

Uma Ferramenta Computacional Amigável para Reconfiguração Automática de Redes de Distribuição Baseada em Algoritmos Genéticos

C. L. T. Borges, A. Manzoni, E. C. Viveros, D. M. Falcão – UFRJ e H. O. Henriques – UFF

E-mail: carmen@dee.ufrj.br

Palavras-chave – Algoritmos Genéticos, Interface Gráfica, Minimização de Perdas, Modelagem Orientada a Objetos, Reconfiguração de Redes.

Resumo - Este trabalho apresenta uma ferramenta computacional para reconfiguração de redes de distribuição, de modo a minimizar as perdas elétricas e satisfazer níveis aceitáveis de perfil de tensão e carregamento dos alimentadores. Baseia-se em Algoritmos Genéticos para obter a configuração ótima da rede, onde o método de fluxo de potência tipo varredura de soma de potências é utilizado para avaliar cada candidata à solução. Como o sistema de distribuição deve operar de forma radial, uma estratégia que garanta a radialidade da rede é utilizada para evitar a geração de candidatas não-viáveis e melhorar o desempenho computacional do método. A ferramenta computacional foi desenvolvida baseada em modelagem orientada a objetos e possui uma interface gráfica amigável ao usuário para fornecimento dos dados do sistema, execução dos estudos e visualização dos resultados. Resultados práticos satisfatórios foram obtidos tanto para sistemas testes disponíveis na literatura como para sistemas reais de grande porte.

1. INTRODUÇÃO

Vários problemas práticos de planejamento e operação de redes de distribuição podem ser agrupados em uma grande classe de problemas denominados problemas de Configuração de Redes. Esses problemas têm em comum a busca de uma configuração da rede de distribuição que otimize um ou mais objetivos (investimentos, perdas, queda de tensão, margem de carregamento, confiabilidade, etc), sujeito a restrições técnicas e econômicas. A rede pode ser considerada fixa, no caso de estudos de planejamento da operação ou operação em tempo real, ou considerada variável, no caso de estudos de planejamento da expansão, onde prevê-se a instalação de novos equipamentos (alimentadores, dispositivos de chaveamento e proteção, etc) [1].

No Planejamento da Operação e Operação em Tempo-Real, os problemas de configuração de redes mais importantes nas aplicações práticas são:

- Reconfiguração de Redes: consiste na determinação de um conjunto de mudanças do estado de chaves, por ação local (equipe de manutenção) ou remota (chaves automatizadas), capazes de produzir uma nova configuração da rede na qual um determinado critério

(perdas mínimas, por exemplo) é otimizado para uma determinada condição de carga;

- Atendimento em Contingência: consiste na determinação de configuração alternativa para atendimento do maior número de consumidores no caso de um defeito em um bloco de carga.

No Planejamento da Expansão, o problema consiste na determinação de alternativas de reforço da rede de distribuição para o atendimento do crescimento da carga. As cargas novas são consideradas concentradas em determinados pontos da região a ser atendida e devem ser determinadas previamente a partir de estudos do crescimento do mercado global e espacial.

Os problemas de configuração de redes constituem problemas de otimização combinatória não-lineares nos quais deve-se escolher a solução em um conjunto finito de soluções sujeito a restrições não lineares (fluxo de potência, perdas, etc). Em aplicações com dimensões reais, esse tipo de problema apresenta grande dificuldade de solução utilizando-se técnicas convencionais de otimização. Recentemente, métodos de otimização conhecidos como meta-heurísticas (Algoritmos Genéticos, etc) têm sido utilizados com sucesso na solução desse tipo de problema [7].

Neste trabalho, foi estudado o problema de configuração de rede com enfoque principal na Reconfiguração da Rede com o objetivo de Minimização de Perdas. Entretanto, a ferramenta computacional desenvolvida permite, mediante esforço de desenvolvimento relativamente pequeno, sua adaptação para a solução dos demais problemas de configuração de redes acima descritos.

2. RECONFIGURAÇÃO DE REDES

O problema de Reconfiguração de Redes trata da alteração da configuração da rede elétrica, através da abertura e fechamento de chaves seccionadoras disponíveis na rede, visando à redução das perdas para uma dada condição de operação e respeitando restrições operativas de qualidade, confiabilidade e segurança.

As redes de distribuição, em geral, operam com uma configuração radial. As vantagens dessa topologia estão na facilidade de coordenação da proteção, menores correntes de curto-circuito, etc. Entretanto, essas redes possuem facilidades de chaveamento que permitem a transferência de parte da carga de um alimentador para outro. Além da redução de perdas ativas no atendimento

às cargas, a reconfiguração da rede pode ser utilizada para melhorar a distribuição de carga entre os alimentadores, aumentar a robustez em relação a falhas, possibilitar a restauração do suprimento a áreas desenergizadas com a operação de um número menor de chaves, etc.

2.1. Formulação do Problema

O problema de reconfiguração pode ser formulado como um problema de programação não-linear inteira conforme mostrado seguir [9]:

$$\text{Minimizar } \sum_{j \in \Omega_A} L_j \quad (1)$$

$$\text{sujeito a } \sum_{j \in \Omega_i} S_j = D_i, \quad i \in \Omega_N \quad (2)$$

$$S_j \leq S_{j,max}, \quad j \in \Omega_A \quad (3)$$

$$\Delta V_i \leq \Delta V_{max}, \quad i \in \Omega_N \quad (4)$$

$$S_f \leq S_{f,max}, \quad f \in \Omega_F \quad (5)$$

$$\prod_{i \in \Omega_N} \delta_i = 1 \quad (6)$$

onde:

C_k : k -ésima configuração¹ ;

Ω_A : conjunto dos trechos de alimentadores entre pontos de carga;

Ω_N : conjunto dos pontos de carga da rede;

Ω_i : conjunto dos trechos de alimentadores conectados ao ponto de carga i ;

Ω_F : conjunto dos alimentadores principais conectados às subestações;

L_j : perdas ativas no trecho j ;

D_i : demanda do nó i ;

S_{ij} : fluxo de potência no trecho $i-j$;

ΔV_i : queda de tensão entre a subestação e o ponto de carga i ;

S_f : fluxo de potência no alimentador principal (f) conectados às subestações;

δ_i : variável binária que indica se o ponto de carga i está energizado (1) ou não (0) ;

$S_{j,max}$: capacidade do trecho de alimentador j ;

ΔV_{max} : queda de tensão máxima admissível em qualquer ponto de carga;

$S_{f,max}$: capacidade máxima do alimentador principal f ;

A função objetivo (1) representa a soma das perdas ativas em todos os trechos de alimentadores, ou seja, as perdas ativas totais. A restrição (2) estabelece o equilíbrio de potência nos nós de carga (soma dos fluxos igual à

carga). As restrições (3) a (5) estabelecem limites na capacidade de cada trecho de alimentador, na queda de tensão em cada ponto de carga e na capacidade dos transformadores das subestações. A restrição (6) impõe a exigência de que todos os pontos de carga sejam atendidos. Além das restrições acima, em geral, exige-se também que a rede mantenha a sua topologia radial.

A solução do problema definido em (1) a (6) tem sido tentada usando-se um grande número de diferentes técnicas. As mais conhecidas são as seguintes [6]:

- Métodos heurísticos:
 - Abertura sequencial de chaves;
 - Troca de ramos (branch-exchange);
- Programação matemática
- Técnicas inteligentes:
 - Sistemas especialistas;
 - Algoritmos genéticos.

Em muitos dos métodos propostos para a solução do problema de reconfiguração, o processo de solução se baseia em um algoritmo de fluxo de potência o qual é responsável pelo cálculo das perdas ativas e pela verificação das restrições de queda de tensão e de capacidade de alimentadores e transformadores. O processo consiste, essencialmente, na geração de soluções potenciais do problema (configuração de chaves abertas e fechadas) e uma verificação usando o algoritmo de fluxo de potência. Esse processo é ilustrado na Figura 1.

Neste trabalho, foi utilizada a técnica de sistemas inteligentes baseada em algoritmos genéticos, conforme será detalhado na seção 3.

2.2. Fluxo de Potência por Soma de Potências

Como explicado anteriormente, a avaliação das candidatas potenciais à solução do problema de reconfiguração de redes é realizada através da solução de um problema de fluxo de potência, através da qual é possível avaliar as perdas ativas, queda de tensão e outras variáveis da rede elétrica.

Os métodos convencionais de cálculo de fluxo de potência em redes de transmissão, tais como os métodos Newton-Raphson, Desacoplado Rápido, etc. [8], não apresentam desempenho adequado no caso de redes de distribuição radiais. Esse fato resulta de características particulares das redes de distribuição, tais como a baixa relação X/R (reatância/resistência) dos parâmetros dos alimentadores, trechos com impedâncias relativamente baixas (representação de chaves, reguladores de tensão e trechos pequenos de linha entre cargas muito próximas), associados a outros com valor de impedância relativamente alto. Essas características podem afetar a convergência dos métodos de solução exigindo grande número de iterações ou, até mesmo, causando divergência do processo iterativo. Além disso, o esforço computacional associado a esses métodos (fatoração de matrizes, solução de sistemas de equações, etc.) é desnecessariamente alto no caso de redes de distribuição radiais.

¹ O símbolo C_k é omitido da notação nos demais termos da formulação do problema para não tornar a notação muito complexa. Entretanto, deve-se entender que os diversos termos dessa formulação correspondem à configuração C_k .

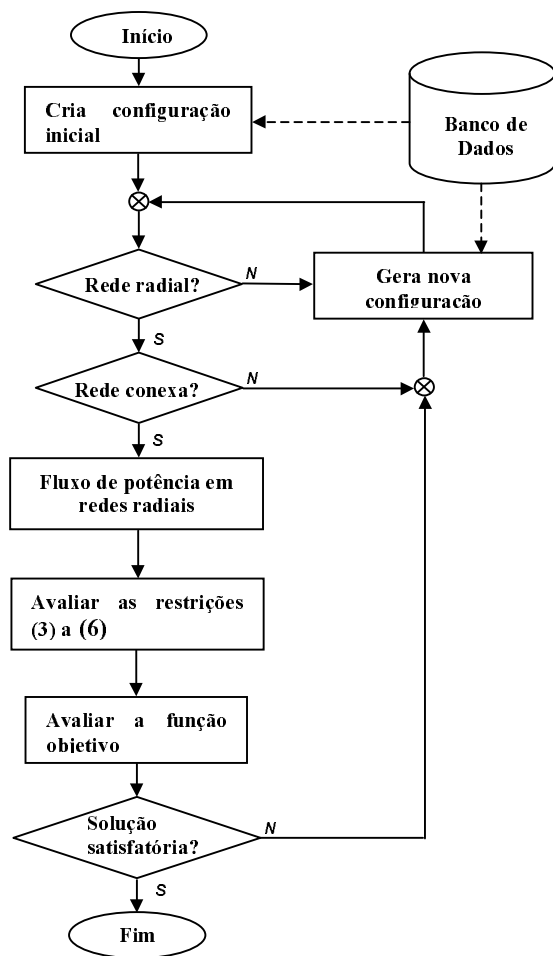


Figura 1 - Método Genérico de Reconfiguração de Redes

Métodos eficientes para solução do problema de fluxo de potência em redes de distribuição radiais estão disponíveis na literatura especializada [11]. Esses métodos estão divididos em duas grandes categorias:

- Métodos de varredura direta e inversa;
- Métodos baseados na matriz impedância nodal implícita.

A primeira categoria é recomendada, principalmente, para sistemas puramente radiais embora possa ser adaptada para redes com algumas poucas malhas (fracamente malhados). Nesses métodos, a rede é representada por uma árvore orientada, onde a raiz corresponde à subestação, o tronco ao ramal principal e os ramos estão associados aos ramais secundários que partem do tronco. A varredura reversa consiste em, partindo-se dos nós extremos e usando uma estimativa inicial das tensões nodais, calcular as correntes ou fluxos nas linhas até o nó raiz. A partir do resultado da injeção de corrente ou potência do nó raiz e do valor conhecido da tensão nessa barra, procede-se à varredura direta a qual consiste em recalculer os valores de tensão das barras da rede até os nós extremos. Esse processo é repetido até que os valores de tensão de duas iterações não variem mais que um valor de tolerância pré-estabelecido. O método tem duas versões: uma formulação em termos de corrente (Soma de Correntes)

[10] e outra formulação baseada em potência (Soma de Potências) [2].

Os métodos baseados na matriz impedância nodal implícita [3] utilizam uma formulação mais adequada para sistemas malhados. Baseiam-se na formação e fatoração da matriz de admitância nodal (Y_{barra}) e injeções de corrente equivalentes para resolver a rede. Nesse método, o efeito da fonte e das cargas é representado separadamente por superposição.

Neste trabalho utiliza-se o método da Soma das Potências por ser aquele que tem apresentado melhores resultados para redes de distribuição radiais em termos de precisão dos resultados, tempo total de computação e facilidade de modelagem dos componentes do sistema de distribuição.

O método da Soma de Potências é um método iterativo composto basicamente pelas seguintes etapas:

1. Cálculo das potências equivalentes em cada barra, no sentido das barras terminais para a barra fonte;
2. Cálculo das tensões nodais em cada barra, no sentido da barra fonte para as barras terminais (a tensão da barra fonte é conhecida);
3. Verificação da convergência: módulo da diferença entre tensões em iterações sucessivas menor que tolerância especificada;
4. Se não houver convergência, cálculo das perdas nos ramos, no sentido das barras terminais para a barra fonte. Retorne à etapa 1.

3. ALGORITMOS GENÉTICOS

Os Algoritmos Genéticos (AGs) são algoritmos de otimização que imitam os processos naturais da evolução e da genética [4], aplicando-se a idéia *darwiniana* da seleção natural das espécies, onde os indivíduos mais aptos possuem maior probabilidade de ter os seus genes propagados ao longo de sucessivas gerações.

3.1. Características dos AGs

- Os AGs trabalham com uma codificação (geralmente binária) das variáveis do problema. A codificação das variáveis é comumente chamada de *chromossomo*.
- Trabalham com uma população de soluções factíveis (indivíduos) e não com uma única solução factível.
- A única informação que utilizam para fazer a busca da solução ótima é o valor da função objetivo que modela o problema em análise.
- Utilizam regras de transição probabilística (operadores probabilísticos) e não regras determinísticas.

3.2. Operadores Probabilísticos dos AGs

Os operadores probabilísticos que os AGs utilizam para gerar novas soluções em cada geração são:

Operador de Seleção. Seleciona os indivíduos mais aptos para gerar a nova população de soluções factíveis.

Operador de Cruzamento. Sobre cada par de indivíduos selecionados faz-se o intercâmbio de parte das

características genéticas de um indivíduo para o outro, ou seja, trabalha com um par de cromossomos.

Operador de Mutação. Da nova geração obtida, um indivíduo é escolhido aleatoriamente para receber uma perturbação em seus parâmetros. Dessa maneira, a mutação garante a diversidade genética.

Operador de Elitismo. Alguns indivíduos (os melhores) são mantidos de forma determinística dentro da população. Esta operação é utilizada para evitar que os melhores indivíduos desapareçam da população pela manipulação dos operadores genéticos (cruzamento e mutação). O elitismo não precisa estar obrigatoriamente presente nos AGs.

3.3. Estrutura dos AGs

A estrutura dos AGs é descrita através do pseudocódigo mostrado na Figura 2. Nessa figura, uma população de indivíduos é gerada aleatoriamente na população inicial ($t=0$) e o valor da função objetivo de cada indivíduo é avaliado. Em seguida, os operadores de seleção, cruzamento e mutação são aplicados para obter um novo conjunto de soluções factíveis para o problema em análise (nova geração). Dessa forma, a cada geração t é obtida uma nova população através dos operadores probabilísticos de seleção, cruzamento e mutação, até que seja alcançado um critério de parada (por exemplo: número máximo de gerações).

```

t ← 0;
Iniciar População ( t );
Avaliar População ( t );
FAZER ENQUANTO um critério de parada não for alcançado
    t ← t + 1;
    Selecionar População ( t ) da População ( t - 1 );
    Cruzar e mutar População ( t );
    Avaliar População ( t );
FIM FAZER
    
```

Figura 2 - Pseudocódigo do Algoritmo Genético

4. FERRAMENTA COMPUTACIONAL

4.1. Descrição do AGC++

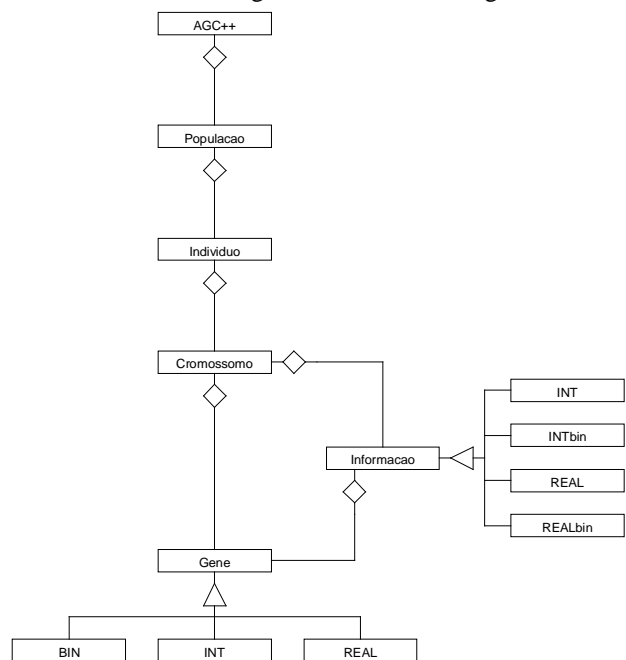
A ferramenta computacional implementada conta com um módulo orientado a objetos, denominado AGC++, para gerenciamento, manipulação e utilização de Algoritmos Genéticos. Este módulo é capaz de ajustar-se automaticamente as características e particularidades dos mais variados tipos de problemas de otimização. A seguir são citadas as principais características do módulo AGC++ implementado:

- Fornece amplo suporte aos diversos operadores e heurísticas mais comuns dos Algoritmos Genéticos;
- Possui uma estrutura de software aberta, altamente reutilizável e flexível, permitindo assim que novas metodologias e heurísticas sejam facilmente implementadas e testadas;
- Implementa uma interface de gerenciamento e

manipulação sólida e bem definida;

- Todos os parâmetros de controle são configuráveis em tempo de execução, permitindo que o Algoritmo Genético ajuste-se a qualquer problema sem a necessidade de re-compilar o programa;
- O módulo é totalmente autocontido, o que torna possível sua reutilização em outras aplicações.

O modelo orientado a objetos adotado para o módulo AGC++ busca imitar os arranjos e estruturas conceituais que compõem um AG tradicional. Assim cada elemento de um AG (população, indivíduo, cromossomo, genes, bem como as informações codificadas nos cromossomos) possui uma estrutura computacional similar no modelo orientado a objetos (classe). A hierarquia de classes bem como as relações existentes entre estas classes determinam o modelo orientado a objetos do AGC++, conforme mostra o diagrama de classes da figura 3.



Legenda	
	Classes: Representam as estruturas lógicas do programa. Nestas estruturas estão contidos os dados descritivos e funcionais, e as funções que manipulam estes dados. Uma classe relaciona-se e interage com as demais classes do programa para realizar uma ou mais tarefas, estes relacionamentos são representados por linhas.
	Herança: relação entre classes que indica especialização, ou seja, uma classe filha (lado da base da seta) possui todas as características da classe mãe (dados e funções) mais características específicas que a definem.
	Agregação: relação de agregação ou composição entre classes. Uma classe é definida através da composição de duas ou mais classes para realizar determinadas funções.

Figura 3 - Diagrama de Classes do Módulo AGC++

A interface de gerenciamento do AGC++ permite que o número máximo de gerações e o número de indivíduos da população sejam configurados em tempo de execução. De acordo com o problema a ser otimizado e o número de

variáveis de otimização, o módulo AGC++ define a estrutura de um cromossomo que codifica uma solução genérica do problema de otimização (número de variáveis de otimização, tipo de codificação, número de bits para cada variável e limites destas variáveis). Este cromossomo é atribuído a um indivíduo especial, denominado "ADÃO", que é utilizado como "molde" para a geração de todos os demais indivíduos da população, ou seja, todos os indivíduos são clones em estrutura do indivíduo molde. Uma vez criada a população inicial e feito o cálculo das aptidões de cada indivíduo, são aplicados os operadores genéticos (seleção, cruzamento e mutação) que produzirão uma nova geração de indivíduos. Este processo é orientado por probabilidades e heurísticas controladas pelo aplicativo.

O módulo AGC++ desenvolvido dispõe atualmente dos seguintes operadores genéticos e heurísticas de controle:

- Codificação Binária para números Inteiros e Reais
- Codificação Inteira e Real
- Seleção por Roleta ou Torneio
- Cruzamento em 1 Ponto, 2 Pontos ou Uniforme
- Mutação Uniforme e Variável
- Nenhum Escalamto, Escalamto Linear ou Escalamto Exponencial
- Elitismo para 1 ou "n" Indivíduos

4.2. Integração do AGC++ ao Reconfigurador

A representação da função objetivo em programas de otimização normalmente torna o programa bastante dependente de determinadas particularidades do problema. Os AGs, no entanto, trabalham relativamente independentes da função objetivo, necessitando apenas do valor numérico desta para guiar seu caminho de busca. Esta característica permite que, durante a avaliação da população, o valor numérico da função objetivo de cada indivíduo da população seja calculado externamente ao módulo AGC++. Desta forma, o aplicativo e o módulo AGC++ trabalham de maneira relativamente independente, apenas trocando informações durante o processo de avaliação das soluções e cálculo da função objetivo. O aplicativo define a estrutura do cromossomo dos indivíduos (quantidade e precisão das variáveis a otimizar, limites, etc.), deixando que o AGC++ produza as possíveis soluções. Estas devem ser avaliadas pelo aplicativo (calculando o valor da função objetivo) e o seu resultado informado ao AGC++ para que uma nova geração de soluções seja produzida, conforme mostra o diagrama esquemático da Figura 4.

No algoritmo de reconfiguração ótima implementado neste trabalho, a avaliação de cada possível solução gerada pelo AGC++ é realizada através de um conjunto de módulos integrados, responsáveis pela: 1) *Topologia Detalhada do Alimentador*, representando e gerenciando equipamentos de manobras tais como chaves seccionadoras, disjuntores e religadores; 2) *Configuração da Rede de Distribuição*, fornecendo a base de dados funcional a partir da indicação da situação operativa dos dispositivos de manobra e 3) *Fluxo de Potência*, para o

cálculo do perfil de tensões e perdas ao longo do alimentador. A Figura 5 mostra a estrutura geral do algoritmo utilizado para a reconfiguração ótima de redes de distribuição, bem como a integração entre os diversos módulos do programa.

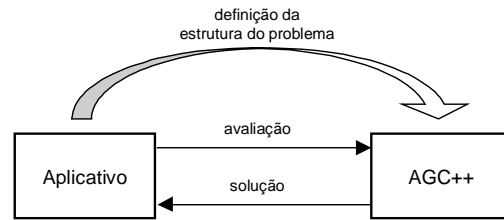


Figura 4 - Acoplamento entre o AGC++ e um Aplicativo Genérico

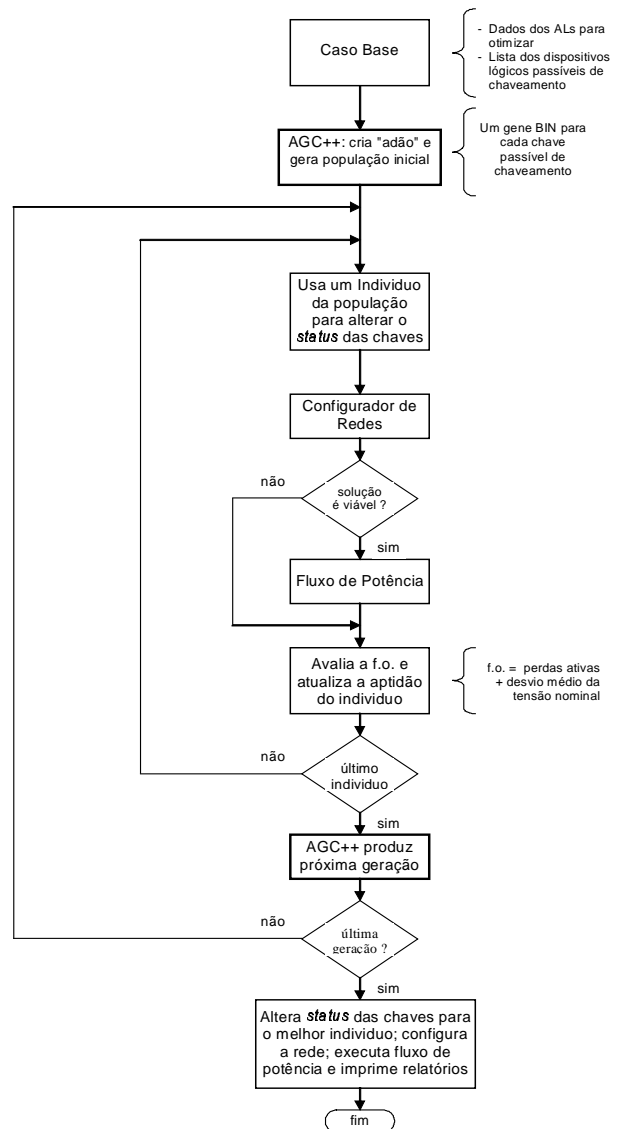


Figura 5 – Algoritmo de Reconfiguração Implementado

O algoritmo de reconfiguração parte da descrição detalhada da topologia dos alimentadores selecionados para reconfiguração (Caso Base), juntamente com a lista dos dispositivos passíveis de manobras. A população

inicial é então gerada utilizando o “ADÃO” como indivíduo molde, sendo utilizada uma codificação de um gene para cada dispositivo de manobra (0:Aberto ou 1:Fechado). Cada indivíduo da população representa uma possível configuração de operação do sistema, através dos estados operativos dos dispositivos de manobra. As soluções codificadas na população inicial são geradas através de uma heurística que reduz a possibilidade do surgimento de elementos que traduzam configurações operativas não viáveis (existência de laços fechados no alimentador ou pontos de carga isolados) [5]. Uma vez definida a população inicial, os indivíduos são avaliados um a um pelos módulos de Configuração de Redes e Fluxo de Potência, gerando um valor numérico para a função aptidão destes indivíduos (função objetivo). Em seguida, uma nova geração de indivíduos é produzida pelo AGC++ (seleção, cruzamento e mutação) e o processo de avaliação reinicia até que um número máximo de gerações seja alcançado.

4.3. Interface Gráfica

A ferramenta computacional desenvolvida possui uma interface gráfica amigável ao usuário para fornecimento dos dados do sistema, execução dos estudos e visualização dos resultados. Nas Figuras 6, 7 e 8 são mostradas as telas de entrada de dados do sistema em estudo, de execução do reconfigurador e de relatório de chaves reconfiguradas, respectivamente.

5. RESULTADOS

A metodologia apresentada foi aplicada a dois casos teste para avaliação de funcionalidade e desempenho. A função objetivo em ambos os casos estudados compreende uma composição de mínima perda ativa e mínimo desvio médio de tensão em relação à tensão nominal dos alimentadores. Os parâmetros do AGC++ adotados são:

- Prob. de Cruzamento: 95% (*Dois Pontos*)
- Prob. de Mutação: 10% (*Mutação Constante*)
- Tipo de Seleção: Roleta
- Escalamto: Linear
- Elitismo: 4 indivíduos

5.1. Sistema Exemplo

O sistema exemplo utilizado constituiu-se de 5 alimentadores de distribuição dispostos em duas subestações, sendo dois destes alimentadores utilizados apenas como recurso para manobras (AL-04 e AL-05). O conjunto de alimentadores possui 26 dispositivos passíveis de manobras, que permitem diversas configurações operativas distintas.

A ferramenta de reconfiguração foi aplicada ao sistema exemplo e os resultados referentes à *Demanda*, *Carga* e *Perdas* de cada alimentador, bem como a *Tensão Mínima* encontrada, são apresentados nas Tabelas 1 e 2 para as Configurações Inicial e Após a Reconfiguração, respectivamente.

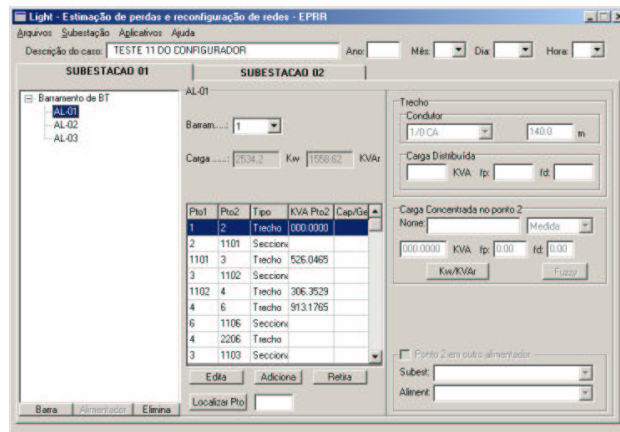


Figura 6 – Tela de Entrada de Dados

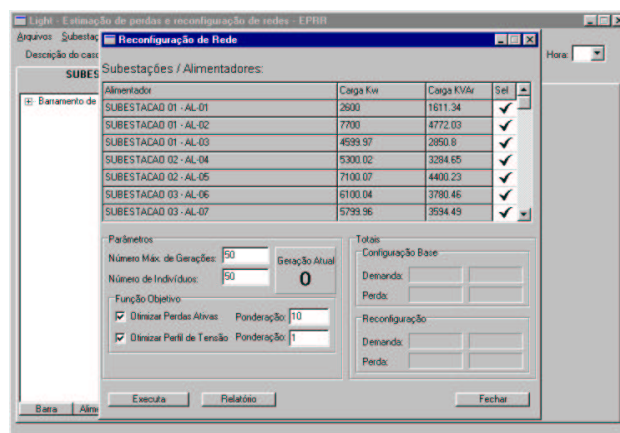


Figura 7 – Tela de Execução do Reconfigurador

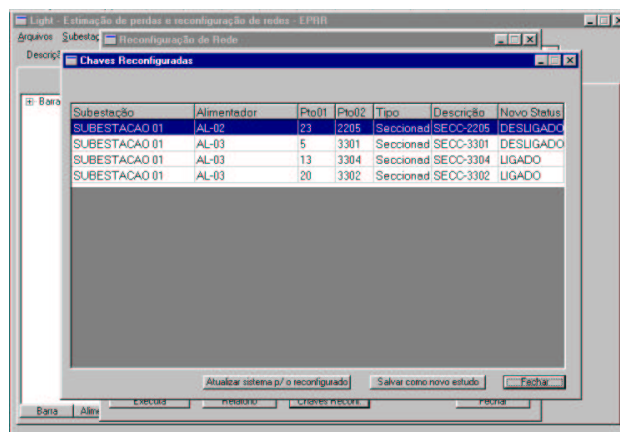


Figura 8 – Tela de Relatório de Chaves Reconfiguradas

Os resultados apresentados mostram que o algoritmo proposto encontrou uma configuração alternativa para o conjunto de alimentadores que possibilitou uma redução de 28% na soma total das perdas ativas dos alimentadores (713.54 kW → 512.44 kW), e de 48% considerando o valor aparente das perdas (1174.98 KVA → 687.27 KVA). A nova configuração foi obtida através da manobra de 6 chaves dentre as 26 disponíveis nos 5 alimentadores.

Tabela 1 – Sistema Exemplo na Configuração Inicial

AL	Demanda (KW/KVAR)	Carga (KW/KVAR)	Perdas (KW/KVAR)	Tensão (mín. KV)
AL-01	2833.3 1763.8	2662.48 1640.51	171.0 123.5	12.54
AL-02	3509.3 2454.5	3132.7 1941.5	377.0 513.5	11.62
AL-03	6012.7 3920.0	5847.4 3623.9	165.5 296.5	12.72
AL-04	0.0 0.0	0.0 0.0	0.0 0.0	13.80
AL-05	0.0 0.0	0.0 0.0	0.0 0.0	13.80

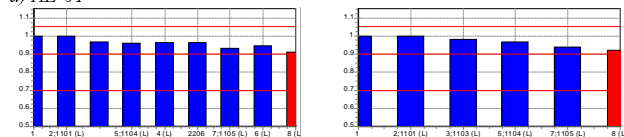
Tabela 2 – Sistema Exemplo Após Reconfiguração

AL	Demanda (KW/KVAR)	Carga (KW/KVAR)	Perdas (KW/KVAR)	Tensão (mín. KV)
AL-01	1939.7 1207.3	1833.2 1126.6	106.7 80.8	12.69
AL-02	1469.8 932.2	1438.1 891.3	31.7 40.9	13.36
AL-03	3404.2 2116.6	3382.4 2096.2	21.9 20.5	13.68
AL-04	0.0 0.0	0.0 0.0	0.0 0.0	13.80
AL-05	5341.0 3407.6	4988.8 3091.8	352.2 315.8	12.48

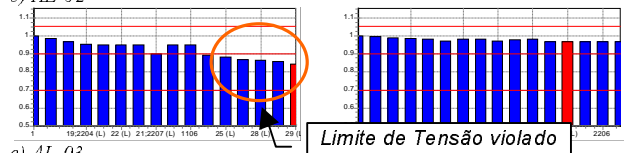
Os resultados indicam também uma otimização do perfil de tensões dos alimentadores, conforme mostram as *Tensões Mínimas* encontradas para ambas configurações. O algoritmo de reconfiguração obteve um acréscimo de **9,2%** sobre a tensão mínima da configuração inicial, restaurando assim todas as tensões para a faixa de $\pm 10\%$ na tensão nominal.

A figura 9 mostra o perfil de tensões dos alimentadores para a configuração inicial e após a reconfiguração. Os resultados gráficos mostram a eliminação de uma violação de tensão para um conjunto de barras do AL-02 (destacados na elipse), bem como a nova distribuição de cargas nos alimentadores (o AL-05, por exemplo, com apenas duas barras na configuração inicial passa a assumir 8 barras após a reconfiguração).

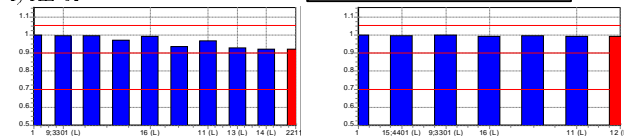
a) AL-01



b) AL-02



c) AL-03



d) AL-04

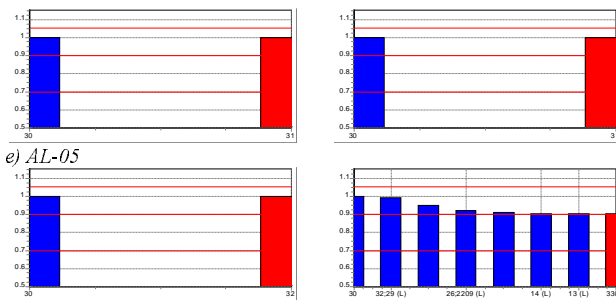
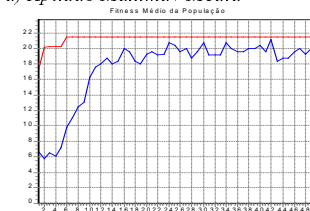


Figura 9 – Perfil de Tensão Inicial e Após Reconfiguração dos Alimentadores

O desempenho do AGC++ pode ser avaliado pelos gráficos mostrados na Figura 10 relativos a Aptidão Máxima e Média dos indivíduos da população e ao Número de Soluções Viáveis encontradas ao longo das gerações. A população foi composta de 50 indivíduos e o processo limitado a um máximo de 50 gerações.

a) Aptidão Máxima / Média



b) No. de Soluções Viáveis

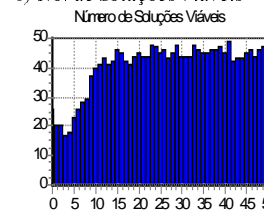


Figura 10 – Aptidão Máxima / Média e Número de Soluções Viáveis – Sistemas Exemplo

5.2. Subestação Guanabara – LIGHT

O sistema Guanabara utilizado corresponde a um conjunto de 7 alimentadores reais de uma subestação da LIGHT, onde foram adicionados $\approx 18\text{MVA}$ de carga em um dos alimentadores (EUTIQUEIO). O conjunto de alimentadores possui 121 dispositivos passíveis de manobra, que permitem diversas configurações operativas distintas.

A ferramenta de reconfiguração foi aplicada ao sistema Guanabara e os resultados referentes à *Demanda*, *Carga*, *Perdas* e *Tensão Mínima* de cada alimentador são apresentados nas Tabelas 3 e 4 para as Configurações Inicial e Após Reconfiguração, respectivamente.

Tabela 3 – SE Guanabara na Configuração Inicial

AL	Demanda (KW/KVAR)	Carga (KW/KVAR)	Perdas (KW/KVAR)	Tensão (mín KV)
BARDANA	4275.7	4229.7	46.0	13.51
	1871.4	1801.8	69.5	
EUTIQUEIO	22569.4	21427.3	1142.4	12.60
	11584.4	9128.0	2456.9	
SOLEDADE	1341.2	1340.0	1.2	13.78
	573.1	570.8	2.3	
ERICO	5360.1	5329.1	31.0	13.58
	2330.3	2270.2	60.1	
NAUTICA	7947.9	7826.9	121.1	13.34
	3589.6	3334.2	255.5	
ZUMBI	7414.2	7240.4	174.0	13.14
	3418.4	3084.4	334.4	
NADRUZ	6953.2	6860.9	92.3	13.34
	3055.5	2922.7	132.8	

Tabela 4 – SE Guanabara Após Reconfiguração

AL	Demanda (KW/KVAR)	Carga (KW/KVAR)	Perdas (KW/KVAR)	Tensão (mín KV)
BARDANA	4275.7	4229.7	46.0	13.51
	1871.4	1801.8	69.5	
EUTIQUIO	1181.2	1180.4	0.9	13.77
	504.7	502.8	1.9	
SOLEDADE	22546.6	21586.9	959.9	12.78
ERICO	5360.1	5329.1	31.0	13.58
	2330.3	2270.2	60.1	
NAUTICA	7947.9	7826.9	121.1	13.34
	3589.6	3334.2	255.5	
ZUMBI	7414.2	7240.4	174.0	13.14
	3418.4	3084.4	334.4	
NADRUZ	6953.2	6860.9	92.3	13.34
	3055.5	2922.7	132.8	

Os resultados apresentados mostram que o algoritmo proposto encontrou uma configuração alternativa para o conjunto de alimentadores que possibilitou uma redução de **11,4%** na soma total das perdas ativas dos alimentadores (1607.9 kW → 1424.5 kW), e de **13,5%** considerando o valor aparente das perdas (3681.1 KVA → 3183.1 KVA). A nova configuração foi obtida através da atuação de 4 chaves de manobra (para um total de 121 dispositivos disponíveis), que basicamente transferiram um bloco de ≈22MVA de carga do alimentador EUTIQUIO para o alimentador SOLEDADE.

Os resultados não obtiveram melhoria significativa no perfil de tensões dos alimentadores, conforme mostram as *Tensões Mínimas* encontradas para ambas configurações, embora todas as tensões estejam na faixa de ± 10% da tensão nominal.

O desempenho do AGC++ pode ser avaliado pelos gráficos mostrados na Figura 11 relativos a Aptidão Máxima e Média dos indivíduos da população e ao Número de Soluções Viáveis encontradas ao longo das gerações. A população foi composta de 100 indivíduos e o processo limitado a um máximo de 30 gerações.

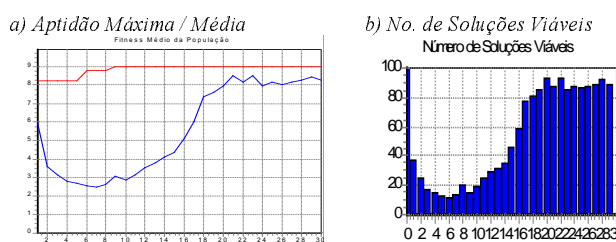


Figura 11 - Aptidão Máxima / Média e Número de Soluções Viáveis – SE Guanabara

6. CONCLUSÕES

Este trabalho apresenta uma ferramenta computacional amigável para reconfiguração ótima de redes de distribuição, onde podem ser minimizadas as perdas elétricas e/ou otimizado o perfil de tensão da rede. Resultados práticos satisfatórios foram obtidos para

sistemas testes da literatura e para sistemas reais de grande porte, onde uma nova configuração com redução de até 28% nas perdas ativas e melhoria de mais de 9% no perfil de tensão foi obtida pela ferramenta.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Baran, M.; Wu, F. “Network Reconfiguration in Distribution Systems for Loss Reduction and Load Balancing”. *IEEE*. 1989.
- [2] Broadwater, R.P.; Chandrasekaram, A.; Huddleston, C.T.; Khan, A.H. “Power Flow Analysis of Unbalanced Multiphase Radial Distribution Systems”. *Electric Power System Research*. 1988.
- [3] Chen, T.-H.; Chen, M.-S. “Distribution System Power Flow Analysis – A Rigid Approach”. *IEEE*. 1991.
- [4] Goldberg, D. E. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. *Addison-Wesley Publishing Company. Massachusetts – USA, 1989*.
- [5] Kagan, N.; Adams, R.N. “Electrical Power Distribution System Planning Using Fuzzy Mathematical Programming”. *Electrical Power Energy Systems*. 1994.
- [6] Lyra Filho, C.; Pissarra, C. M. A.; Cavellucci, C. “Redução das Perdas em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica”. *Anais do XIII CBA*. 2000.
- [7] Miranda, V.; Srinivasan, S.; Proença, L. “Evolutionary Computation in Power Systems”. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 1998.
- [8] Monticelli, A. “Fluxo de Carga em Redes de Energia Elétrica”. Ed. Edgard Blucher. 1983.
- [9] Nara, K.; Shiose, A.; Kitagawa, M.; Ishihara, T. “Implementation of Genetic Algorithm for the Distribution Systems Loss Minimum Re-Configuration”. *IEEE*. 1992.
- [10] [Shirmohammadi, 1988] Shirmohammadi, D.; Hong, H.W.; Semlyen, A.; Luo, G.X. “A Compensation Based Power Flow Method for Weakly Meshed Distribution and Transmission Networks”. *IEEE*. 1988.
- [11] Srinivas, M.S. “Distribution Load Flow: A Brief Review”. *IEEE*. 2000.