

Uso de Algoritmos Genéticos de Chaves Aleatórias Enviesadas para Problemas em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica

**Ellen Marianne Bernal Cavalheiro¹, Gabriel Figueiredo Puerta¹, Petra Bartmeyer¹,
Washington Alves de Oliveira¹, Caio dos Santos²**

Faculdade de Ciências Aplicadas – UNICAMP, Limeira - SP, Brasil ¹

Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação – UNICAMP, Campinas - SP, Brasil ²

ellenmbc@unicamp.br, gfpuerta@unicamp.br, pmb@unicamp.br,

waov@unicamp.br, caiodos.santos@hotmail.com

RESUMO

Este trabalho investiga dois problemas importantes que ocorrem nos sistemas de distribuição de energia elétrica. O primeiro é denominado problema de reconfiguração de redes de distribuição, que consiste na alteração dos estados das chaves, normalmente aberta (NA) e normalmente fechada (NF), com o objetivo de encontrar a melhor configuração com mínimas perdas de energia. O segundo problema, o problema de restauração de redes, consiste em restabelecer a rede após permanecer desenergizada por uma falha, isolando o problema e garantindo o fornecimento de energia elétrica para o maior número de consumidores possível. Este trabalho integra estes dois problemas e estuda a estratégia de solução combinando programação matemática e o algoritmo genético de chaves aleatórias enviesadas (BRKGA). O método é avaliado em uma rede conhecida da literatura com 33 barras e os resultados mostram que o método de solução proposto consegue encontrar menores perdas de energia e restaurar todas as demandas da rede.

PALAVRAS CHAVE. Algoritmos Genéticos de Chaves Aleatórias Enviesadas, Problema de Reconfiguração de Redes de Distribuição, Problema de Restauração de Redes de Distribuição.

Tópicos: EN&PG – PO na Área de Energia, Petróleo e Gás

ABSTRACT

This study investigates two significant issues in electrical power distribution systems. The first is termed the distribution network reconfiguration problem, which involves altering the states of switches, typically open (NO) and normally closed (NC), to identify the optimal configuration to minimize energy losses. The second issue, the network restoration problem, entails restoring the network after a blackout by isolating the problem and ensuring electricity supply to the maximum number of consumers possible. This research integrates these two problems and explores a solution strategy by combining mathematical programming with the biased random-key genetic algorithm (BRKGA). The method is evaluated on a well-known 33-bus network from the literature, and the results demonstrate that, in both cases, the proposed solution method successfully achieves lower energy losses and restores all network demands.

KEYWORDS. Biased random-key genetic algorithm. Network Reconfiguration Problem. Service Restoration Problem.

Paper topics: EN&PG – PO in the Energy, Oil and Gas Area

1. Introdução

O fornecimento contínuo e ininterrupto de energia elétrica é uma premissa básica para operar um sistema de distribuição, onde mesmo desligamentos temporários podem e devem ser evitados. Embora as redes de distribuição de energia elétrica tenham se desenvolvido para atender critérios mais rigorosos de confiabilidade, ainda assim estão sujeitas ao acontecimento de falhas (permanentes ou temporárias) [Mishra et al., 2021]. As faltas, frequentemente ocasionadas por eventos climáticos, erros humanos e falhas de equipamentos, exigem que a rede de distribuição esteja preparada para garantir a segurança física de seus equipamentos e o fornecimento de energia aos consumidores. Os casos mais graves, como cenários de falta permanente em que parte da rede encontra-se sem fornecimento de energia elétrica, surge o problema de restauração. O objetivo, nesse caso, é isolar o problema e reestabelecer o fornecimento de energia à maior área afetada por meio da reconfiguração topológica da rede.

Outro problema que ocorre em sistemas de energia elétrica, sobretudo em sistemas de distribuição, são as perdas por efeito *Joule* — perdas técnicas. Uma das soluções para amenizar este problema é através do problema de reconfigurações de redes, que redistribui os fluxos ao alterar as chaves normalmente aberta (NA) e normalmente fechada (NF), com o objetivo de encontrar uma configuração radial que leve à menores índices de perda técnica [Cavalheiro et al., 2018].

O problema de restauração e o problema de reconfiguração de redes de energia elétrica, embora relacionados à operação eficiente da rede elétrica, possuem objetivos e contextos distintos. O problema de restauração de redes de energia foca na recuperação do sistema após uma falha, visando isolar o problema e restabelecer o fornecimento de energia no menor tempo possível. Isso envolve identificar e isolar áreas danificadas, redirecionar fluxos de energia e priorizar a reconexão de serviços críticos. Em contraste, o problema de reconfiguração de redes de energia refere-se à alteração da topologia da rede em condições normais de operação para otimizar determinados critérios, como redução de perdas de energia, balanceamento de carga ou melhoria da qualidade do fornecimento. A reconfiguração é um processo preventivo e de otimização contínua, enquanto a restauração é uma resposta reativa a emergências. A diferença entre ambos os problemas está representada na Figura 1.

É importante destacar que, tanto o problema de restauração como o de reconfiguração são problemas combinatórios classificados como NP-difíceis, o que justifica o número de meta-

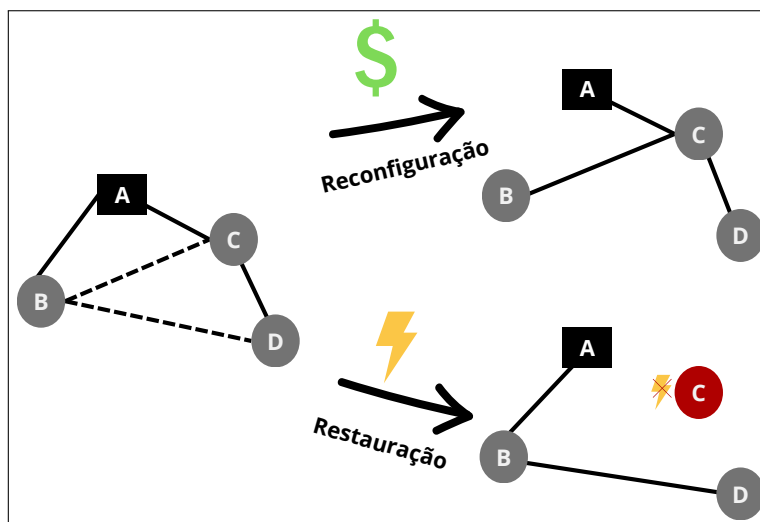


Figura 1: Diferença entre restauração e reconfiguração.

heurísticas utilizadas na resolução destes problemas. Neste contexto, um algoritmo híbrido, que combina as características populacionais e evolutivas do Algoritmo Genético com as características proibitivas da Busca Tabu, foi proposto por Shin et al. [2004]. Essa metodologia aborda o problema de restauração, reconfigurando a rede de distribuição enquanto respeita as restrições impostas pela Busca Tabu. Diante dos testes realizados, os autores concluem que a minimização do custo de interrupção do serviço e a minimização das perdas da rede devem ser considerados simultaneamente na função objetivo. De forma similar, Sivanagaraju e Ramana [2004] propuseram um método heurístico que realiza a reconfiguração da rede de distribuição antes de simular faltas e resolver o problema de restauração, com o objetivo de encontrar uma topologia de operação com as menores perdas técnicas.

Popovic e Ciric [1999] propuseram um algoritmo multiobjetivo para determinar os planos de restauração em redes de distribuição radiais, dividido em três etapas. Na primeira, é realizada uma adaptação na rede de distribuição considerando apenas os nós e chaves afetados pela falta. Após a redução do espaço de solução, o algoritmo heurístico é executado e a reconfiguração da rede de distribuição é planejada, com critérios de otimização que incluem a minimização da potência não-servida e a minimização do custo de operação das chaves. Um estudo mais recente, apresentado por Sekhavatmanesh e Cherkaoui [2020], aborda o problema de restauração considerando a reconfiguração sequencial da rede e a integração de geradores distribuídos. O modelo apresenta uma função objetivo ponderada de três critérios de otimização distintos, priorizando a minimização do corte de carga.

A reconfiguração sequencial da rede também é abordada por Xia et al. [2021], no trabalho é proposto uma abordagem heurística em conjunto com uma função fuzzy multi-objetiva para determinar o sequenciamento de energização de cargas e geradores. Os critérios de otimização utilizados na metodologia envolvem a maximização do atendimento de cargas prioritárias e de energização de unidades geradoras. Em Zhang et al. [2021] o problema de restauração é aplicado para redes de distribuição inteligentes e é adotada uma abordagem baseada na auto-recuperação do sistema. Essa abordagem utiliza de uma plataforma que monitora o sistema e, assim que acontece uma falta permanente, um agente responsável pela restauração é acionado. A reconfiguração fornecida pelo agente provém de seu treinamento por Aprendizado por Imitação. Os testes realizados pelos autores consideram que um número aleatório de circuitos sofreram uma falha ao mesmo tempo o que pode levar o sistema a um cenário de falta generalizado.

Um algoritmo baseado em regras heurísticas foi proposto por Botea et al. [2012] para a reconfiguração ótima de sistemas de distribuição de energia para restauração do fornecimento após falhas. O método proposto utiliza uma abordagem baseada em busca informada A* para encontrar a configuração ótima da rede, visando restaurar o fornecimento de energia e, ao mesmo tempo, minimizar os custos de chaveamento. Li et al. [2023] aplicaram a reconfiguração restaurativa em redes de distribuição por meio de uma abordagem multiobjetiva e multimodal. A metodologia proposta pelos autores expande o algoritmo de otimização por enxame de partículas (PSO, do inglês *Particle Swarm Optimization*) tradicional, permitindo sua aplicação em problemas multiobjetivos e multimodais. Os critérios de otimização utilizados incluem a minimização das perdas e a redução do desvio de tensão na rede de distribuição.

A reconfiguração restaurativa, discutida por Wang et al. [2021], é aplicada a redes de distribuição ativas, isto é, uma rede que incorpora tecnologias de controle, monitoramento e automação que gerenciam o armazenamento e o consumo de energia. Neste cenário, o objetivo da reconfiguração restaurativa é de maximizar a capacidade de fornecimento de energia em situações de pós-falta. O método de amostragem em hipercubo latino é utilizado para gerar os dados iniciais que são ranqueados através do método *Cholesky* e, posteriormente, é feito o fluxo de carga do sistema.

Além dos algoritmos baseados em meta-heurísticas, heurísticas e lógica Fuzzy, os problemas envolvendo a reconfiguração topológica do sistema também foram resolvidos utilizando a modelagem matemática. Yun et al. [2020] abordaram os problemas por meio de um método de aproximação baseado em linearização por partes. Ao decompor as equações não lineares em segmentos lineares, o modelo aproxima as equações de fluxo de carga, facilitando a resolução do problema por solvers de programação linear inteira mista. O principal objetivo da metodologia é minimizar as perdas do sistema durante a reconfiguração e maximizar as cargas restauradas durante o processo de restauração. Outro modelo de programação linear inteiro misto foi proposto por Butler et al. [2001]. No estudo a reconfiguração restaurativa é aplicada em uma rede de distribuição de energia a bordo e a função objetivo almeja maximizar o montante de carga restaurada, utilizando restrições simplificadas de fluxo de carga.

Como visto na literatura, os problemas de reconfiguração e restauração possuem similaridades, e neste trabalho para resolver os dois problemas estende-se o método de solução Algoritmo Genético de Chaves Aleatórias Enviesadas (BRKGA), desenvolvido em Cavalheiro et al. [2018]. O trabalho está organizado da seguinte forma: a Seção 2 apresenta o método de resolução desenvolvido, na Seção 3 os resultados obtidos são expostos e discutidos, e finalmente, as conclusões do trabalho são apresentadas na Seção 4.

2. Proposta de Método de Resolução

O restabelecimento do fornecimento de energia elétrica no menor tempo possível após a ocorrência da falta é um ponto importante para as concessionárias atingirem níveis de qualidade no fornecimento exigido. Este trabalho propõe ir além, ele aborda o problema de restauração já integrado ao problema de reconfiguração, fornecendo assim uma solução que procura tanto por uma topologia de rede que afete minimamente os consumidores quanto uma topologia que opere com perdas ótimas.

A estratégia de solução utiliza o Algoritmo Genético de Chaves Aleatórias Enviesadas (BRKGA), desenvolvido em Cavalheiro et al. [2018] e adapta a metodologia para resolver o problema de restauração de redes e o problema de reconfiguração de redes de distribuição. Para isso, é fornecido para o algoritmo as informações da rede e onde estão localizadas as chaves que são faltas e, como resposta, a metaheurística encontra configurações radiais ótimas. Cada uma das topologias propostas pelo BRKGA é avaliada com relação ao objetivo de reduzir as perdas técnicas e restabelecer o maior número de demanda (consumidores) da rede. A avaliação é realizada via *solver* que resolve um problema de programação não-linear. A Figura 2 apresenta um fluxograma do funcionamento do algoritmo BRKGA para a solução do problema de restauração e reconfiguração de redes.

2.1. BRKGA

O Algoritmo Genético de Chaves Aleatórias Enviesadas – BRKGA (em inglês *biased random-key genetic algorithm*) foi projetado para resolver problemas de otimização combinatória utilizando os conceitos de seleção natural e evolução de populações. A Figura 2 ilustra como a utilização do BRKGA está sendo utilizada dentro deste trabalho e como as etapas do processo evolutivo se conectam dentro do algoritmo.

Os processos de criação e avaliação de uma nova população são repetidos a cada iteração do BRKGA, também conhecida como geração. O algoritmo necessita de um critério de parada, podendo ser utilizado um número máximo de gerações, tempo total de execução ou qualidade da solução.

2.2. Decodificação da Solução

No BRKGA, cada indivíduo (ou solução) na população é representado por um vetor de números reais (chaves aleatórias). Essas chaves são usadas para decodificar a solução real para o

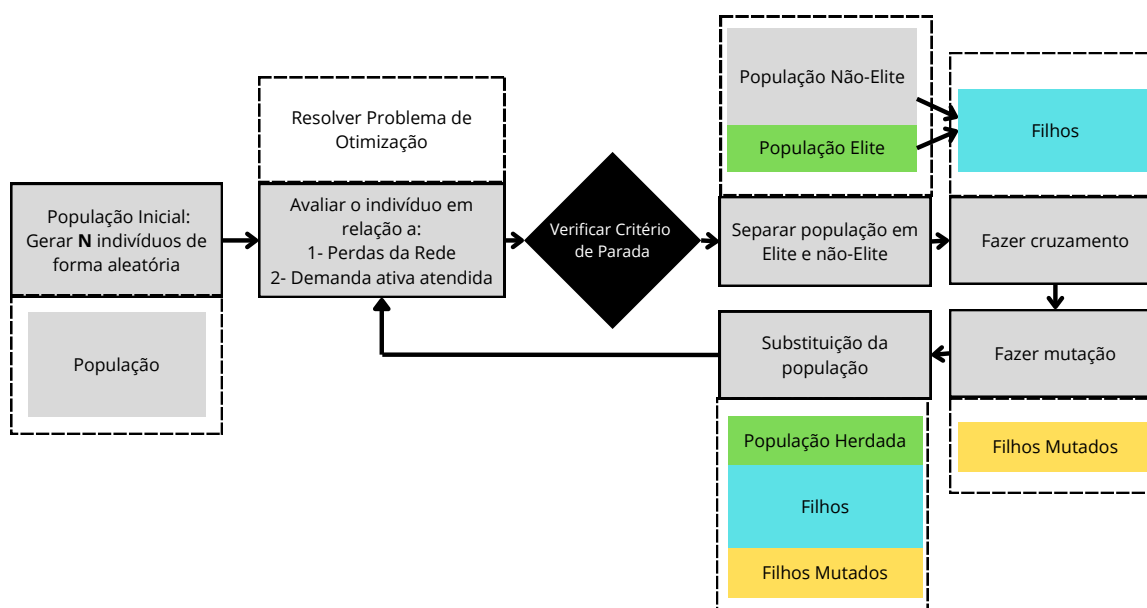


Figura 2: Descrição do algoritmo de otimização para os problemas de restauração e configuração de redes de distribuição

problema. A ideia é que essa representação em chaves aleatórias possa simplificar a implementação de operadores genéticos, como cruzamento (*crossover*) e mutação. A Figura 3 representa como um indivíduo é decodificado em uma árvore, ou seja, uma configuração operando de forma radial. Note que, cada entrada do vetor de codificação, representa um arco da rede de distribuição, e cada arco ganha um valor aleatório (chave aleatória). O processo de encontrar a configuração radial representada por esse indivíduo é realizada por meio da solução de um problema de árvore geradora de peso mínimo, para a qual aplicamos o algoritmo de Kruskal [Ahuja et al., 1993]. A estratégia de decodificação utilizada tem o benefício de gerar sempre uma solução factível para o problema, sempre que a topologia permita isso. Isso evita etapas de factibilização, remoção ou penalização de indivíduos infactíveis, o que é um dos pontos críticos para a performance dos métodos evolutivos.

Dois processos adicionais são necessários para avaliar a viabilidade da rede em relação ao problema de restauração. Através do problema de reconfiguração de redes, o BRKGA retorna a topologia radial encontrada pelo algoritmo de Kruskal, em seguida, verifica-se se essa topologia (árvore) possui as chaves que são consideradas faltas no problema de restauração. Para isso são avaliados os seguintes casos: (i) se o arco (chave) que é a falta participa da árvore; (ii) se um dos nós (barras) faz parte da falta e é um nó folha¹, em caso afirmativo, verifica-se a barra antecessora faz parte da falta. Para o caso (i) o indivíduo é considerado infactível e retirado da população. Para o caso (ii), o nó folha é isolado e a energia não-distribuída é refletida na avaliação da qualidade do indivíduo (*fitness*).

2.3. Cruzamento

O algoritmo mantém uma população de soluções, onde uma fração dessa população é escolhida como elite com base em seu *fitness* (qualidade da solução). O cruzamento no BRKGA é realizado de forma a introduzir uma tendência. Um filho é gerado combinando chaves aleatórias de dois pais, onde um pai (normalmente da elite) é escolhido com uma probabilidade maior do que a

¹Em teoria de grafos, uma folha é um vértice (ou nó) de um grafo que tem grau igual a 1, ou seja, ele está conectado a apenas um outro vértice por uma única aresta [Ahuja et al., 1993].

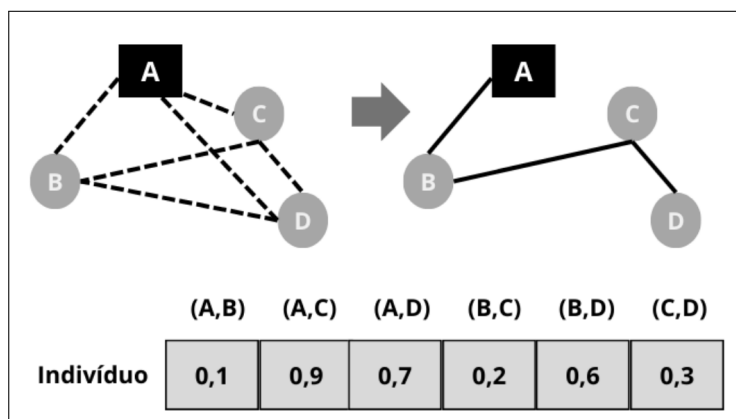


Figura 3: Processo de representação de uma rede (lado esquerdo) por meio de um vetor de chaves aleatórias (parte inferior). A rede encontrada (lado direito) pelo algoritmo de árvore de peso mínimo contém os arcos (A,B), (B,C) e (C,D) e tem um custo de 0,6.

chave do outro pai (não-elite). A Figura 4 exemplifica como o processo de cruzamento funcionaria para um caso onde a probabilidade de herdar os genes dos Pai Elite seja de 70% (0,7). Isso promove a exploração de regiões promissoras do espaço de solução. Já as soluções que compõem a população elite são preservadas diretamente para a próxima geração (população herdada) — note que um novo ranqueamento das soluções é realizado a cada iteração, desta forma, a população elite sofre alterações no decorrer do processo evolutivo.

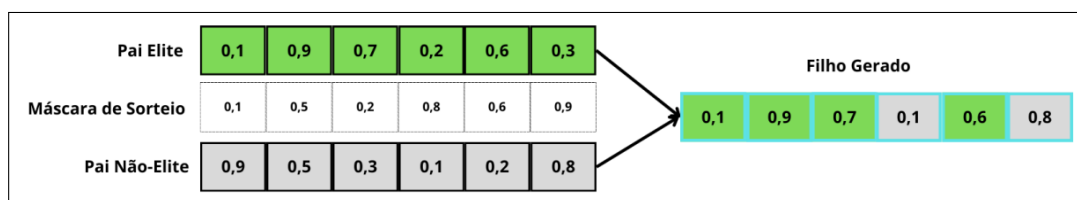


Figura 4: Exemplo do processo de cruzamento utilizado pelo método BRKGA.

A mutação no BRKGA é utilizada para introduzir diversidade na população, tentando evitar a convergência do algoritmo para um mínimo local. A mutação proposta neste trabalho altera entradas do vetor que representa um indivíduo. Tanto a entrada a ser alterada quanto o valor a ser recebido são selecionados de forma aleatória.

2.4. Avaliação do *fitness* usando Programação Matemática

O valor do *fitness* de cada indivíduo no algoritmo BRKGA é calculado por meio da solução do seguinte problema de otimização não-linear. Neste modelo, a função objetivo busca minimizar as perdas técnicas e a energia não distribuída sujeito à restrições de fluxo de carga não-lineares. A seguir é definida a nomenclatura utilizada e o modelo matemático.

Conjuntos:

$\mathcal{N}/k$ conjunto de barras.

$\mathcal{L}/k,j$ conjunto de ramos.

$\mathcal{F}/k$ conjunto de barras que são folhas.

Parâmetros:

$\underline{V}, \overline{V}$ limitante inferior e superior para as magnitudes das tensões.

P_k^d, Q_k^d demandas de potências ativa e reativa na barra k .

r_{kj}, x_{kj}, z_{kj} resistência, reatância e impedância no ramo kj da rede.

ω_k indicação para uma barra k restaurada ($\omega_k = 1$); do contrário, $\omega_k = 0$.

Variáveis Reais:

i_{kj}^{sqr} quadrado do fluxo de corrente no ramo kj .

v_k^{sqr} quadrado da magnitude de tensão na barra k .

P_{kj}, Q_{kj} fluxo de energia ativa e reativa no ramo kj .

P_k^s, Q_k^s injeções de potência ativa e reativa da subestação na barra k – essas variáveis têm valores diferentes de zero apenas para as barras conectadas à subestação.

$$\min \sum_{kj \in \mathcal{L}} r_{kj} i_{kj}^{sqr} + \sum_{k \in \mathcal{N}} (P_k^{d0} - P_k^d \omega_k) \quad (1)$$

$$\text{s.a: } P_k^s + \sum_{gk \in \mathcal{L}} P_{gk} - \sum_{kj \in \mathcal{L}} (P_{kj} + i_{kj}^{sqr} r_{kj}) = P_k^d \omega_k \quad \forall kj \in \mathcal{L} \rightarrow kj \notin \mathcal{F}, \forall k \in \mathcal{N} \quad (2)$$

$$Q_k^s + \sum_{gk \in \mathcal{L}} Q_{gk} - \sum_{kj \in \mathcal{L}} (Q_{kj} + i_{kj}^{sqr} x_{kj}) = \omega_k Q_k^d \quad \forall kj \in \mathcal{L} \rightarrow kj \notin \mathcal{F}, \forall k \in \mathcal{N} \quad (3)$$

$$\omega_k v_k^{sqr} - \omega_j v_j^{sqr} = i_{kj}^{sqr} z_{kj}^2 + 2(r_{kj} P_{kj} + x_{kj} Q_{kj}) \quad \forall kj \in \mathcal{L} \rightarrow kj \notin \mathcal{F}, \forall k \in \mathcal{N} \quad (4)$$

$$v_j^{sqr} \omega_j i_{kj}^{sqr} \geq P_{kj}^2 + Q_{kj}^2 \quad \forall kj \in \mathcal{L} \rightarrow kj \notin \mathcal{F}, \forall k \in \mathcal{N} \quad (5)$$

$$\underline{V}^2 \leq v_k^{sqr} \leq \overline{V}^2 \quad \forall k \in \mathcal{N} \quad (6)$$

$$P_{kj}, Q_{kj} \in \mathbb{R} \quad \forall kj \in \mathcal{L} \rightarrow kj \notin \mathcal{F} \quad (7)$$

$$P_k^s, Q_k^s, v_k^{sqr}, i_{kj}^{sqr} \geq 0. \quad \forall kj \in \mathcal{L} \rightarrow kj \notin \mathcal{F}, \forall k \in \mathcal{N} \quad (8)$$

A função objetivo em (1) procura encontrar a configuração radial que minimize as perdas técnicas na rede e restaure o maior número de demandas ativas na rede; as perdas totais de energia são calculadas como a somatória das perdas de energia nas linhas ($r_{kj} i_{kj}^{sqr}$) em todo o alimentador primário ($\forall kj \in \mathcal{L}$); a restrição (2) e (3) representam as demandas de potência ativa e reativa para cada barra $k \in \mathcal{N}$, respectivamente; a restrição (4) calcula a queda da magnitude de tensão para cada ramo $kj \in \mathcal{L}$; a restrição (5) calcula a magnitude da corrente para cada ramo kj . Note que as desigualdades na restrição (5) permanecem não-lineares em ambos os lados da equação; a restrição (6) fornece os limites de tensão para a operação da rede de distribuição; as restrições (7) e (8) define os limitantes e a natureza das variáveis $P_{kj}, Q_{kj}, P_k^s, Q_k^s, v_k^{sqr}$ e i_{kj}^{sqr} .

3. Estudos Computacionais

O algoritmo BRKGA proposto para a resolução dos problemas foi implementado em linguagem Python 3.10. O modelo matemático (1)–(8), resolvido com o *solver* de otimização Gurobi, foi codificado no pacote de programação matemática Gurobipy. As simulações foram feitas em um computador com Intel® Core™ 17 – 4790 CPU @ 3.60 GHz×, 32 GB RAM, e Windows 10 Pro. Os estudos computacionais foram realizados em uma rede de 33 barras proposta por Baran e Wu [1989]. O sistema possui 32 barras de carga, uma barra de subestação e 37 circuitos. É considerado que todos os circuitos fechados possuem chaves alocadas e, além disso, o sistema possui 5 chaves abertas (33-37). A demanda ativa do sistema é de 3.715,00 kW e a reativa é de 2.300,00 kVar. A tensão base na subestação é de 12,66 kV. A topologia inicial do sistema é apresentada na Figura 5 e as perdas totais nessa configuração é de 202,67 kW. Note que a resolução do modelo (1)–(8) é uma parte significativa no algoritmo BRKGA no cálculo do *fitness*, pois cada indivíduo (configuração) da população gerado pelo BRKGA é avaliado individualmente pelo *solver*. Como o problema de restauração é um problema de critério emergencial, a obtenção de uma proposta de solução deve acontecer da forma mais rápido possível, dessa forma, nos testes realizados neste trabalho, o tempo total gasto para todas as avaliações foi satisfatório.

Diante da topologia inicial do sistema, foram simuladas quatro faltas permanentes em circuitos normalmente fechados, onde a seletividade do sistema de proteção isolou o problema da subestação e afetou todos consumidores a jusante do trecho em falha. As informações referentes aos cenários simulados estão apresentadas na Tabela 1. Para cada cenário de falta simulado, é feito o isolamento da falta e os circuitos afetados são excluídos do problema. Os resultados obtidos pelo algoritmo estão expostos na Tabela 2. Em todos os cenários de falta simulados, a quantidade de soluções possíveis, (soluções factíveis e infactíveis) é de 58.905.

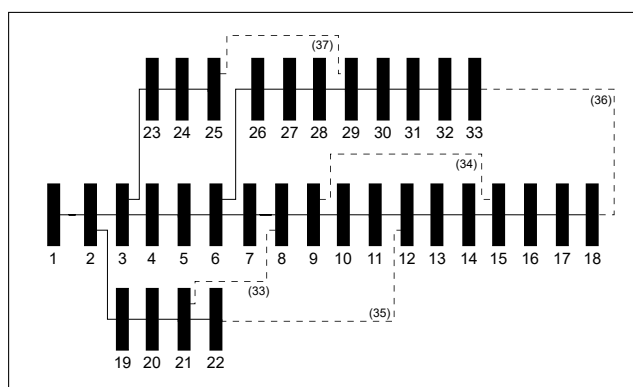


Figura 5: Topologia da rede utilizada nos testes computacionais. Figura adaptada de Rajaram et al. [2015].

Tabela 1: Informações dos cenários de falta permanente simulados no sistema de 33 barras

Circuito Isolado	Barras desconectadas	Carga não atendida (kVA)
2-19	19, 20, 21 e 22	398,42
3-23	23, 24 e 25	995,38
6-26	26, 27, 28, 29, 30, 31, 32 e 33	1.468,35
8-9	9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17 e 18	721,53

Tabela 2: Resultados para os cenários de falta permanente simulados no sistema de 33 barras

Falta	Chaves abertas	Chaves fechadas	Perdas	Cargas restauradas (%)
2-19	13-14, 16-17 e 28-29	25-29, 9-15, 18-33 e 8-21	217.1421	100%
3-23	7-8, 9-10, 14-15 e 31-32	8-23, 9-15, 12-22, 18-33 e 25-29	235.8817	100%
6-26	7-8, 9-10, 14-15 e 32-33	8-23, 9-15, 12-22, 18-33 e 25-29	151.6420	100%
8-9	14-15, 28-29 e 31-32	9-15, 12-22, 18-33 e 25-29	146.3196	100%

No primeiro cenário simulado, ocorre uma falta no ramo 2-19, resultando na desenergização de 398,42 kVA de potência aparente devido ao isolamento da falta. A reconfiguração topológica elaborada pelo algoritmo BRKGA envolve a operação de oito chaves, sendo três de abertura e cinco de fechamento. Após a operação das chaves, as barras 19, 20, 21 e 22 são restauradas, conforme destacado em azul na Figura 6. Nesta topologia, as perdas são de 217,14 kW. O tempo de processamento do algoritmo para encontrar essa solução foi de 30 segundos e o número de soluções topologicamente factíveis é de 6.180.

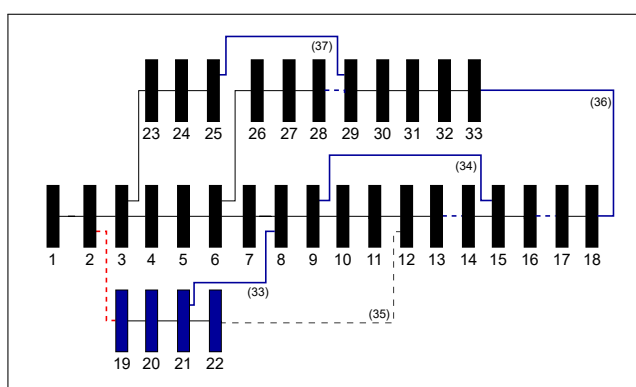


Figura 6: Topologia para o cenário de falta no ramo 2-19.

Outro cenário de falta permanente crítica no sistema ocorre quando há uma contingência no ramo 3-23. O isolamento da falta resulta no desligamento das barras 23, 24 e 25, totalizando 995,38 kW de potência aparente. O algoritmo BRKGA demorou 33 segundos para elaborar uma proposta de reconfiguração que restaura todas as barras presentes na parcela fora de serviço. Para isso, é necessário operar nove chaves, sendo quatro de abertura e cinco de fechamento. A topologia da rede após a restauração está representada na Figura 7, e o valor das perdas com essa configuração é de 235,88 kW. Neste cenário, o número de soluções topologicamente factíveis é de 5.889.

O cenário que apresenta a maior quantidade de barras desconectadas após o isolamento da falta é quando ocorre uma falta permanente no ramo 6-26. Nesse caso, as barras 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32 e 33 ficam desconectadas do restante da rede e sem fornecimento de energia elétrica, totalizando 1.468,35 kVA de potência aparente. O plano de reconfiguração obtido pelo algoritmo BRKGA prevê a restauração total das cargas afetadas por meio da operação de nove chaves, sendo necessário abrir as chaves 7-8, 9-10, 14-15 e 32-33, e fechar as chaves 8-23, 9-15, 12-22, 18-33 e 25-29. A topologia pós-falta, após a operação das chaves, é mostrada na Figura 8, e possui um montante de perdas de 151,6420 kW. O algoritmo levou 77 segundos para encontrar essa solução e

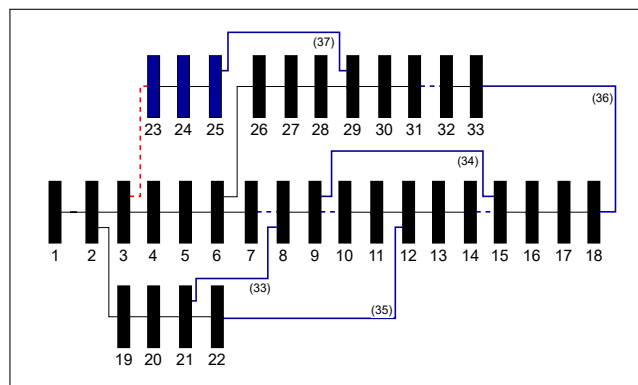


Figura 7: Topologia para o cenário de falta no ramo 3-23.

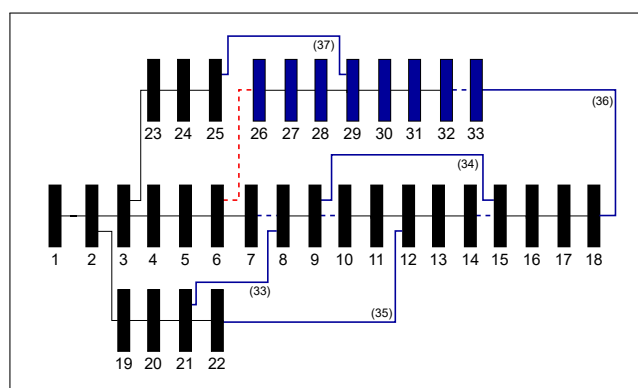


Figura 8: Topologia para o cenário de falta no ramo 6-26.

o número de soluções que apresentam topologias factíveis é de 6.168.

Finalmente, o último cenário de falta simulado ocorre no ramo 8-9. A localização centralizada do ramo resulta na desconexão de 784,77 kVA de demanda aparente. Assim como nos outros cenários, o algoritmo BRKGA encontra uma solução que prevê a restauração total do sistema após a operação de sete chaves de manobra e a elaboração da proposta de solução levou 82 segundos. A configuração pós-falta do sistema é representada na Figura 9, e o valor das perdas é de 146,3196 kW. Neste cenário, o número de soluções topologicamente factíveis é de 10.914.

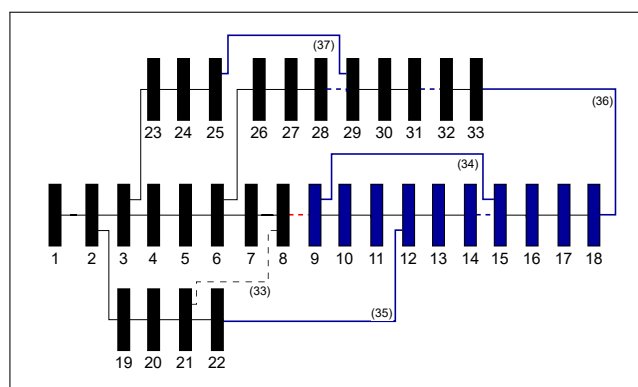


Figura 9: Topologia para o cenário de falta no ramo 8-9.

4. Conclusões

Este trabalho investigou o uso da estratégia de solução BRKGA, desenvolvido à princípio para resolver o problema de reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica, e a adaptou para resolver também o problema de restauração de redes de distribuição. No BRKGA o indivíduo é associado a uma rede e o valor da chave associado a cada parte que compõe este indivíduo representa o peso do arco; esses pesos associados aos arcos são valores atribuídos a cada parte do indivíduo durante o processo evolutivo. O algoritmo de Kruskal determina a árvore de custo mínimo, indicando as chaves que permanecerão fechadas e abertas. O grande diferencial deste método é que para o problema de reconfiguração de redes, o algoritmo de Kruskal sempre vai retornar uma configuração factível, ou seja, sempre vai entregar uma rede operando de forma radial. Porém ao adicionar o problema de restauração, as faltas são incluídas no problema e é necessário verificar se a árvore encontrada no BRKGA para o problema de reconfiguração é também factível para o problema de restauração, ou seja, verificar se a falta não está presente na árvore. A adaptação da estratégia de solução desenvolvida neste trabalho mostrou que o BRKGA conseguiu resolver em conjunto o problema de reconfiguração de redes, encontrando a configuração de menores perdas, e ao mesmo tempo, conseguiu restaurar todas as demandas da rede de distribuição, indicando que a metaheurística encontrou boas soluções para os ambos os problemas.

Os estudos desenvolvidos neste trabalho demonstram a eficácia e facilidade da metodologia em resolvê-los, dessa forma, pretende-se expandir a aplicação da metodologia à redes de distribuição de maior porte e complexidade, com a presença de geradores distribuídos e sistemas de armazenamento.

Referências

- Ahuja, R., Magnanti, T., e Orlin, J. (1993). *Network Flows: Theory, Algorithms and Application*. Prentice Hall, Englewood Cliffs.
- Baran, M. E. e Wu, F. F. (1989). Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing. *IEEE Transactions on Power delivery*, 4(2):1401–1407.
- Botea, A., Rintanen, J., e Banerjee, D. (2012). Optimal reconfiguration for supply restoration with informed A* search. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 3(2):583–593.
- Butler, K. L., Sarma, N., e Prasad, V. R. (2001). Network reconfiguration for service restoration in shipboard power distribution systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, 16(4):653–661.
- Cavalheiro, E. M. B., Vergílio, A. H. B., e Lyra, C. (2018). Optimal configuration of power distribution networks with variable renewable energy resources. *Computers & Operations Research*, 96:272 – 280.
- Li, X., Li, M., Yu, M., e Fan, Q. (2023). Fault reconfiguration in distribution networks based on improved discrete multimodal multi-objective particle swarm optimization algorithm. *Biomimetics*, 8(5):431.
- Mishra, D. K., Ghadi, M. J., Azizivahed, A., Li, L., e Zhang, J. (2021). A review on resilience studies in active distribution systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 135:110201.
- Popovic, D. S. e Ciric, R. M. (1999). A multi-objective algorithm for distribution networks restoration. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 14(3):1134–1141.
- Rajaram, R., Kumar, K., e Natarajan, R. (2015). Power system reconfiguration in a radial distribution network for reducing losses and to improve voltage profile using modified plant growth simulation algorithm with distributed generation (dg). *Energy Reports*, 1.

- Sekhavatmanesh, H. e Cherkaoui, R. (2020). A multi-step reconfiguration model for active distribution network restoration integrating dg start-up sequences. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 11(4):2879–2888.
- Shin, D.-J., Kim, J.-O., Kim, T.-K., Choo, J.-B., e Singh, C. (2004). Optimal service restoration and reconfiguration of network using genetic-tabu algorithm. *Electric Power Systems Research*, 71(2):145–152.
- Sivanagaraju, S. e Ramana, T. (2004). A simple method for feeder reconfiguration and service restoration of distribution networks. *Electric power components and systems*, 32(9):883–892.
- Wang, X., Sheng, X., Qiu, W., He, W., Xu, J., Xin, Y., e Jv, J. (2021). Fault reconfiguration strategies of active distribution network with uncertain factors for maximum supply capacity enhancement. *IEEE Access*, 10:72373–72380.
- Xia, N., Deng, J., Zheng, T., Zhang, H., Wang, J., Peng, S., e Cheng, L. (2021). Fuzzy logic based network reconfiguration strategy during power system restoration. *IEEE Systems Journal*, 16(3): 4735–4743.
- Yun, J., Hu, W., Zhou, Y., Yan, Z., Feng, D., e Li, N. (2020). Warm-start piecewise linear approximation-based solution for load pick-up problem in electrical distribution system. *IET Smart Grid*, 3(3):385–393.
- Zhang, Y., Qiu, F., Hong, T., Wang, Z., e Li, F. (2021). Hybrid imitation learning for real-time service restoration in resilient distribution systems. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 18(3):2089–2099.