij} \quad (6)$$

$$n_{ij} \text{ Inteiro} \quad (7)$$

$$f_{ij} \text{ Irrestrito} \quad (8)$$

$$\theta_j \text{ Irrestrito} \quad (9)$$

De acordo com Souza e Teles 2022, a Equação (1) representa a função objetivo do modelo CC, onde determina o custo ao investir em novas linhas de transmissão. A restrição (2) corresponde ao balanço de potência ativa nas barras, enquanto a restrição (3) representa a Lei de Kirchoff das tensões, também conhecida como SLK e determina, portanto, o valor de potência que pode assumir o circuito do caminho i-j, ao adicionar novas LT. Já a restrição (4) se refere à capacidade de transmissão, limitando o valor de f_{ij} para cada trecho, com o valor absoluto necessário. A restrição (5) está associada aos limites de geração nas barras, enquanto a (6) limita o número de circuitos a cada caminho i-j. Já as restrições (7), (8) e (9) são restrições próprias das variáveis destacadas.

2.1.4 Modelo AC

Quando se trata do problema do PET, a modelagem matemática mais apropriada é a utilização das relações matemáticas do fluxo de potência não linearizado AC. Entretanto, desde a introdução deste problema de planejamento, tornou-se evidente que trabalhar com modelo AC era considerado complicado devido à complexidade das relações matemáticas (Oriondo, 2020).

Poucos trabalhos fazem consideração do uso do modelo AC. Entre as vantagens do modelo AC, podem ser mencionadas: alocação eficiente de reforços, a precisão no cálculo das perdas do sistema e a incorporação da operação de equipamentos não-lineares. No entanto, uma desvantagem é a sua dificuldade em ser compatível com técnicas eficientes de otimização para a resolução do problema do PET, uma vez que este é um problema não convexo. Portanto, métodos não-lineares, como o método de Newton por exemplo, podem não convergir para uma determinada

configuração (Rezende, 2011).

O modelo AC é a formulação mais completa para o problema do planejamento da expansão e como o próprio nome do modelo diz, o mesmo é baseado nas relações do fluxo de carga AC. E a modelagem matemática assume a seguinte forma:

$$\text{Min } v = \sum_{ij \in \Omega} C_{ij} n_{ij} \quad (10)$$

$$P_{gi} - g_i^{\text{sh}} * V_i^2 - \sum_{ij \in \Omega, i < j} P_{ij}^{\text{de}} - \sum_{ij \in \Omega, i > j} P_{ji}^{\text{para}} = P_{di} \quad (11)$$

$$Q_{gi} + b_i^{\text{sh}} * V_i^2 - \sum_{ij \in \Omega, i < j} Q_{ij}^{\text{de}} - \sum_{ij \in \Omega, i > j} Q_{ji}^{\text{para}} = Q_{di} \quad (12)$$

$$P_{ij}^{\text{de}} = (n_{ij}^0 + n_{ij}) * (V_i^2 * g_{ij} - V_i * V_j (g_{ij} * \cos \theta_{ij} + b_{ij} * \text{sen } \theta_{ij})) \quad (13)$$

$$P_{ij}^{\text{para}} = (n_{ij}^0 + n_{ij}) * (V_j^2 * g_{ij} - V_i * V_j (g_{ij} * \cos \theta_{ij} - b_{ij} * \text{sen } \theta_{ij})) \quad (14)$$

$$Q_{ij}^{\text{de}} = (n_{ij}^0 + n_{ij}) * (-V_i^2 * (b_{ij}^{\text{sh}} + b_{ij}) - V_i * V_j (g_{ij} * \text{sen } \theta_{ij} - b_{ij} * \cos \theta_{ij})) \quad (15)$$

$$Q_{ij}^{\text{para}} = (n_{ij}^0 + n_{ij}) * (-V_j^2 * (b_{ij}^{\text{sh}} + b_{ij}) + V_i * V_j (g_{ij} * \text{sen } \theta_{ij} + b_{ij} * \cos \theta_{ij})) \quad (16)$$

$$(P_{ij}^{\text{de}})^2 + (Q_{ij}^{\text{de}})^2 \leq ((n_{ij} + n_{ij}^0) * S_{ij}^{\text{max}})^2 \quad (17)$$

$$(P_{ij}^{\text{para}})^2 + (Q_{ij}^{\text{para}})^2 \leq ((n_{ij} + n_{ij}^0) * S_{ij}^{\text{max}})^2 \quad (18)$$

$$P_{gi}^{\text{min}} \leq P_{gi} \leq P_{gi}^{\text{max}} \quad (19)$$

$$Q_{gi}^{\text{min}} \leq Q_{gi} \leq Q_{gi}^{\text{max}} \quad (20)$$

$$V_i^{\text{min}} \leq V_i \leq V_i^{\text{max}} \quad (21)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq n_{ij}^{\text{max}} \quad (22)$$

$$n_{ij} \text{ inteiro} \quad (23)$$

$$P_{ij}^{\text{de}}, P_{ij}^{\text{para}}, Q_{ij}^{\text{de}}, Q_{ij}^{\text{de}} \text{ irrestritos} \quad (24)$$

$$\theta_i \text{ irrestrito} \quad (25)$$

$$\theta_{\text{ref}} = 0 \quad (26)$$

Segundo Oriondo 2020, o custo de construção é representado

respectivamente por C_{ij} , o número de circuitos adicionados por n_{ij} , o número de circuitos existentes na configuração base por n_{ij}^0 , o número de máximo de circuitos que podem ser adicionados por n_{ij}^{\max} , P_{ij}^{de} representa o fluxo total de potência ativa saindo da barra i enquanto P_{ij}^{para} representa o fluxo total de potência ativa que esta entrando na barra i . Q_{ij}^{de} e Q_{ij}^{para} , representam respectivamente o fluxo de potência reativa que está saindo e entrando na barra i . O fluxo de potência máximo permitido por linha, a condutância, a susceptância, a susceptância shunt e a diferença angular da magnitude das tensões, no ramo ij estão representados respectivamente por S_{ij}^{\max} , g_{ij} , b_{ij} , b_{ij}^{sh} , θ_{ij} . Já as variáveis V_i , P_{di} , P_{gi} , Q_{di} , Q_{gi} , P_{gi}^{\min} , P_{gi}^{\max} , Q_{gi}^{\min} , Q_{gi}^{\max} , g_i^{sh} , b_i^{sh} , representam o módulo da tensão, a demanda e geração de potência ativa, a demanda e geração de potência reativa, as capacidades mínimas e máximas do gerador de potência ativa, as capacidades mínimas e máximas do gerador de potência reativa, a condutância shunt e a susceptância shunt da barra i .

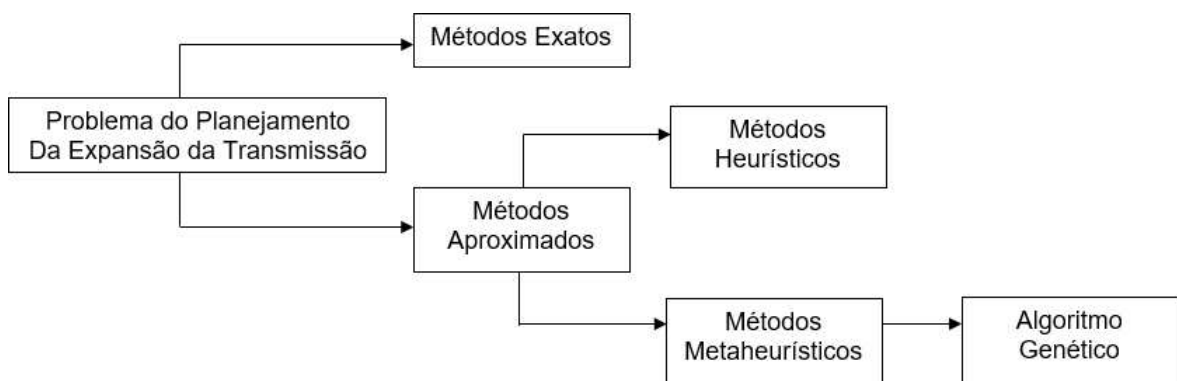
Por fim, a Equação (10) representa o investimento a ser feito ao adicionar novas linhas de transmissão de energia elétrica e as restrições (11) a (22) estão representando por essa ordem as equações da primeira lei de Kirchhoff no balanço de potências ativa e reativa em cada barra do sistema, os fluxos de potências ativa e reativa que estão saindo e entrando na barra i , os limites de capacidade de transmissão nos circuitos, os limites de geração de potência ativa e reativa nas barras que há geradores conectados, limites da magnitude de tensão nas barras e o número de linhas máximas que podem ser construídas em cada circuito (Oriondo, 2020).

A utilização do modelo CC apresenta as seguintes desvantagens: a necessidade de separar o problema de planejamento da expansão da transmissão do problema de alocação de fontes de potência reativa; frequentemente, é necessário implementar uma fase de reforço de um plano de expansão obtido usando o modelo CC para que funcione adequadamente com o modelo AC, o que implica em adições de linhas; e a dificuldade em lidar com os valores das perdas do sistema de transmissão na fase inicial do planejamento. No entanto, o modelo CC é bem estabelecido na literatura, com várias técnicas de otimização eficazes. Diferente do modelo AC, que apresenta uma certa restrição de técnicas de solução por ser um problema de programação não linear inteira mista (Flores, 2006).

2.2 Técnicas de Solução

Relacionado a resolução do problema da expansão do sistema de transmissão de energia elétrica, as literaturas propõem duas técnicas de solução, conhecidas como: métodos exatos e métodos aproximados de otimização, conforme a Figura 1, que são baseados em heurísticas (Klas, 2013). As heurísticas englobam estratégias, procedimentos e métodos com objetivos de encontrar uma boa solução, mesmo não sendo ótimas, mas em um tempo computacional razoável (Muller e Franco, 2013). Entretanto, existem também as metaheurísticas, no qual é um método utilizado para resolver problemas complexos de otimização, em que os métodos heurísticos não são efetivos e eficientes (Miasaki, 2006).

Figura 1 – Técnicas de solução do PET



Fonte: Autoria própria (2024)

2.2.1 Métodos exatos

Para Stefanello 2011, os métodos exatos se referem as técnicas matemáticas e algorítmicas utilizadas para resolver problemas de otimização. Buscam encontrar a solução ótima de um problema, no qual a otimalidade normalmente é minimizar ou maximizar uma função objetivo. Possui soluções precisas e são aplicáveis a uma ampla gama de problemas, além de serem baseados em modelos matemáticos sólidos, tornando a formulação e interpretação do problema mais clara.

Porém esses métodos costumam ser eficientes para problemas de pequena e média complexidade, pois os mesmos enfrentam desafios computacionais significativos para problemas muito grandes e complexos, sendo um deles o tempo

de execução. Essa técnica se torna muito sensível a variações e resolver problemas do tipo não-linear inteiro misto se torna difícil, o que significa que não há algoritmo eficiente para resolvê-los em tempo considerável (Stefanello, 2011).

2.2.2 Método aproximado baseado em Metaheurísticas

No problema de otimização, a seleção da técnica de resolução a ser empregue está relacionada a eficácia da solução e o tempo necessário para se obter a mesma. A maioria dos problemas não conseguem desenvolver um algoritmo exato que possa ser executado em um tempo razoável, portanto para obter soluções viáveis é necessário o uso de métodos heurísticos (Arroyo, 2002).

De acordo com Arroyo 2002, quando bem adaptados e desenvolvidos ao problema, o método pode apresentar soluções de boa qualidade em tempo compatível. Em especial, as metaheurísticas foram desenvolvidas na década de 90 para aplicações em problemas de otimização, quando as soluções eram consideradas difíceis para serem obtidas computacionalmente.

Segundo Tagliapietra 2008, a grande vantagem é que a forma de resolver um problema varia pouco quando se muda uma modelagem matemática. No planejamento de sistemas de transmissão por exemplo, a maneira utilizada para resolver os modelos matemáticos citados no item 2.1 é praticamente a mesma, por isso as metaheurísticas tem sido mais usual na resolução deste problema.

3. ALGORITMO GENÉTICO

De acordo com Rezende 2011, inúmeras ferramentas de otimização baseadas em metaheurísticas estão sendo utilizadas na solução do problema PET. Uma delas sendo os Algoritmos Genéticos (AGs). Os AGs é um método inspirado no processo de seleção natural e genética que ocorre na evolução biológica, o mesmo é projetado para mimetizar o processo evolutivo a fim de encontrar soluções de alta qualidade.

Os AGs é uma classe de algoritmos evolutivos baseados na teoria de Darwin, onde os seres sofrem mutação e os mais aptos (melhores) sobrevivem. John H. Holland em 1975 introduziu o método matematicamente adaptando-os para um modelo computacional. Sendo assim, uma população de possíveis soluções para o problema estudado evolui de acordo com operadores probabilísticos, de maneira que há uma tendência de que os indivíduos representem soluções cada vez melhores (Galhardo, 2020).

Eles não encontram necessariamente a solução ótima do problema e quando isso acontece, nem sempre conseguiram repetir este feito. Direcionam a busca das melhores soluções para o problema dentro de um espaço, utilizando históricos de resultados para definir novos espaços de busca afim de localizar uma região de dados com melhores resultados (Moreira, 2019).

Segundo Tagliarenha 2008, os AGs simples devem seguir os seguintes passos:

- a) Escolher a forma de codificação;
- b) Gerar uma população inicial;
- c) Calcular a função avaliação de cada configuração e armazenar a solução;
- d) Realizar a seleção;
- e) Implementar a recombinação;
- f) Implementar a mutação e obter a nova geração;
- g) E obter um critério de parada, se o mesmo for satisfeito, pare. Se não, retornar ao passo b.

O ponto inicial de um algoritmo genético convencional, ocorre na geração de uma população inicial de cromossomos. Essa população é composta por um conjunto

aleatório de cromossomos que representam diversas possíveis soluções para o problema proposto.

Ao longo deste processo evolutivo, a população é avaliada, e cada cromossomo recebe uma pontuação, normalmente chamada de aptidão, indicando assim a qualidade da solução representada. Geralmente os cromossomos mais aptos são selecionados, enquanto os menos aptos são descartados. Os membros que foram selecionados são submetidos a modificações em suas características fundamentais por meio de operadores de crossover e mutação, gerando, no entanto, descendentes que irá compor a próxima geração. Todo este processo é repetido até obter uma solução satisfatória (Lacerda e Carvalho, 1999).

3.1 Codificação

A codificação é a maneira que os genes dos cromossomos serão representados. Essa codificação depende da natureza das variáveis do problema analisado. Sendo assim, ela tem que ser capaz de representar a solução em todo espaço de busca. A codificação pode ser binária, onde os cromossomos são representados por bits de 0 ou 1, onde bit 1 representa a presença de uma característica e o bit 0 a ausência (Welter e Batista, 2020).

Inteira, onde cada gene representa um valor inteiro. Codificação permutacional, adequada para problemas nos quais a ordem dos elementos é importante, entre outras (Souza e Teles, 2022).

3.2 População Inicial

Definir a população inicial é uma etapa importantíssima no projeto dos AG, ela influenciará diretamente a capacidade do algoritmo de explorar o espaço de busca e encontrar soluções de alta qualidade para o problema em questão (Souza e Teles, 2022).

A mesma deve ser gerada de forma aleatória, porém controlada, isso significa que as soluções iniciais devem ser diversas para explorar diferentes regiões no espaço de busca, mas respeitando sempre as características do problema, e quanto

maior a população maior os custos computacionais de memória e tempo (Tagliailenha, 2008).

3.3 Função avaliação

A função avaliação, também conhecida como fitness guia o AG na busca por soluções que atendam os critérios desejados. Ela é uma medida que quantifica a qualidade de uma solução candidata em relação ao problema que está sendo otimizado. Esta classificação é feita de acordo com os dados fornecidos pelos indivíduos e de seu método de avaliação escolhido (Moreira, 2019).

Para Nery 2017, há duas técnicas utilizadas no cálculo desta função fitness: *windowing* e normalização linear. Na primeira, cada cromossomo recebe um valor fitness f_i que é igual a uma constante (c) seguida da soma ou subtração da diferença da função objetivo do indivíduo analisado no momento (V_{f0i}) subtraído do valor da função objetivo do indivíduo menos apto (V_{f0w}), de acordo com a Equação (27).

$$f_i = c \pm (V_{f0i} - V_{f0w}) \quad (27)$$

Já no segundo método é aplicado uma ordenação, seja ela crescente ou decrescente, nos indivíduos, de acordo com o resultado da função objetivo e posteriormente aplicada a Equação (28). Sendo f_{melhor} o maior valor da função objetivo, i índice de cada indivíduo e d a taxa de decrescimento (Nery, 2017).

$$f_i = f_{\text{melhor}} - (i - 1) * d \quad (28)$$

3.4 Penalização

A penalização em AGs é uma técnica utilizada para lidar com as restrições do problema. Em alguns casos, as soluções geradas podem violar as restrições, e a penalização é uma maneira de incorporar essas restrições no processo de otimização. A ideia principal é aplicar uma penalidade à função objetivo sempre que uma possível solução viola uma restrição. Essa penalidade é adicionada ao valor da função objetivo, tornando essas soluções com menor aptidão, conseqüentemente menores

possibilidades de serem escolhidas para a geração de nova população (Garcia, 2014).

3.5 Seleção

Para Miasaki e Romero 2007, a seleção é um componente essencial nos algoritmos genéticos, responsável por analisar e escolher, dentro da população atual, as soluções candidatas que contribuirão para a formação da próxima geração. Seu propósito é identificar os indivíduos mais destacados na população, com a expectativa de gerar descendentes mais adaptados do que seus antecedentes.

Há vários tipos de seleções, porém o método por torneio é mais comum devido à sua eficiência e simplicidade na implementação, especialmente em problemas de maximização ou minimização. Uma vantagem específica da seleção por torneio em comparação com a seleção proporcional é que não requer a integralização das variáveis. Além disso, os valores absolutos das funções objetivo não têm tanta relevância, contribuindo assim para uma abordagem mais flexível (Miasaki e Romero, 2007).

3.6 Recombinação

Após a seleção das configurações, o próximo passo envolve a escolha de dois indivíduos para realizar a recombinação. Durante este processo, dois novos indivíduos chamados descendentes, são gerados pela combinação das informações contidas em um par de indivíduos progenitores. O sucesso do cruzamento é fundamental pois busca gerar descendentes mais aptos do que os progenitores envolvidos. O objetivo principal é explorar o material genético visando melhorar a qualidade das soluções ao longo das gerações. A escolha do tipo de cruzamento é influenciada pela representação utilizada na codificação dos indivíduos e pelas características do problema (Medeiros, 2005).

- **Recombinação de ponto único:** um ponto de corte é escolhido aleatoriamente, e os genes à direita desse ponto são trocados entre os pais para gerar dois descendentes.

- Recombinação de dois pontos: dois pontos de corte são escolhidos aleatoriamente, e a informação genética entre esses pontos é trocada entre os pais para gerar dois descendentes.
- Recombinação Uniforme: cada gene é escolhido aleatoriamente de um dos dois pais, formando os descendentes. Este método pode preservar combinações genéticas não contíguas.
- Recombinação Aritmética: usada em representações reais, combina características de ambos os pais usando uma média ponderada.
- Recombinação de OX: especialmente usado em problemas de permutação, preserva a ordem relativa dos genes dos pais.

3.7 Mutação

A mutação é aplicada ao indivíduo a fim de gerar um novo descendente. Este operador é invariavelmente estocástico, isto significa que o descendente é influenciado por várias escolhas aleatórias. Essas escolhas garantem uma alteração imparcial, oferecendo uma maneira de recuperar material genético perdido, além disso a mutação facilita uma exploração mais abrangente do espaço de busca (Silva, 2019).

A mutação tem como objetivo evitar que o AG convirja para uma solução global. Sendo assim alterações aleatórias são feitas nos alelos, levando a outro espaço de busca. A taxa de mutação normalmente é de 1% a 10%, se a mesma for muito alta o AG se comporta como uma varredura e leva muito tempo para a convergência (Souza e Teles, 2022).

3.8 Critério de parada

É uma condição que determina quando o AG deve encerrar sua execução, a escolha do critério de parada depende do problema específico, dos recursos computacionais e dos objetivos do problema. Os critérios comuns de encerramento do algoritmo geralmente incluem a avaliação da aptidão do melhor indivíduo juntamente com a restrição no número de gerações. Além disso, outros critérios

podem ser considerados, como a obtenção de um erro inferior a um valor especificado pelo projetista para um parâmetro determinado do problema (Miranda, 1996).

4. FLUXO DE CARGA CONVENCIONAL

As equações fundamentais do fluxo de potência são derivadas a partir da aplicação da PLK, garantindo a conservação das potências ativa e reativa em cada barramento do sistema. Isso implica que a potência líquida injetada em um barramento deve corresponder à soma das potências que transmitam pelos elementos conectados a ele. Por sua vez, a SLK é empregada para relacionar os fluxos de potência nos ramos às tensões em seus terminais (Martinez, 2015).

Na formulação do fluxo de potência, cada barra do sistema é descrita por quatro variáveis principais:

- θ_i** ângulo da tensão na barra i .
- V_i** módulo da tensão na barra i .
- P_i** potência ativa injetada na barra i .
- Q_i** potência reativa injetada na barra i .

Segundo Ribeiro 2005, na análise do problema do fluxo de potência, duas variáveis têm seus valores previamente definidos, enquanto as outras duas são determinadas como incógnitas. Com base nas variáveis desconhecidas, as barras do sistema são classificadas em três tipos:

- Barra de carga (PQ): P e Q são conhecidos, enquanto V e θ são calculados. Nesse tipo de barra, não há controle de tensão;
- Barra de geração (PV): P e V são conhecidos, sendo Q e θ calculados. Há dispositivos que controlam a tensão e a injeção de potência ativa em valores específicos;
- Barra de referência ($V\theta$): V e θ são conhecidos, e P e Q são calculados. Esse tipo de barra fecha o balanço de potência ativa e reativa do sistema, considerando as perdas de transmissão, além de fornecer a referência angular.

De acordo com Martinez 2015, a problemática do fluxo de potência pode ser descrito matematicamente por meio de duas equações associadas a cada barra. Essas equações representam o princípio de que as potências ativa e reativa injetadas em uma barras devem ser equivalentes à soma dos fluxos que saem dessa barra pelas linhas de transmissão e transformadores conectados a ela.

$$P_i = \sum_{j \in \Omega_i} P_{ij} * (V_i, V_j, \theta_i, \theta_j) \quad (29)$$

$$Q_i + Q_i^{sh} = \sum_{j \in \Omega_i} Q_{ij} * (V_i, V_j, \theta_i, \theta_j) \quad (30)$$

Onde:

- Ω_i : Conjunto de barras conectadas à barra i;
- P_{ij} : Potência ativa que flui no ramo i-j;
- Q_{ij} : Potência reativa que flui no ramo i-j;
- Q_i^{sh} : Potência reativa injetada devido ao elemento shunt conectado à barra i.

Quando as equações (29) e (30) resultam em valores positivos para as injeções de potência, isso indica que há geração de energia no barramento analisado. Por outro lado, se os valores obtidos forem negativos, significa que o barramento está consumindo energia, caracterizando uma carga.

Além disso, o conjunto de restrições que compõem o problema do fluxo de potência convencional é formado, em grande parte, pelos limites impostos às injeções de potência reativa das barras do tipo PV. Essas barras são responsáveis pela geração de potência ativa, mas têm suas injeções de potência reativa restritas dentro de um intervalo específico, a fim de garantir a estabilidade e o controle adequado do sistema elétrico (Martinez, 2015).

$$Q_i^{\min} \leq Q_i \leq Q_i^{\max} \quad (31)$$

As equações gerais para os fluxos de potência ativa e reativa nas linhas de transmissão são as seguintes:

$$P_{ij} = V_i^2 g_{ij} - V_i V_j [g_{ij} \cos(\theta_{ij}) + b_{ij} \sin(\theta_{ij})] \quad (32)$$

$$P_{ji} = V_j^2 g_{ij} - V_i V_j [g_{ij} \cos(\theta_{ij}) - b_{ij} \sin(\theta_{ij})] \quad (33)$$

$$Q_{ij} = -V_i^2 (b_{ij} + b_{ij}^{sh}) - V_i V_j [g_{ij} \sin(\theta_{ij}) - b_{ij} \cos(\theta_{ij})] \quad (34)$$

$$Q_{ji} = -V_j^2(\mathbf{b}_{ij} + \mathbf{b}_{ij}^{sh}) + V_i V_j [\mathbf{g}_{ij} \text{sen}(\theta_{ij}) + \mathbf{b}_{ij} \text{cos}(\theta_{ij})] \quad (35)$$

Onde:

- θ_{ij} : Diferença angular $\theta_i - \theta_j$;
- \mathbf{g}_{ij} : condutância série no circuito i-j;
- \mathbf{b}_{ij} : susceptância série no circuito i-j;
- \mathbf{b}_i^{sh} : metade da susceptância shunt no circuito i-j.

O problema do fluxo de potência é geralmente resolvido por meio de algoritmos iterativos, que visam encontrar as soluções das equações (32) e (34). Entre os diversos métodos disponíveis, o mais eficiente e amplamente utilizado é o Método de Newton-Raphson. Esse método é particularmente eficaz devido à sua capacidade de convergir rapidamente para a solução desejada, utilizando aproximações sucessivas das variáveis envolvidas (Ribeiro, 2005). A modelagem deste método está descrita no item 4.1.

4.1 Método de Newton-Raphson

Foi desenvolvido um processo matemático que visa otimizar a resolução do fluxo de potência. Esse processo envolve a criação de dois subsistemas interdependentes. O primeiro denominado subsistema 1, é responsável pelo cálculo das variáveis de estado e todas as barras do sistema, especificamente as tensões (V) e ângulos (θ) para as barras de carga (PQ) e θ para as barras (PV). O segundo subsistema, é responsável por calcular as potências ativa e reativa de todas as barras $V\theta$, esse subsistema também determina a distribuição dos fluxos de potência ativa e reativa, incluindo as perdas (Loddi, 2010).

4.1.1 Algoritmo básico para resolução do subsistema 1 e subsistema 2

1. Fazer $c=0$ (contador de iterações) e atribuir valores iniciais de tensões e ângulos das tensões para as barras de carga (PQ) e ângulo das tensões das

barras de geração (PV), gerando um vetor igual a :

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\theta}^0 \\ \mathbf{V}^0 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{g}(\mathbf{x}) = \mathbf{0}$$

2. Calcular potência ativa para as barras PQ e PV, e a potência reativa para as barras PQ, a partir das equações (a) e (b).

$$P_i = V_i \sum_{j \in \Omega_i} V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij})$$

$$Q_i = V_i \sum_{j \in \Omega_i} V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij})$$

Posteriormente determinar os desvios de potência, de acordo com as equações:

$$\Delta P_i^c = P^{esp} - P_i(V_i, \theta_i)$$

$$\Delta Q_i^c = Q^{esp} - Q_i(V_i, \theta_i)$$

3. Teste de convergência: se $\max |\Delta P_i^c| \leq \epsilon$ e $\max |\Delta Q_i^c| \leq \epsilon$, processo iterativo convergiu para os valores de \mathbf{V}^c e $\boldsymbol{\theta}^c$, podendo prosseguir para o passo 7. Caso contrário executar passo 4.

4. Calcular a matriz Jacobiana:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}^c, \mathbf{V}^c) & \mathbf{N}(\boldsymbol{\theta}^c, \mathbf{V}^c) \\ \mathbf{M}(\boldsymbol{\theta}^c, \mathbf{V}^c) & \mathbf{L}(\boldsymbol{\theta}^c, \mathbf{V}^c) \end{bmatrix}$$

Onde os elementos H, N, M, e L da matriz Jacobiana são dados por:

$$H_{ij} = V_i V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij})$$

$$\mathbf{H}_{ii} = -V_i^2 \mathbf{B}_{ii} - V_i \sum_{j \in \Omega_i} V_j (\mathbf{G}_{ij} \mathbf{sen} \theta_{ij} - \mathbf{B}_{ij} \mathbf{cos} \theta_{ij})$$

$$\mathbf{N}_{ij} = V_i (\mathbf{G}_{ij} \mathbf{cos} \theta_{ij} + \mathbf{B}_{ij} \mathbf{sen} \theta_{ij})$$

$$\mathbf{N}_{ii} = V_i^2 \mathbf{G}_{ii} + \sum_{j \in \Omega_i} V_j (\mathbf{G}_{ij} \mathbf{cos} \theta_{ij} + \mathbf{B}_{ij} \mathbf{sen} \theta_{ij})$$

$$\mathbf{M}_{ij} = -V_i V_j (\mathbf{G}_{ij} \mathbf{cos} \theta_{ij} + \mathbf{B}_{ij} \mathbf{sen} \theta_{ij})$$

$$\mathbf{M}_{ii} = -V_i^2 \mathbf{G}_{ii} + V_i \sum_{j \in \Omega_i} V_j (\mathbf{G}_{ij} \mathbf{cos} \theta_{ij} + \mathbf{B}_{ij} \mathbf{sen} \theta_{ij})$$

$$\mathbf{L}_{ij} = -V_i (\mathbf{G}_{ij} \mathbf{sen} \theta_{ij} - \mathbf{B}_{ij} \mathbf{cos} \theta_{ij})$$

$$\mathbf{L}_{ii} = -V_i^2 \mathbf{B}_{ii} + \sum_{j \in \Omega_i} V_j (\mathbf{G}_{ij} \mathbf{sen} \theta_{ij} - \mathbf{B}_{ij} \mathbf{cos} \theta_{ij})$$

5. Calcular os vetores de correção resolvendo o sistema abaixo:

$$\begin{bmatrix} \Delta \boldsymbol{\theta}^c \\ \Delta \mathbf{V}^c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}^c, \mathbf{V}^c) & \mathbf{N}(\boldsymbol{\theta}^c, \mathbf{V}^c) \\ \mathbf{M}(\boldsymbol{\theta}^c, \mathbf{V}^c) & \mathbf{L}(\boldsymbol{\theta}^c, \mathbf{V}^c) \end{bmatrix} \mathbf{x} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{P}(\boldsymbol{\theta}^c, \mathbf{V}^c) \\ \Delta \mathbf{Q}(\boldsymbol{\theta}^c, \mathbf{V}^c) \end{bmatrix}$$

Determinar os novos valores de $\boldsymbol{\theta}$ e \mathbf{V} ;

$$\boldsymbol{\theta}^{c+1} = \boldsymbol{\theta}^c + \Delta \boldsymbol{\theta}^c$$

$$\mathbf{V}^{c+1} = \mathbf{V}^c + \Delta \mathbf{V}^c$$

6. Atualiza o contador de iterações, $c=c+1$ e retorna ao passo 2.

7. Calcular potências ativa e reativa para as barras de referência. E potência reativa para as barras do tipo PV, além dos fluxos de potência ativa e reativa dos elementos da rede e calcular as perdas.

5. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Neste capítulo, é apresentada a metodologia desenvolvida para abordar o problema do planejamento da expansão da transmissão. Para isso, foi definido o modelo do fluxo de carga convencional, que interage com AG por meio de funções externas e variáveis de entrada e saída. Além disso, foram configurados os parâmetros e definida as funções que serão aplicadas ao AG, garantindo uma integração eficiente ao modelo. Por fim, a metodologia foi testada utilizando o sistema Garver AC de 6 barras, com o objetivo de validar sua eficiência e analisar os resultados obtidos.

5.1 Materiais

O ambiente de desenvolvimento foi o software Matlab, que serviu para desenvolver e executar os códigos necessários à implementação da metodologia. Foram desenvolvidos três scripts: um responsável pela configuração e processamento dos dados do sistema, incluindo as características das barras e linhas de transmissão; outro para implementação do método de Newton-Raphson na solução do fluxo de carga; e um terceiro para a implementação do algoritmo genético, utilizado na otimização do planejamento da expansão das linhas de transmissão.

5.2 Modelo do Fluxo de Carga Convencional

O modelo de fluxo de carga utilizado na integração com o AG foi detalhado no Capítulo 4, onde também foi apresentada a abordagem para sua solução, baseada no método de Newton-Raphson.

Para a implementação da metodologia proposta, foi necessário resolver previamente o modelo matemático AC do problema da expansão da transmissão, pois alguns dados do fluxo de carga final são essenciais para iniciarmos a metodologia proposta.

Em barras slack, os parâmetros $V\theta$ precisam ser definidos no problema, enquanto, em barramentos PV, foi necessário determinar os valores de tensão e potência ativa. Dessa forma, todos esses dados foram obtidos por meio da resolução

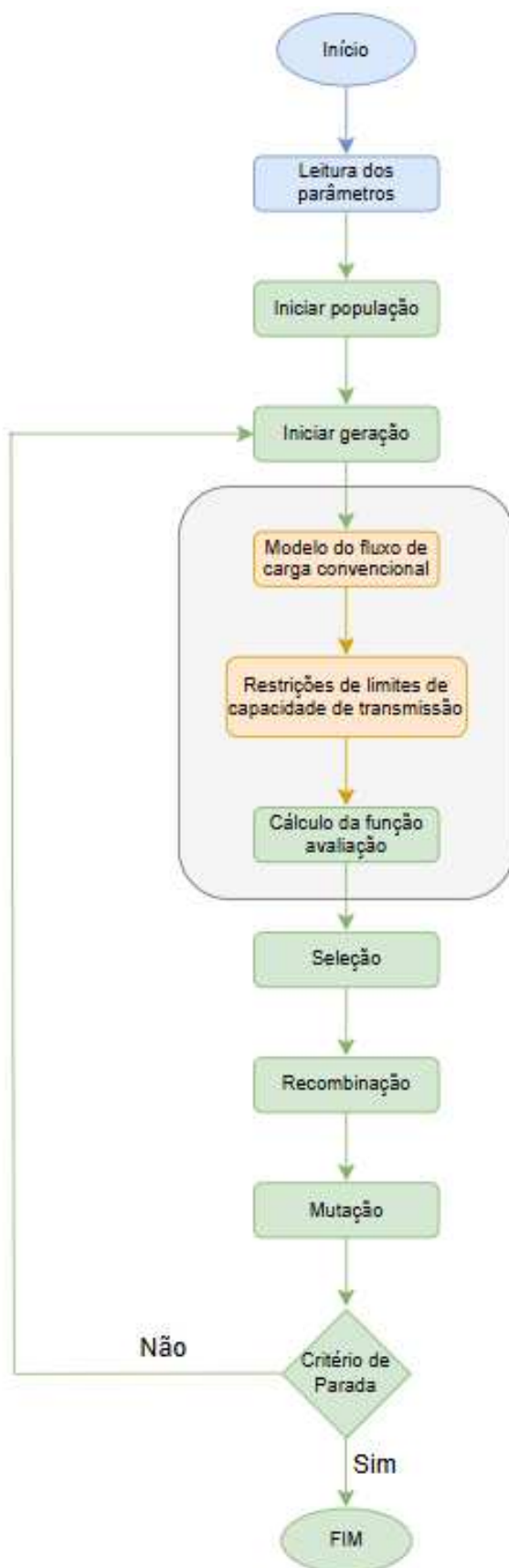
do modelo matemático.

Com o modelo definido e os dados de entrada estabelecidos, foi possível implementar uma função no código do AG que permitisse essa integração. Para isso, foi necessário que o código dos algoritmos genéticos importasse os dados do fluxo de carga, o que foi realizado a partir de um arquivo externo.

5.3 Algoritmo genético e fluxo de carga convencional aplicado ao PET

O fluxograma apresentado na Figura 2 ilustra a metodologia proposta, destacando as diferentes etapas do processo. A área sombreada em cinza indica o ponto de integração entre o algoritmo genético e o fluxo de carga convencional. As atividades destacadas em azul correspondem à entrada dos dados do problema e à definição dos parâmetros iniciais. Os elementos em verde representam os procedimentos executados pela método dos algoritmos genéticos, enquanto os destacados em laranja referem-se às etapas executadas pelo fluxo de carga.

Figura 2 - Fluxograma da metodologia proposta



Fonte: Autoria pr pria (2024)

5.3.1 Codificação do problema do PET

A codificação adotada para representar a solução do PET foi do tipo inteira, conforme mostra a Figura 3, uma vez que os valores inteiros indicam a quantidade de novas linhas de transmissão a serem incorporadas ao sistema teste, que é o sistema Garver AC de 6 barras.

Figura 3 - Codificação do tipo inteira

L1-2	L1-3	L1-4	L1-5	L1-6	L2-3	L2-4	L2-5	L2-6	L3-4	L3-5	L3-6	L4-5	L4-6	L5-6
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	3	0

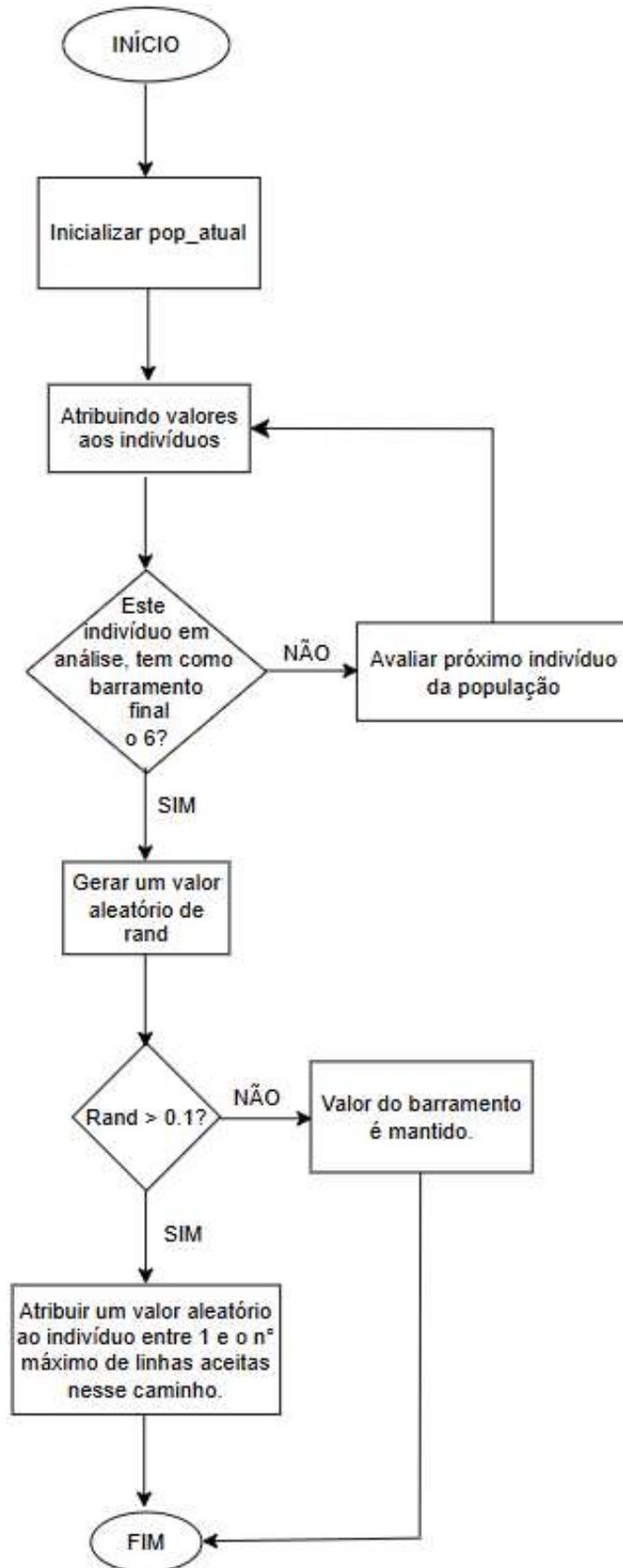
Fonte: Autoria própria (2024).

5.3.2 População Inicial do problema do PET

A população inicial foi gerada aleatoriamente, sendo que cada indivíduo representa os caminhos possíveis. Esses caminhos são restritos ao número máximo de linhas que podem ser adicionadas a cada trecho (n_{ij}^{\max}).

Embora a criação dessa população seja aleatória, a metodologia adotada assegura a convergência do fluxo de carga, propondo que, em alguns casos, pelo menos uma linha seja incluída no trecho que envolva o barramento 6. Portanto ao inicializar cada população, para cada indivíduo é feito os procedimentos do fluxograma abaixo.

Figura 4 - Fluxograma para criação da população

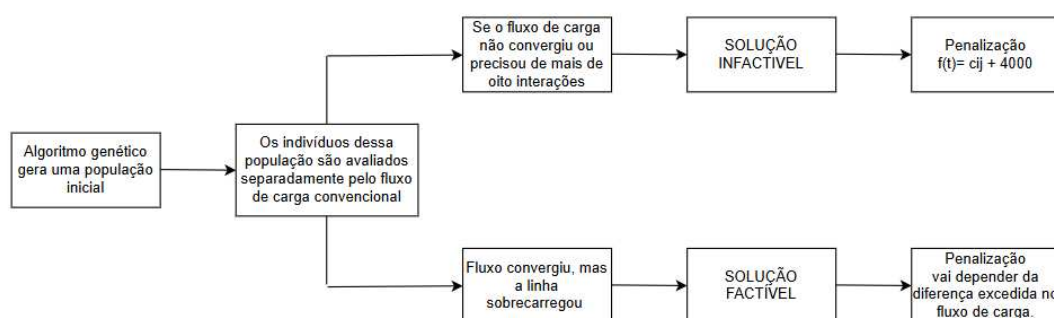


Fonte: Autoria própria (2025)

5.3.3 Função de avaliação do problema do PET

Para este problema do PET a função avaliação é a combinação do custo das linhas de transmissão e as penalizações. No presente trabalho, são adotados dois tipos de penalizações, como mostra a Figura 5, as quais ocorrem nas seguintes situações: primeiro se o número de iterações do fluxo de carga for superior a oito iterações, a possível solução sofrerá penalização, e segundo caso é se a alternativa de solução há pelo menos uma linha de transmissão sobrecarregada então sofrerá penalização.

Figura 5 - Penalizações aplicada ao problema do PET, de acordo com a metodologia proposta



Fonte: Autoria própria (2025)

Após o cálculo da função objetivo para cada indivíduo, as soluções com custos mais baixos e sem penalizações serão selecionadas como as melhores para o processo de seleção de pais, recombinação e mutação.

5.3.4 Seleção do problema do PET

A seleção proposta é do tipo roleta, no qual atribuiu maior possibilidade de seleção aos indivíduos com maior aptidão.

5.3.5 Recombinação do problema do PET

A recombinação foi a de um ponto. Portanto a cada par de pais, a recombinação é

realizada com base em um ponto aleatório. Caso o número gerado seja menor que a taxa de recombinação, também definida, o crossover acontece e os filhos são criados.

5.3.6 Mutaç o do problema do PET

A muta o proposta   a de gene inteiro, no qual um gene de cada individuo da popula o   selecionado aleatoriamente e, com base na taxa de muta o (definida a partir de simula es), seu valor   alterado.

A altera o do valor do gene   feita por incremento ou decremento (com uma probabilidade de 70% para decremento e 30% para incremento), e respeita os limites m nimo e m ximo de quantidade de linhas naquele caminho. Esse processo ajuda a introduzir diversidade na popula o, mantendo as solu es entro dos limites aceit veis.

5.3.7 Crit rio de Parada do problema do PET

O crit rio de parada adotado para este problema foi o n mero total de 100 gera es.

5.3.8 Corre o de factibilidade do problema do PET

A corre o da infactibilidade neste problema foi realizada da seguinte maneira. Se um cromossomo que representa uma linha espec fica exceder o n mero m ximo de circuitos permitidos por caminho, seu valor ser  ajustado para o limite m ximo de circuitos que podem ser constru dos nesse caminho.

Figura 6 - Corre o de factibilidade

L1-2	L1-3	L1-4	L1-5	L1-6	L2-3	L2-4	L2-5	L2-6	L3-4	L3-5	L3-6	L4-5	L4-6	L5-6
5	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	3	0
L1-2	L1-3	L1-4	L1-5	L1-6	L2-3	L2-4	L2-5	L2-6	L3-4	L3-5	L3-6	L4-5	L4-6	L5-6
4	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	3	0

Fonte: Autoria pr pria (2025)

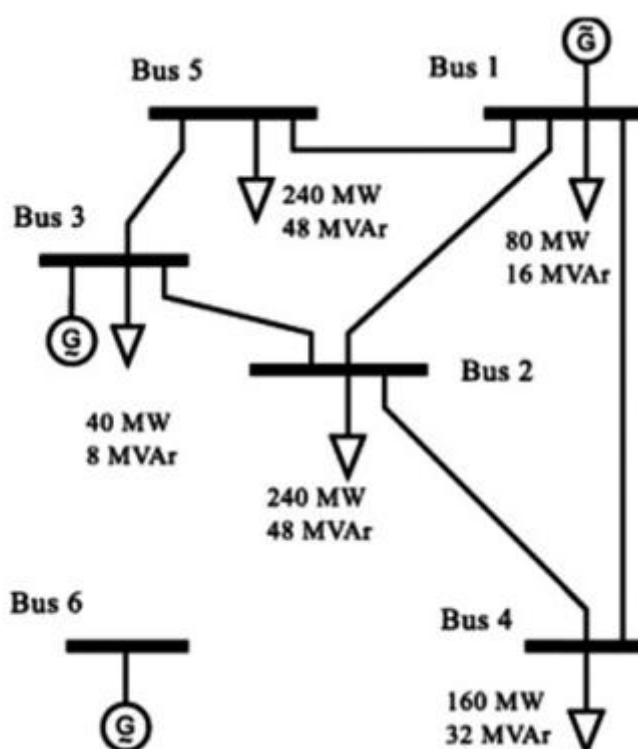
Como demonstrado na Figura 6, caso uma possível solução, permitisse a construção de cinco linhas no trecho 1-2, não seria possível, pois esse trecho já possui uma linha construída, e o limite máximo de linhas por trecho é de cinco, apenas mais quatro linhas poderão ser adicionadas.

6. TESTES E RESULTADOS

6.1 Estudo de caso

O estudo de caso será realizado a partir do sistema garver AC composto por 6 barras. Dentre essas, três são alimentadas por geradores, enquanto uma delas se encontra inicialmente isolada, isto é desconectada do restante do sistema. A configuração base deste sistema está sendo representado pelo diagrama unifilar da Figura 7.

Figura 7 - Configuração base do sistema Garver AC - 6 Barras



Fonte: Alhamrouni et al. (2014)

A Tabela 1, detalha os dados de potência ativa e reativa demandada, potência mínima ativa e reativa gerada e potência máxima ativa e reativa gerada, dados indispensáveis para o desenvolvimento da metodologia proposta.

Tabela 1 - Dados das barras do sistema garver AC

Dados das barras							
Barra	Tipo	P_D (MW)	Q_D (MVar)	$P^{m\acute{a}x}$ G (MW)	$P^{m\acute{i}n}$ (MW) G	$Q^{m\acute{a}x}$ (MVar) G	$Q^{m\acute{i}n}$ (MVar) G
1	V θ	80	16	160	0	48	-10
2	PQ	240	48	-	-	-	-
3	PV	40	8	370	0	101	-10
4	PQ	160	32	-	-	-	-
5	PQ	240	48	-	-	-	-
6	PV	0	0	610	0	183	-10

Fonte: Adaptado de Rider, Garcia e Romero (2007)

Em seqüência, apresentamos na tabela 2 dados das linhas do sistema-teste, ela descreve as linhas já existentes, as opções de novos caminhos, a resistência, a reatância, o valorshunt, potência aparente máxima de cada circuito, o custo para construir cada circuito, a quantidade de circuitos existente em cada caminho e a quantidade máxima de circuitos por caminho.

Tabela 2 - Dados das linhas do sistema garver AC

Barra i-j	r_{ij} , pu	x_{ij} , pu	b^{sh} , pu ij	$S^{m\acute{a}x}$, MVA ij	$S^{m\acute{a}x}$ pu	C_{ij} , US\$	n^0 ij	n^{max} ij
1-2	0,040	0,400	0,00	120	1,20	40	1	5
1-3	0,038	0,380	0,00	120	1,20	38	0	5
1-4	0,060	0,600	0,00	100	1,00	60	1	5
1-5	0,020	0,200	0,00	120	1,20	20	1	5
1-6	0,068	0,680	0,00	90	0,90	68	0	5
2-3	0,020	0,200	0,00	120	1,20	20	1	5
2-4	0,040	0,400	0,00	120	1,20	40	1	5
2-5	0,031	0,310	0,00	120	1,20	31	0	5
2-6	0,030	0,300	0,00	120	1,20	30	0	5
3-4	0,059	0,590	0,00	120	1,20	59	0	5
3-5	0,020	0,200	0,00	120	1,20	20	1	5
3-6	0,048	0,480	0,00	120	1,20	48	0	5
4-5	0,063	0,630	0,00	95	0,95	63	0	5
4-6	0,030	0,300	0,00	120	1,20	30	0	5
5-6	0,061	0,610	0,00	98	0,98	61	0	5

Fonte: Adaptado de Rider, Garcia e Romero (2007)

6.2 Execução de uma iteração

A interação seguiu os caminhos que o fluxograma da figura 4 demonstra, aplicado ao estudo de caso detalhado anteriormente.

6.2.1 Definição dos parâmetros

Inicialmente, é fundamental estabelecer os parâmetros do problema em análise, abrangendo tanto os relacionados ao fluxo de carga quanto aqueles do algoritmo genético.

Os parâmetros do fluxo de carga, conforme descrito no item 5.2, incluem os valores de $V\theta$ das barras de referência (barras slack) e as tensões das barras do tipo PV, determinados por meio da resolução do modelo matemático.

Por sua vez, os parâmetros do algoritmo genético envolvem o tamanho da população, as taxas de recombinação e mutação, e o número de gerações, definidos pelo projetista em função das especificidades e necessidades do problema.

6.2.2 Iniciar população

Para a demonstração de como ocorre uma iteração da metodologia proposta, atribui-se o tamanho de seis indivíduos a população, conforme tabela 3. Definido o tamanho da população, inicializou a mesma e conseqüentemente a geração.

Figura 8 - População com seis indivíduos

	L1-2	L1-3	L1-4	L1-5	L1-6	L2-3	L2-4	L2-5	L2-6	L3-4	L3-5	L3-6	L4-5	L4-6	L5-6
1	0	0	4	0	3	0	3	0	0	0	0	3	0	0	3
2	0	3	0	0	4	0	0	0	3	5	0	5	0	4	3
3	0	0	3	0	4	0	0	0	5	0	0	1	0	4	3
4	0	0	0	1	4	0	0	0	2	2	0	3	2	2	4
5	0	0	0	0	1	2	0	0	2	0	0	2	5	4	5
6	4	3	4	0	3	0	4	2	2	0	0	5	0	2	1

Fonte: Autoria própria (2025)

Uma possível solução para o problema do PET é representada na Figura 8, por um dos indivíduos gerados pelo AG. Esse indivíduo é representado por um vetor de solução, em que cada posição do vetor corresponde a um ramo candidato, e o valor associado a cada posição indica a quantidade de novas linhas de transmissão incluídas.

6.2.3 Modelo do fluxo de carga convencional da iteração

Após gerada a população inicial, cada indivíduo passa pelo cálculo do fluxo de carga convencional, no qual selecionou-se o indivíduo 1 detalhando assim os resultados da análise do fluxo de potência.

Tabela 3 - Fluxo de potência do indivíduo 1, execução de uma iteração

Fluxo de potência							
i	j	Pij	Qij	Sij	Pji	Qji	Sji
1	2	0,4958	0,3655	0,6159	-0,4805	-0,2126	0,5254
1	3	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1	4	1,6734	1,0050	1,9520	-1,6273	-0,5443	1,7159
1	5	-0,0224	0,2588	0,2598	0,0238	-0,2452	0,2464
1	6	-1,2927	0,0893	1,2957	1,3310	0,2941	1,3631
2	3	-0,0267	-0,0498	1,8935	1,9921	1,0424	2,2483
2	4	0,0000	-0,2177	0,2193	0,0273	0,2243	0,2260
2	5	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
2	6	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
3	4	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
3	5	1,1060	0,3363	1,1560	-1,0797	-0,0739	1,0823
3	6	-0,3461	-0,2027	0,4011	0,3486	0,2280	0,4165
4	5	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
4	6	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
5	6	-1,3441	-0,1609	1,3537	1,3858	0,5782	1,5016

Fonte: Autoria própria (2025)

Tabela 4 - Variáveis nodais do indivíduo 1, execução de uma iteração

Variáveis nodais						
i	Vi	Thi	PG_esp	QG_esp	PD_esp	QD_esp
1	0,9963	-0,0000	1,6541	1,8785	0,8000	0,1600
2	0,8499	-12,5298	0,0000	0,0000	2,4000	0,4800
3	1,0092	13,5866	3,1520	1,2560	0,4000	0,0800
4	0,8758	-12,4921	0,0000	0,0000	1,6000	0,3200
5	0,9448	0,5883	0,0000	0,0000	2,4000	0,4800
6	1,0481	16,4114	3,0654	1,1003	0,0000	0,0000

Fonte: Autoria própria (2025)

6.2.4 Restrições

Realizado o cálculo do fluxo de carga convencional, é feito a análise da restrição do limite de capacidade de transmissão. Conforme a tabela 5, a terceira coluna representa a adição de novas linhas, a quarta o custo ao adicionar todas as linhas, a quinta coluna representa a potência aparente por circuito e a sexta coluna a potência aparente máxima tolerada por circuito.

Tabela 5 – Capacidade de transmissão das linhas

Linha	n_{ij}^0	n_{ij}	$C_{ij}n_{ij}$	$S_{ij}(n_{ij}^0 + n_{ij})$	S_{ij}^{\max}
1-2	1	0	0	0,6159	1,2000
1-3	0	0	0	0,0000	1,2000
1-4	1	4	240	1,9520	1,0000
1-5	1	0	0	0,2598	1,2000
1-6	0	3	204	1,2957	0,9000
2-3	1	0	0	1,8935	1,2000
2-4	1	3	120	0,2193	1,2000
2-5	0	0	0	0,0000	1,2000
2-6	0	0	0	0,0000	1,2000
3-4	0	0	0	0,0000	1,2000
3-5	1	0	0	1,1560	1,2000
3-6	0	3	144	0,4011	1,2000
4-5	0	0	0	0,0000	0,9500
4-6	0	0	0	0,0000	1,2000
5-6	0	3	183	1,3537	0,9800

Fonte: Autoria própria (2025)

A partir dos resultados obtidos do fluxo de carga convencional, é possível observar que as linhas 1-4; 1-6; 2-3 e 5-6, ultrapassaram o limite máximo de potência aparente permitida, ocorrendo sobrecargas e violando a restrição.

A violação da capacidade de transmissão não é permitida devido a diversos fatores técnicos e operacionais que podem comprometer a estabilidade e segurança do sistema de energia elétrica. Além disso, a violação das limitações de capacidade pode gerar quedas de tensão, prejudicando a qualidade da energia fornecida aos consumidores e afetando a operação de equipamentos sensíveis.

6.2.5 Função avaliação

Para avaliar a qualidade das soluções (aptidão dos indivíduos) dentro da população gerada, é calculada uma função fitness, a qual mensura a eficiência relativa de cada solução em comparação às demais. A fitness de cada indivíduo é determinada pela diferença entre uma constante K e o valor da função objetivo, sendo K definida como 10% do máximo valor da função objetivo.

Caso algum indivíduo da população, como o indivíduo 1 da população gerada, não atenda à restrição de capacidade de transmissão, sua solução será penalizada.

Os valores da função objetivo de cada indivíduo, seus valores fitness e a probabilidade de seleção, são apresentados na tabela seguinte.

Tabela 6 - Probabilidade de seleção dos indivíduos, execução de uma iteração

Indivíduo	Função objetivo	Fitness	Probabilidade
1	1939,3	193,9	3,87%
2	1314	819,3	16,36%
3	1129,6	1003,7	20,04%
4	1044	1089,3	21,75%
5	1044	1129,3	22,55%
6	1361	772,3	15,42%

Fonte: Autoria própria (2025)

É importante destacar que, quanto menor for a aptidão, menores suas chances de ser selecionado para integrar as gerações subsequentes. Isso ocorre pois

o processo de seleção favorece indivíduos com maior aptidão, ou seja, aqueles que melhor satisfazem as restrições e os objetivos do problema.

6.2.6 Seleção

No processo de seleção os indivíduos selecionados foram os descritos na Figura 9.

Figura 9 - Seleção dos indivíduos, execução de uma iteração

	L1-2	L1-3	L1-4	L1-5	L1-6	L2-3	L2-4	L2-5	L2-6	L3-4	L3-5	L3-6	L4-5	L4-6	L5-6
5	0	0	0	0	1	2	0	0	2	0	0	2	5	4	5
3	0	0	3	0	4	0	0	0	5	0	0	1	0	4	3
5	0	0	0	0	1	2	0	0	2	0	0	2	5	4	5
3	0	0	3	0	4	0	0	0	5	0	0	1	0	4	3
3	0	0	3	0	4	0	0	0	5	0	0	1	0	4	3
5	0	0	0	0	1	2	0	0	2	0	0	2	5	4	5

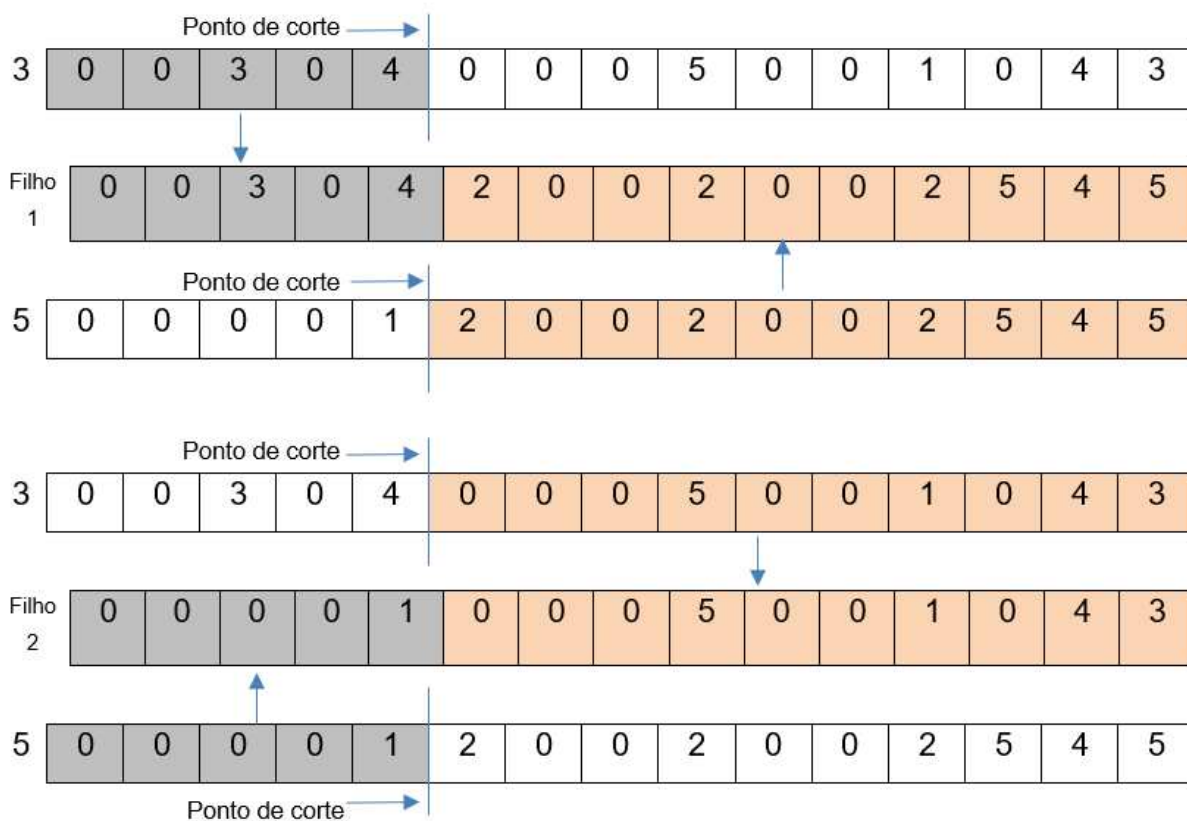
Fonte: Autoria própria (2025)

Ao relacionar os indivíduos selecionados com suas respectivas aptidões, observa-se que o resultado é consistente com as probabilidades apresentadas. Conforme a tabela acima, o indivíduo com maior probabilidade de seleção, o indivíduo 5, foi escolhido três vezes, enquanto o indivíduo com menor probabilidade, o indivíduo 1, não foi selecionado em nenhuma ocasião.

6.2.7 Recombinação

A partir da seleção dos pais, foi definido o ponto de corte aleatoriamente, conforme a Figura 10, utilizando a recombinação de um ponto.

Figura 10 - Recombinação de um ponto, execução de uma iteração



Fonte: Autoria própria (2025)

6.2.8 Mutaç o

No nosso caso n o ocorreu a muta o em nenhum gene de nenhum indiv duo.

6.2.9 Nova popula o

Ap s todos os procedimentos de sele o, recombina o e muta o temos a resposta final do AG para aquela gera o, sendo assim nossa popula o tem as caracter sticas da Figura 11.

Figura 11 - Nova população, após recombinação e mutação, execução de uma iteração

	L1-2	L1-3	L1-4	L1-5	L1-6	L2-3	L2-4	L2-5	L2-6	L3-4	L3-5	L3-6	L4-5	L4-6	L5-6
1	0	0	3	0	4	2	0	0	2	0	0	2	5	4	5
2	0	0	0	0	1	0	0	0	5	0	0	1	0	4	3
3	0	0	3	0	4	2	0	0	2	0	0	2	5	4	5
4	0	0	0	0	1	0	0	0	5	0	0	1	0	4	3
5	0	0	3	0	4	2	0	0	2	0	0	2	5	4	5
6	0	0	0	0	1	0	0	0	5	0	0	1	0	4	3

Fonte: Autoria própria (2025)

E a melhor solução dentre todas é a descrita na Figura 12, no qual seu custo total resulta em 1004 custo monetários. Como pode ser constatado, o indivíduo de melhor desempenho nesta nova população supera todos os indivíduos da população anterior, evidenciando o progresso evolutivo no processo.

Figura 12 - Melhor solução

	L1-2	L1-3	L1-4	L1-5	L1-6	L2-3	L2-4	L2-5	L2-6	L3-4	L3-5	L3-6	L4-5	L4-6	L5-6
	0	0	0	0	1	2	0	0	2	0	0	2	5	4	5

Fonte: Autoria própria (2025)

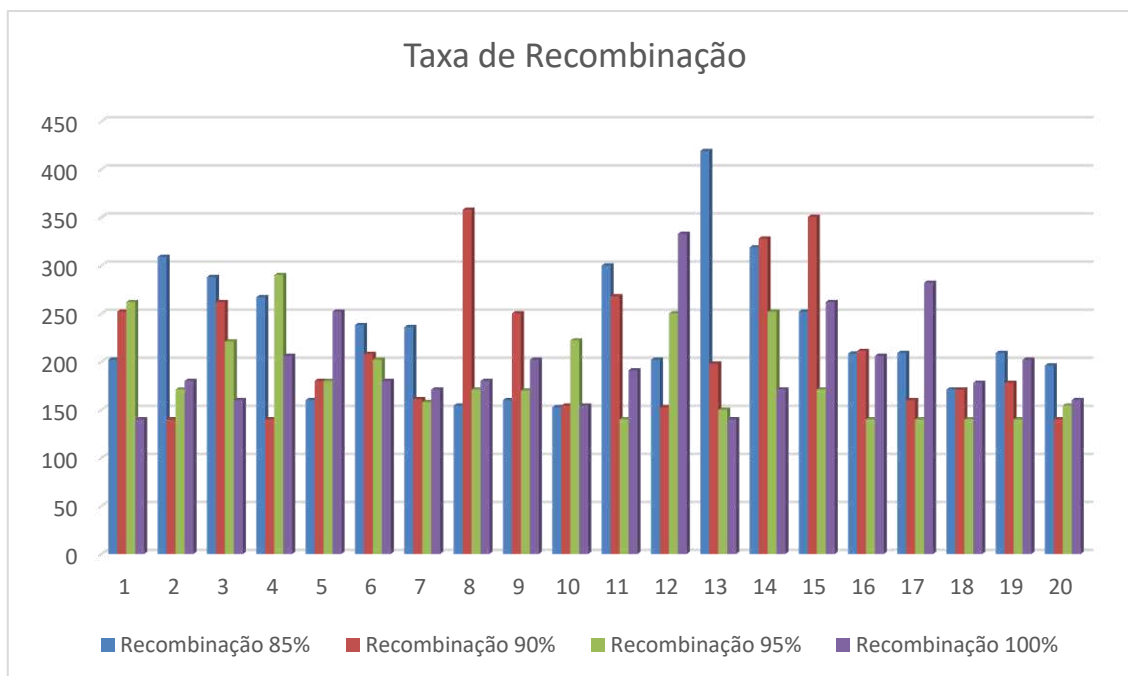
6.3 Teste Final e resultados da metodologia

Os testes finais foram conduzidos através de diversas execuções do programa computacional, tendo como objetivo inicial identificar os parâmetros ideais para os algoritmos genéticos, incluindo o tamanho da população, a taxa de recombinação e a taxa de mutação.

Inicialmente, buscou-se determinar a melhor taxa de recombinação por meio de 20 iterações do AG. Em cada iteração, foram realizadas 100 gerações, com uma população de 30 indivíduos e uma taxa de mutação fixada em 5%. Com esses parâmetros iniciais, foram obtidas as seguintes frequências de resultados para as

taxas de recombinação de 85%, 90%, 95% e 100%.

Figura 13 - Taxa de Recombinação



Fonte: Autoria própria (2025)

Com a taxa de recombinação mínima de 85%, duas soluções foram iguais ao valor de referência (160), enquanto as demais apresentaram valores superiores. Com uma taxa de 90%, três resultados ficaram abaixo do valor de referência, e um foi igual a ele. Para uma taxa de 95%, sete resultados ficaram abaixo da referência, enquanto, com uma taxa de 100%, dois resultados foram iguais ao valor de referência e dois ficaram abaixo.

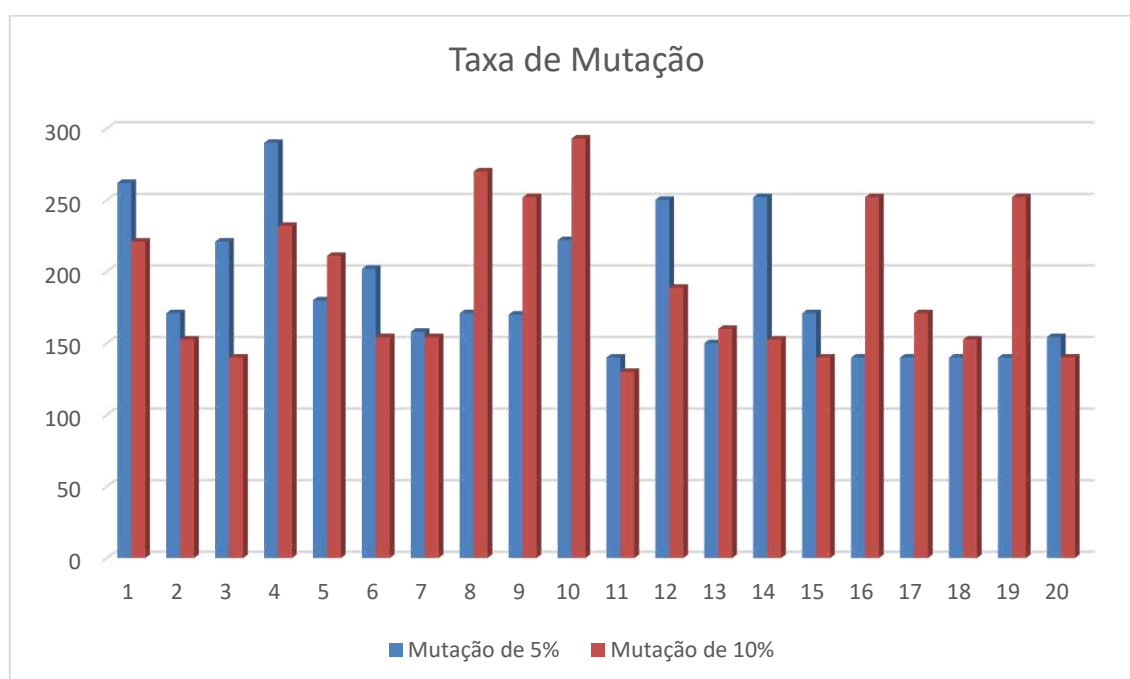
Esses resultados indicam que taxas mais altas de recombinação tendem a produzir melhores resultados, conforme detalha a Figura 13. No entanto, embora uma alta taxa de recombinação seja recomendada por aumentar a diversidade genética ao combinar informações dos indivíduos, configurá-la em 100% pode ter efeitos negativos. Conforme demonstrado, uma taxa de 100% elimina a possibilidade de preservar soluções promissoras da geração anterior, já que todos os indivíduos seriam gerados exclusivamente por cruzamento.

Portanto, é fundamental equilibrar recombinação e preservação de indivíduos para garantir o desempenho eficiente do AG. Esse equilíbrio permite explorar novas soluções sem comprometer a qualidade das melhores já encontradas, promovendo

um progresso mais consistente ao longo das gerações. Com base na análise, conclui-se que a melhor taxa de recombinação é de 95%.

Encontrada a melhor taxa de recombinação, buscou-se determinar a melhor taxa de mutação por meio de 20 iterações do AG. Em cada iteração, foram realizadas 100 gerações, com uma população de 30 indivíduos e uma taxa de recombinação fixada em 95%. Com esses parâmetros iniciais, foram obtidas as seguintes frequências de resultados para as taxas de recombinação de 5% e 10%.

Figura 14 - Taxa de Mutação



Fonte: Autoria pr pria (2025)

Analisando a Figura 14, com uma taxa de muta o de 5%, sete resultados ficaram abaixo do valor de refer ncia, enquanto com uma taxa de 10%, quatro ficaram abaixo e um foi igual   refer ncia.

A taxa de muta o deve ser mantida em valores baixos, pois sua principal fun o   introduzir pequenas varia es nos indiv duos, ajudando evitar a converg ncia prematura para solu es sub timas. No entanto, uma taxa muito elevada pode tornar o algoritmo excessivamente aleat rio, dificultando o progresso em dire o a solu es mais eficientes.

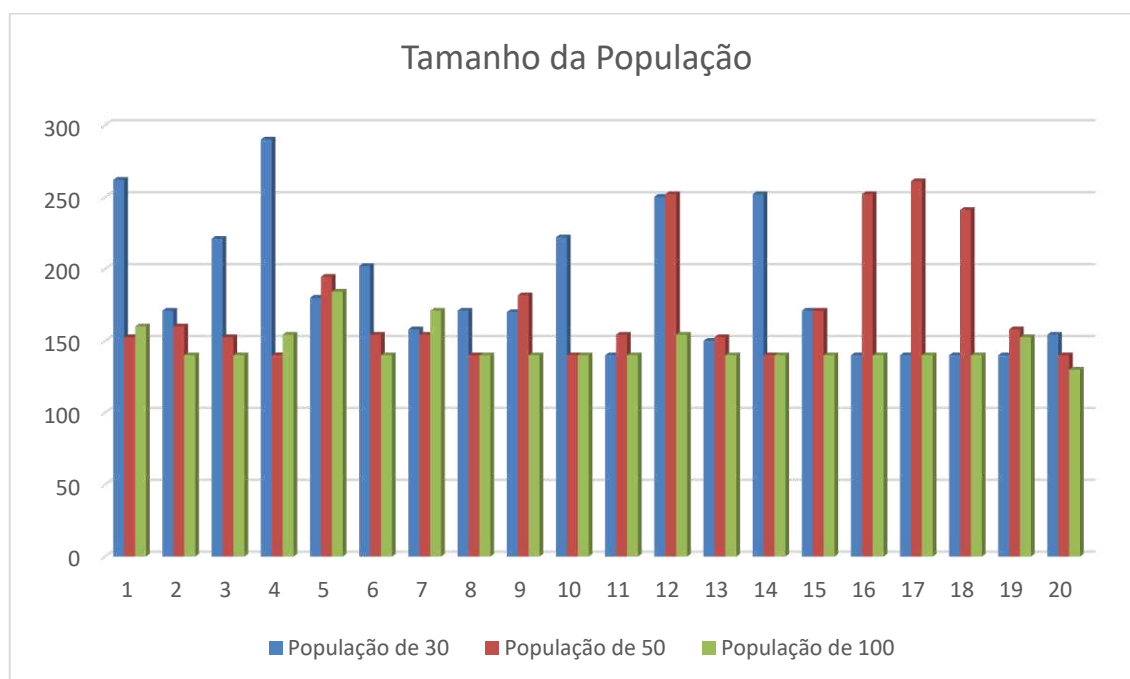
Por outro lado, uma taxa de muta o igual a zero tamb m n o   recomendada, pois impede o algoritmo de explorar novas regi es do espa o de

soluções que não foram alcançadas por meio da recombinação.

Portanto, a taxa de mutação ideal deve ser baixa, mas não nula, de forma a equilibrar a exploração de novas soluções com a preservação das boas características já identificadas. Com base nos resultados obtidos, a melhor taxa identificada foi de 5%.

Encontradas as melhores taxas para nosso problema, finalizou-se os testes de parâmetros, em busca do melhor tamanho da população. Fixada a taxa de recombinação em 95% e a taxa de mutação em 5%, variou-se o tamanho da população em 30, 50 e 100 indivíduos.

Figura 15 - Tamanho da população



Fonte: Autoria própria (2025)

A uma população de 30 indivíduos, sete soluções das vinte ficaram abaixo da referência, enquanto que a uma população de 50 indivíduos, seis abaixo e um igual a referência. Já a uma população de 100 indivíduos, uma solução igual a referência e quatorze abaixo, analisando assim a Figura 15.

Quanto maior o tamanho da população, melhor tende a ser o desempenho, pois uma população maior aumenta a diversidade genética. Isso significa que há mais combinações de genes diferentes disponíveis, o que reduz a probabilidade de o algoritmo ficar preso em soluções subótimas ou em um ponto de estagnação. Em

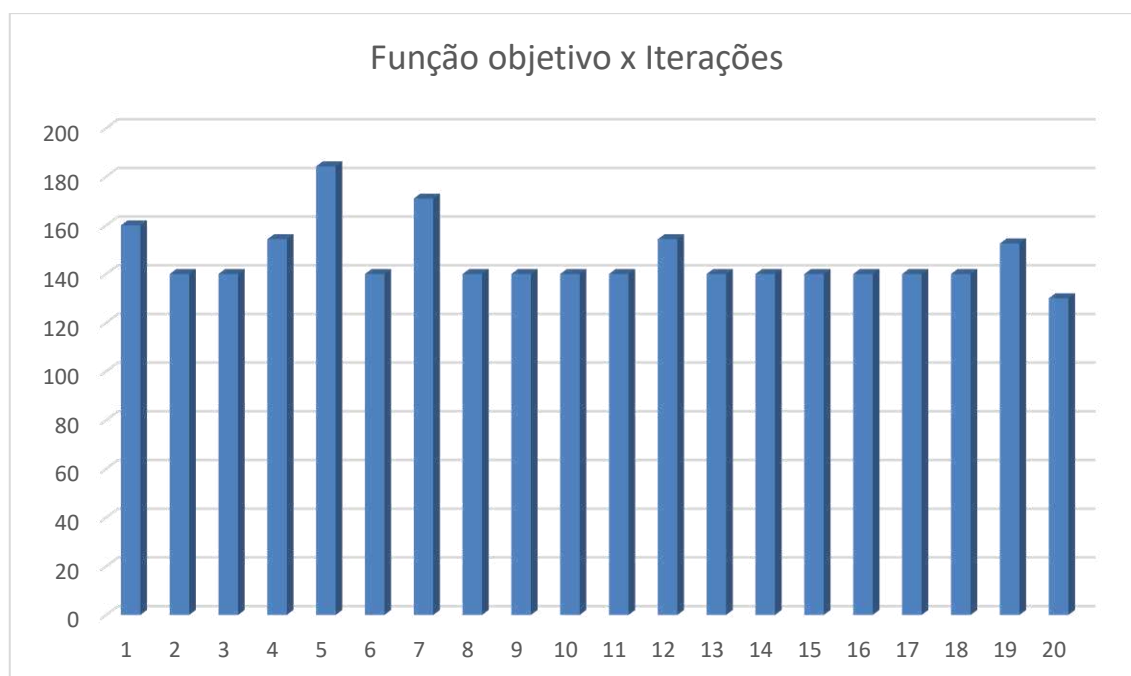
outras palavras, uma maior diversidade amplia a exploração do espaço de soluções, aumentando as chances de encontrar soluções de melhor qualidade.

Além disso, com uma população maior, há mais indivíduos disponíveis para cruzamento e mutação, permitindo que o processo evolutivo seja mais robusto e menos suscetível a variações aleatórias.

No entanto, é importante ressaltar que o aumento no tamanho da população eleva o custo computacional, já que o número maior de indivíduos precisa ser avaliado a cada geração. No caso do problema em estudo, o tamanho de 100 indivíduos mostrou-se adequado, pois, embora o tempo de execução tenha aumentado, manteve-se aceitável, variando entre 50 e 70 segundos.

Com todos os parâmetros do AG definidos, pode-se aplicar o modelo para resolver o problema do PET, a fim de encontrar as melhores soluções. Portanto, com o tamanho da população ajustado para 100 indivíduos, uma taxa de recombinação de 95% e uma taxa de mutação a 5%, obtendo os seguintes resultados: 14 soluções abaixo da referência de 160 e uma igual a ela, como demonstra a Figura 16.

Figura 16 - Função objetivo x Iterações



Fonte: Autoria própria (2025)

Das soluções obtidas 14 ficaram abaixo da solução ótima do problema do PET, resolvido pelo modelo matemático AC, sendo 70% de todas as execuções.

O melhor indivíduo encontrado é demonstrado na Figura 17, resultante das 20 execuções, com um custo de 130 unidades monetárias.

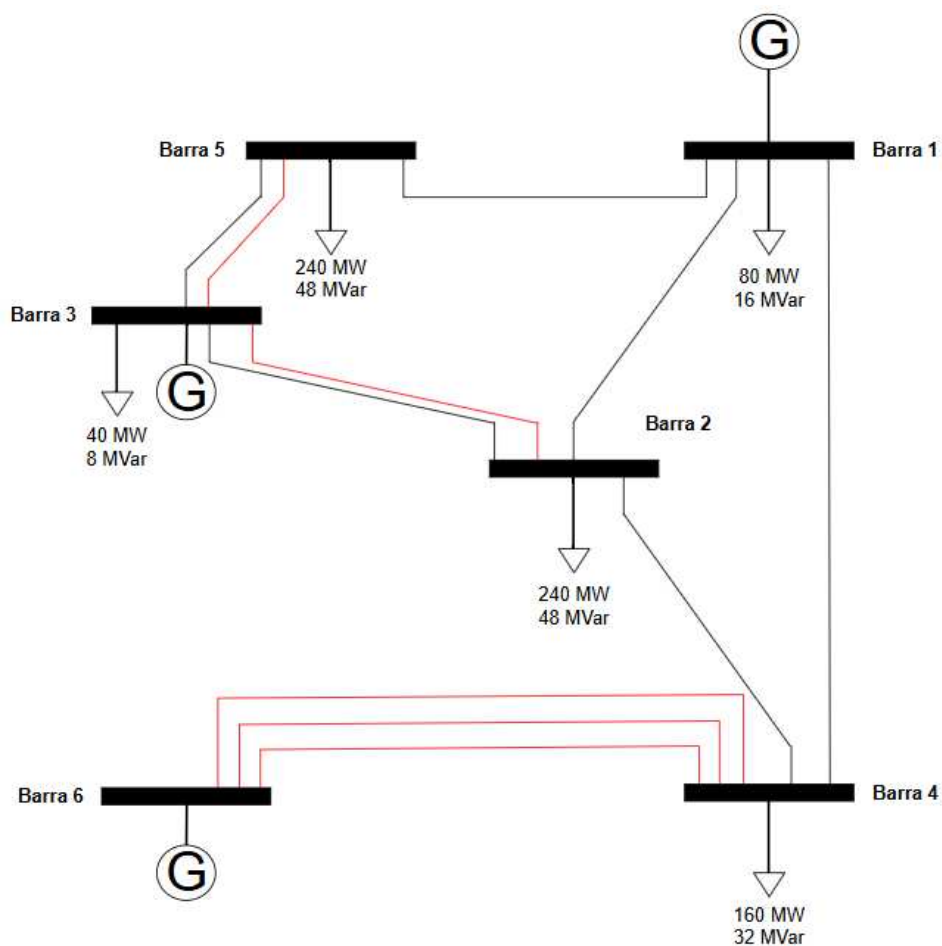
Figura 17 - Melhor solução encontrada pelo metodologia proposta

L1-2	L1-3	L1-4	L1-5	L1-6	L2-3	L2-4	L2-5	L2-6	L3-4	L3-5	L3-6	L4-5	L4-6	L5-6
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	3	0

Fonte: Autoria própria (2025)

No qual indica a construção de uma linha no trecho 2-3, uma no 3-5 e três no 4-6, conforme mostra as linhas em vermelho na Figura 18.

Figura 18 – Novas linhas a serem construídas conforme a metodologia propõem



Fonte: Autoria própria (2025)

A partir dessa melhor solução, calculou-se o fluxo de carga convencional a fim

de mostrar os resultados.

Tabela 7 - Fluxo de carga da resposta encontrada pela metodologia proposta

Fluxo de potência							
i	j	Pij	Qij	Sij	Pji	Qji	Sji
1	2	0,3516	0,1793	0,3947	-0,3453	-0,1165	0,3644
1	3	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1	4	-0,4249	0,2220	0,4794	0,4388	-0,0831	0,4466
1	5	0,8864	0,2723	0,9273	-0,8690	-0,0991	0,8747
1	6	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
2	3	-1,1718	-0,6369	1,3338	1,1929	0,8471	1,4630
2	4	-0,8828	0,2734	0,9242	0,9232	0,1302	0,9323
2	5	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
2	6	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
3	4	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
3	5	1,5591	0,6627	1,6941	-1,5310	-0,3809	1,5776
3	6	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
4	5	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
4	6	-2,9620	-0,3671	2,9847	3,0654	1,4013	3,3705
5	6	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

Fonte: Autoria própria (2025)

Tabela 8 - Variáveis nodais da resposta encontrada pela metodologia proposta

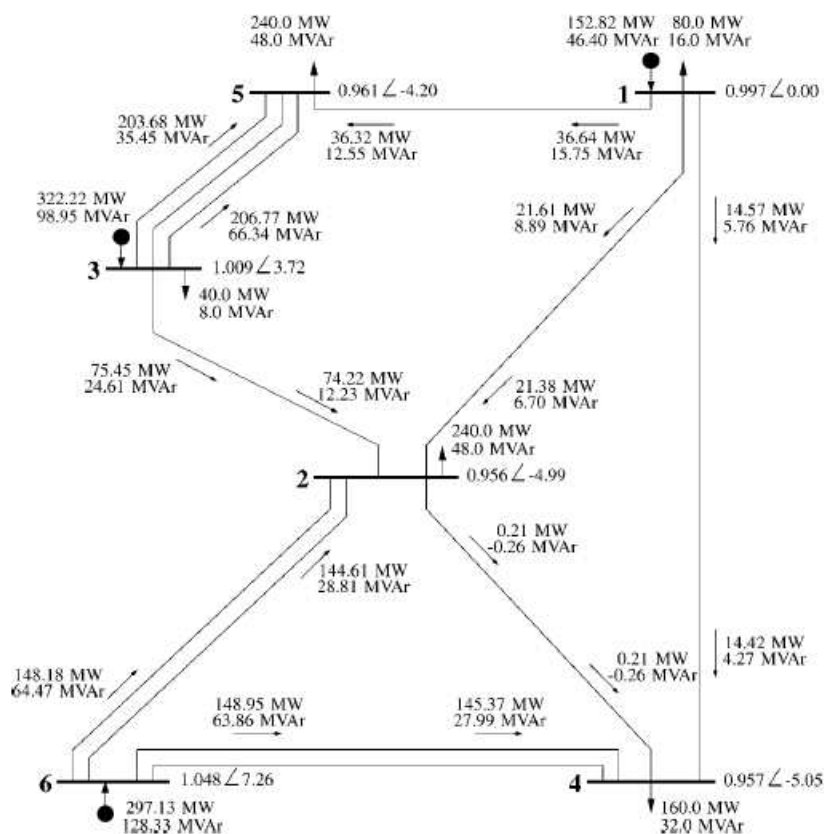
Variáveis nodais						
i	Vi	Thi	PG_esp	QG_esp	PD_esp	QD_esp
1	0,9963	-0,0000	1,6131	0,8336	0,8000	0,1600
2	0,9200	-8,3728	0,0000	0,0000	2,4000	0,4800
3	1,0092	-1,5182	3,1520	1,5898	0,4000	0,0800
4	0,9281	16,8645	0,0000	0,0000	1,6000	0,3200
5	0,9398	-10,5744	0,0000	0,0000	2,4000	0,4800
6	1,0481	34,3654	3,0654	1,4013	0,0000	0,0000

Fonte: Autoria própria (2025).

A literatura de referência utilizada é a dos autores Rider, Garcia e Romero, no artigo "Power System Transmission Network Expansion Planning Using AC Model", publicado na IET Generation, Transmission & Distribution em 5 de setembro de 2007. A solução mais eficiente apresentada por eles, está destacada na Figura 19 e tem um custo de 160 unidades monetárias, o qual resulta do somatório da construção de duas

linhas no trecho 2-6, duas no trecho 3-5 e duas no trecho 4-6.

Figura 19 - Resolução do problema do PET, modelo AC



Fonte: Rider, Garcia e Romero (2007)

Os resultados anteriores indicam que a metodologia proposta ao resolver o problema do Planejamento AC da Expansão da Transmissão de forma aproximada, consegue chegar em uma solução diferente à solução reportada na literatura. No entanto, ambas as soluções apontam a necessidade de construir novas linhas de transmissão nos trechos 3-5 e 4-6.

7. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste trabalho, foi apresentada uma metodologia inovadora para resolver, de forma aproximada e simplificada, o Problema do Planejamento AC da Expansão da Transmissão, combinando um Algoritmo Genético com o método convencional de fluxo de carga. A abordagem proposta demonstrou ser uma alternativa eficiente e flexível, capaz de encontrar múltiplas soluções de alta qualidade, contrastando com os modelos tradicionais baseados em otimização matemática, que produzem apenas uma única solução ótima (global ou local).

A principal contribuição desta metodologia está na sua capacidade de explorar um espaço de soluções mais amplo, permitindo que o processo decisório no planejamento da transmissão conte com diversas alternativas economicamente viáveis. Os resultados obtidos foram melhores aos reportados na literatura, evidenciando que a redução de restrições imposta pelo uso do fluxo de carga convencional levou a soluções mais eficientes em termos de custo. Entretanto, essa simplificação também representa uma limitação, uma vez que não considera integralmente aspectos técnicos essenciais, como o controle dos limites de tensão e das potências ativa e reativa nos barramentos.

Dessa forma, embora a metodologia proposta tenha se mostrado altamente promissora, seu desempenho pode ser aprimorado com a incorporação de modelos mais avançados, como o fluxo de potência ótima, permitindo um controle mais preciso das restrições do sistema e um refinamento adicional na busca por soluções otimizadas.

Espera-se que este estudo contribua para a ampliação das abordagens utilizadas no Planejamento AC da Expansão da Transmissão, incentivando o desenvolvimento de metodologias híbridas que conciliem a flexibilidade dos algoritmos evolucionários com a precisão dos modelos de otimização clássica. Além disso, os resultados obtidos reforçam a relevância dos Algoritmos Genéticos como uma ferramenta eficaz para a resolução de problemas complexos, demonstrando seu potencial para aplicações em sistemas elétricos de grande porte.

REFERÊNCIAS

ALDIK, A.R; VENKATESH, B. (2023). **AC Transmission Network Expansion Planning Using the Line-Wise Model for Representing Meshed Transmission Networks**. IEEE TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS. Acesso em 16 de novembro de 2023, disponível em <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9797837>

ALHAMROUNI, I; KHAIRUDDIN, A; FERDAVANI, A.K; SALEM, M. (2014). **Transmission expansion planning using AC-based differential Evolution algorithm**. UNIVERSITI TEKNOLOGI MALAYSIA. Acesso em 14 de novembro de 2023, disponível em: https://www.researchgate.net/publication/266206029_Transmission_expansion_planning_using_AC-based_differential_evolution_algorithm/download?_tp=eyJjb250ZXh0Ijp7ImZpcnN0UGFnZSI6InNpZ251cCIsInBhZ2UiOiJfZGlyZWN0In19

ARROYO, J.E.C (2002). **Heurísticas e Metaheurísticas para Otimização Combinatória Multiobjetivo**. UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS. Acesso em 09 de novembro de 2023, disponível em: <https://repositorio.unicamp.br/Busca/Download?codigoArquivo=468181>

BARROS, J.R.P (2000). **Uma Metodologia de Planejamento da Expansão da Transmissão Baseada em Trade-Off e Indicador de Mérito Econômico**. UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO, PROGRAMA DE MESTRADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA. Acesso em 16 de outubro de 2023, disponível em: https://repositorio.ufpe.br/bitstream/123456789/5658/1/arquivo7099_1.pdf

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA (EPE) (2023). **Estudos para a Licitação da Expansão da Transmissão**. Acesso em: 16 out. 2023, disponível em: https://www.epe.gov.br/sites/pt/publicacoes/dadosabertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-761/01.Relat%C3%B3rio%20PET-PELP%201o%20Sem2023%20-%20EPE-DEE-RE-048_2023.pdf

FLÁVIO, S.A. (2015). **Planejamento da Expansão de Sistemas de Transmissão Com Elevada Participação de Fontes Renováveis**. UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ, PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA. Acesso em 15 de setembro de 2023, disponível em: <https://repositorio.unifei.edu.br/xmlui/handle/123456789/145>.

FLORES, M.J.R. (2006). **Planejamento da Expansão do Sistema de Transmissão Usando os Modelos CC-CA e Técnicas de Programação Não-Linear**. UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS, PROGRAMA DE DOUTORADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA. Acesso em 19 de outubro de 2023.

GALHARDO, G.M (2020). **Algoritmo Genético aplicado a Otimização do Planejamento do Carregamento de Veículos Elétricos em Ambientes Empresariais**. PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE CAMPINAS. Acesso em 10 de novembro de 2023.

GARCIA, R.P (2014). **Estratégias de Penalização Adaptativa para a Solução de Problemas de Otimização com Restrições via Algoritmos Genéticos**. UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA. Acesso em 14 de novembro de 2023, disponível em: <https://repositorio.ufjf.br/jspui/bitstream/ufjf/3493/1/rafaeldepaulagarcia.pdf>

KLAS, J. (2013). **Planejamento da Expansão do Sistema de Transmissão com Dispositivos FACTS e Links CC Empregando Metodologia BRANCH-AND-BOUND Adaptada**. UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL, PORTO ALEGRE. Acesso em 09 de novembro de 2023, disponível em <https://lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/108467/000944057.pdf;jsessionid=79F931C51B219E51E03C9964C94BD20B?sequence=1>

KOEHLER, A.R.S (2000). **Projeto de Estabilizadores Robustos de Sistemas de Potência via Algoritmos Genéticos e Técnicas de Controle Linear em Ambiente Computacional de Alto Desempenho**. UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA. Acesso em 13 de novembro de 2023, disponível <https://repositorio.ufsc.br/handle/123456789/78204>

LACERDA, E G M e CARVALHO, A. C.P.L.C (1999). **Introdução aos Algoritmos**

Genéticos. 1999, Anais. Rio de Janeiro: EntreLugar, 1999. Acesso em: 10 nov. 2023, disponível em: https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/48970437/ag-libre.pdf?1474324044=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DCAPITULO_3_INTRODUCAO_AOS_ALGORITMOS_GEN.pdf&Expires=1699621472&Signature=JEAgnTAx6FdraQkgAZMO~x-cgTjPIIU3f1eF-SUhwAEKWjJxAOh8EiKJbASR~5ZaTkGwOGPuqjluPPQCVAJKPZvemhwALO7TvIS3JbWnbx7drpTfTG1oMzMERRyEeJa4TR5dMjlqydXGGMXSQQuuV9KMYJrnnRrrhpKMrxUXcbfgN5vQGw8mVKhuU6EKq2iMCwxBI97BsaXKhLWrxSphED~GLKwTaaGykwMs68NvqlNNUpN5ydiQ72kO8XtlkbW9oIYzcr~YzJmuYKcSYEkqbtIVZXUN4jrXMV-qfWi41v1NsTUFyiNWkxh6-g1GjN78IFnUr53GtlkDM8a3Zz5flg&Key-Pair-Id=APKAJLOHF5GGSLRBV4ZA

LEITE, A (2023). **Armazenamento de energia: chave para a transição energética.** O setor elétrico, São Paulo: Atitude, 195, disponível em: https://www.osetoelettrico.com.br/wp-content/uploads/2023/06/Edicao-195_FINALSIMPLES.pdf.

LODDI, T. (2010). **Cálculo de Fluxo de Potência Unificado em Sistemas de Transmissão e Redes de Distribuição Atráves do Método de Newton Desacoplado Rápido com Rotação dos Eixos.** Universidade Federal do Paraná, UFPR, Tese de Mestrado em Engenharia Elétrica.

MARTINEZ, D.M.G. (2015). **Avaliação das Condições de Estabilidade de Tensão Considerando a Regulação Primária e Parâmetros da Rede Variáveis com a Frequência.** Pontifícia Universidade Católica, PUC-RJ, Tese de Mestrado em Engenharia Elétrica.

MEDEIROS, S.C.D (2005). **Inversão de Parâmetros em Dados Sísmicos por Algoritmos Genéticos.** PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA, RIO DE JANEIRO. Acesso em 13 de novembro de 2023, disponível em https://www.maxwell.vrac.puc-rio.br/8622/8622_4.PDF.

MIASAKI, C. T (2006). **Planejamento da Expansão do Sistema de Transmissão de**

Energia Elétrica: Utilizando Controladores FACTS. UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA, PROGRAMA DE DOUTORADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA, ILHA SOLTEIRA. Acesso em 16 de outubro de 2023, disponível em <https://repositorio.unesp.br/server/api/core/bitstreams/3b2a2617-770e-4ee0-a425-dda1973953b8/content>

MIASAKI, C.T e ROMERO, R. (2007). **Um Algoritmo Genético Especializado Aplicado ao Planejamento da Expansão do Sistema de Transmissão com Alocação de Dispositivos de Compensação Série.** UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA. Acesso em 13 de novembro de 2023, disponível em <https://www.scielo.br/j/ca/a/BbwG4YHy4qmCHrrJqVJSynh/?format=pdf&lang=pt>

MIRANDA, M.N (1996). **Algoritmos genéticos: Fundamentos e Aplicações.** UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO. Acesso em 14 de novembro de 2023, disponível em: <http://www.nce.ufrj.br/GINAPE/VIDA/alggenet.htm#:~:text=Como%20crit%C3%A9rios%20de%20parada%20do,um%20determinado%20par%C3%A2metro%20do%20problema.>

MOREIRA, L.F.R (2019). **Aplicação de Algoritmo Genético em um Problema da Engenharia Logística.** UNIVERSIDADE FEDERAL DO TOCANTINS, PALMAS. Acesso em 06 de outubro de 2023, disponível em <http://repositorio.uft.edu.br/handle/11612/3937>.

MOURA, Ailson P. de **Análise de Fluxo de Carga em Sistemas de Potência: Engenharia de Sistemas de Potência** / Ailson P. de Moura/Adriano Aron F. de Moura/ Ednardo P. da Rocha. - 1.ed. - São Paulo: Artliber Editora, 2018.

MULLER, M.R e FRANCO, E.M.C (2013). **Algoritmo de Busca Tabu Aplicado na Solução do Problema de Múltiplas Mochilas.** UNIVERSIDADE ESTADUAL DO OESTE DO PARANÁ. Acesso em 06 de outubro de 2023, disponível em <https://periodicos.utfpr.edu.br/recit/article/view/4241>

NERY, S.W.L (2017). **Análise de Operadores de Cruzamento Genético aplicados**

ao problema do Caixeiro Viajante. UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS. Acesso em 13 de novembro de 2023, disponível em <https://files.cercomp.ufg.br/weby/up/498/o/SamuelWanbergLourencoNery2016.pdf>.

OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO (ONS) (2023). **Energia do Futuro: A Expansão da Transmissão.** Acesso em: 16 out. 2023, disponível em: <https://www.ons.org.br/paginas/energia-no-futuro/transmissao/expansao>.

ORIONDO, M.A.M. (2020). **Planejamento da Expansão de Sistemas de Transmissão Considerando o Modelo CA e Desligamento na Operação de Linhas de Transmissão.** UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA, ILHA SOLTEIRA. Acesso em 22 de setembro de 2023.

REZENDE, L.S. (2011). **Planejamento da Expansão de Sistemas de Transmissão: Avaliação de Metaheurísticas e Critérios de Segurança.** Universidade Federal de Itajubá, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. Acesso em 19 de outubro de 2023, disponível em: https://repositorio.unifei.edu.br/xmlui/bitstream/handle/123456789/1250/tese_0038863.pdf?sequence=1&isAllowed=y

RIBEIRO, P.M. (2005). **Remuneração dos Serviços Ancilares de Suporte de Potência Reativa e Reserva de Potência Quando Providos por Geradores.** Pontifícia Universidade Católica, PUC-RJ, Tese de Mestrado em Engenharia Elétrica.

RIDER, M.J.; GARCIA, A.V.; ROMERO, R. (2007). **Power system transmission network expansion planning using AC model.** IET GENER, TRANSM, DISTRIB. Acesso em 17 de novembro de 2023.

ROMERO, R. A. (1999). **Planejamento a longo prazo da expansão de sistemas de transmissão de energia elétrica.** Universidade Estadual Paulista, UNESP, Tese (Livre docência) — Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 1999. Acesso em 19 de outubro de 2023.

SILVA, E.C (2019). **Problema de Escalonamento Estático de Tarefas em**

Multiprocessadores. UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA. Acesso em 14 de novembro de 2023, disponível em: <https://repositorio.ufu.br/bitstream/123456789/28884/1/RepresentacoesAlgoritmosGeneticos.pdf>

SOUZA, B. H. S., TELES, M.H.L (2022). **Planejamento da Expansão da Transmissão: Solução do Modelo DC Usando Algoritmo Genético e o Fluxo de Carga Linearizado Implementados na Linguagem Python.** Universidade Tecnológica Federal do Paraná, UTFPR, Medianeira. Acesso em 19 de outubro de 2023.

STEFANELLO, F. (2011). **Hibridização de Métodos Exatos e Heurísticos para Resolução de Problemas de Otimização Combinatória.** UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA, PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA. Acesso em 09 de novembro de 2023, disponível em: <https://repositorio.ufsm.br/bitstream/handle/1/5378/STEFANELLO%2c%20FERNANDO.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

TAGLIALENHA, S.L.S. (2008). **Novas Aplicações de Metaheurísticas na Solução do Problema de Planejamento da Expansão do Sistema de Transmissão de Energia Elétrica.** UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA, PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA, ILHA SOLTEIRA. Acesso em 09 de novembro de 2023, disponível em: https://docplayer.com.br/127469064-Novas-aplicacoes-de-metaheuristicas-na-solucao-do-problema-de-planejamento-da-expansao-do-sistema-de-transmissao-de-energia-eletrica.html#google_vignette

VANDERLINDE, J.B. (2013). **Planejamento da Expansão de Sistemas de Transmissão Usando Algoritmo tipo Dual Simplex Especializados em uma Estrutura BRANCH AND BOUND.** UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA, PROGRAMA DE MESTRADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA, ILHA SOLTEIRA. Acesso em 19 de outubro de 2023, disponível em:

https://www.feis.unesp.br/Home/departamentos/engenhariaeletrica/lapsee/2013_diss_jeferson_back.pdf