

---

# ALGORITMOS EVOLUTIVOS DEDICADOS À RECONFIGURAÇÃO DE REDES RADIAIS DE DISTRIBUIÇÃO SOB DEMANDAS FIXAS E VARIÁVEIS - ESTUDO DOS OPERADORES GENÉTICOS E PARÂMETROS DE CONTROLE

**Juan Carlos Cebrian Amasifen\***

cebrian@pea.usp.br

**Rubén Romero\***

ruben@dee.feis.unesp.br

**José R. S. Mantovani\***

mant@dee.feis.unesp.br

\*Grupo de Pesquisa em Planejamento de Sistemas Elétricos - Departamento de Engenharia Elétrica - UNESP - Caixa Postal 031 - CEP 15385-000 - Ilha Solteira SP

---

## ABSTRACT

This work presents the formulation and the computational implementation of an evolutionary algorithm (EA) to solve the reconfiguration problem of radial distribution systems under different loading condition. In a network reconfiguration problem, the string used for representation could have information on system topology. The codification adopted uses the decimal representation model. The mutation, crossover and selection operators for the reconfiguration algorithms are analyzed. The selection approached used are stochastic tournament, elitist and a mixed techniques that seeks to use the advantage of the stochastic tournament and elitist crossover operators. The crossover operator was developed considering the representation structure of the chromosome that maps the linkage branches and the system radiality exigency, and another structure that considers the topology and the network operation feasibility for the effectuate the genetic material change. Strategies to adequate the parameters and improve the efficiency of the evolutionary algorithm are proposed, emphasizing the dynamic variations of the crossover and mutation rates. The initial population

topologies are randomly generated considering the radiality constraints and the fast constructive algorithms of minimal generation trees of Prim and Kruscal. The obtained results are analyzed and presented for two real systems, one of 135 buses and another of 215 buses.

**KEYWORDS:** Distribution networks, Losses optimization, Combinatorial optimization.

## RESUMO

Neste trabalho é apresentada a formulação e implementação computacional de um algoritmo evolutivo (AE) para resolver o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição radiais sob diferentes condições de carregamento. Na codificação proposta para o problema utiliza-se modelo de representação decimal. Os operadores seleção, recombinação e mutação para o algoritmo de reconfiguração são analisados. As técnicas de seleção abordadas são torneio, elitismo e uma técnica mista que procura utilizar as vantagens do elitismo e do torneio. O operador recombinação foi desenvolvido considerando-se a estrutura de representação do cromossomo que mapeia os ramos de ligação e a exigência de radialidade do sistema, e uma outra estrutura que considera a topologia e a factibilidade de operação da rede para efetuar a troca do material genético. Estratégias para adequar

---

Artigo submetido em 20/06/2003

1a. Revisão em 18/03/2004;

2a. Revisão em 11/04/2005;

3a. Revisão em 05/07/2005;

Aceito sob recomendação do Ed. Assoc. Prof. Glauco Taranto

os parâmetros de controle e melhorar a eficiência do AE são propostas, destacando-se as variações dinâmicas durante o processo iterativo das taxas de recombinação e mutação. As topologias da população inicial são geradas aleatoriamente atendendo as restrições de radialidade e através dos algoritmos construtivos rápidos de árvores geradoras mínimas de Prim e Kruskal. São apresentados e analisados os resultados obtidos com dois sistemas reais, um de 135 e outro de 215 barras.

**PALAVRAS-CHAVE:** Redes de Distribuição, Otimização de Perdas, Otimização Combinatória.

## 1 INTRODUÇÃO

Os sistemas aéreos de distribuição de energia elétrica são projetados para operar radialmente, e apresentam possibilidades de alteração da topologia através da abertura/fechamento de chaves seccionadoras localizadas em pontos estratégicos. A alteração da topologia mantendo-se a radialidade, é realizada de modo a reduzir as perdas ativas nos alimentadores, melhorar o perfil de tensão e aumentar os níveis de confiabilidade, eliminando e/ou isolando faltas para restaurar o fornecimento de energia. Reconfiguração de redes aéreas de distribuição de energia elétrica é um problema de programação não linear inteiro misto (PNLIM) de natureza combinatória, que gera espaços de busca muito grandes, em que a exigência de radialidade é uma dificuldade adicional. Para resolução deste PNLIM são propostos algoritmos de otimização clássica, combinatórios, heurísticos e algoritmos que procuram explorar as vantagens da utilização conjunta de algoritmos heurísticos e combinatórios (Young *et al.* 2002, Cinvalar *et al.* 1988, Baran *et al.* 1989, Morelato *et al.* 1989, Borozan *et al.* 1995, Shirmohammadi *et al.* 1989, Mantovani *et al.* 2000, Peponis *et al.* 1995, Kagan *et al.* 1998 e Zhou *et al.* 1997).

Neste trabalho o problema de reconfiguração de redes de distribuição, considerando-se demandas fixas e variáveis de acordo com a classe de consumidores (residencial, comercial e industrial), é formulado como um problema de programação não linear de grande porte com variáveis reais e inteiras. A técnica de solução adotada é um AE que considera um esquema de codificação em base decimal e efetua os operadores de recombinação e mutação com vistas a manter a radialidade da rede. Para efetuar os cálculos da função de adaptação e obter o estado de diferentes topologia para a rede foi implementado um algoritmo de cálculo de fluxo de potência rápido e eficiente (Baran *et al.*(1989)).

A população inicial é gerada aleatoriamente e através de técnicas heurísticas baseadas nos algoritmos de árvore geradora mínima, através dos algoritmos de Prim e Kruskal (Golbarg e Luna 2000). São apresentados dois mecanismos de recom-

binção. No primeiro utiliza-se a vantagem da simplicidade da codificação do cromossomo, que indica as chaves abertas para representar a topologia proposta para o sistema de distribuição. No segundo esquema utiliza-se a topologia de cada sistema, identificando-se nos alimentadores dos pais a forma mais eficiente para efetuar as trocas das linhas (cargas), para gerar duas novas configurações radiais.

Os resultados obtidos na simulação de dois sistemas reais um de 135 outro de 215 barras utilizando-se as características do AE abordadas neste trabalho, são apresentados e discutidos.

## 2 FORMULAÇÃO GENÉRICA DO PROBLEMA DE RECONFIGURAÇÃO

O problema da reconfiguração de redes de distribuição pode ser formulado como um problema de otimização não – linear com variáveis inteiras e reais, cuja solução envolve a seleção dentre todas as configurações possíveis, daquela que tem a menor perda e que satisfaça a um conjunto de restrições. De forma geral o problema de reconfiguração de sistemas radiais pode ser formulado como :

$$\min f_{a_{kF}} = \sum_{i=1}^{N_R} R_i \times I_i^2 \quad k \in K \quad (1)$$

s.a.

- Restrições de fluxo de carga;
- Radialidade;
- Níveis de Tensão

$$V_j \geq V_{nom} \left( 1 - \frac{\% \Delta V}{100} \right)$$

- Confiabilidade do Sistema;
- Balanço de Carga Entre os Alimentadores;
- Fluxo de potência ativa máxima nos alimentadores

$$|f_{ij}| \leq \bar{f}_{ij}$$

Em que:

$K$  : Conjunto de todas as configurações radiais factíveis para o sistema;

$f_{a_{kF}}$  :Função objetivo calculada com base em todos os ramos da configuração  $k$  em US\$;

$R_i$ : Resistência do  $i$ -ésimo ramo da configuração  $k$ ;

$I_i$ : Corrente do  $i$ -ésimo ramo da configuração  $k$ ;

$N_R$ : Número de ramos da configuração  $k$ ;

$N_b$ : Número de barras da configuração  $k$ .

$V_j$ : Valor da tensão da  $j$ -ésima barra na configuração  $k$ ;

$V_{nom}$ : Valor da tensão nominal de operação;

$\% \Delta V$ : Porcentagem máxima permitida de queda de tensão, sobre a tensão nominal;

$f_{ij}$ : Fluxo de potência ativa no ramo  $i - j$ ;

$\overline{f_{ij}}$ : Fluxo de potência ativa máximo permitido no ramo  $i - j$ ;

A natureza combinatória do problema (1) e a restrição de radialidade são fatores complicantes, pois não é fácil representar esta restrição através de relações algébricas e, portanto, torna-se muito difícil usar algoritmos baseados em técnicas tradicionais de otimização para solução de (1). A restrição que representa a confiabilidade do sistema está relacionada com a alocação de dispositivos de manobras e proteção e que devem ser abordadas através de modelos e técnicas de solução específica para o problema (Silva et al. 2004). No problema de reconfiguração considera-se que em cada ramo existe uma chave sendo que nos ramos energizados, as chaves estão fechadas (chaves seccionadoras) e nos ramos de ligação, as chaves estão abertas (chaves de interconexão).

## 2.1 Problema de Reconfiguração Sob Demanda Variável

Uma das principais características da demanda de energia elétrica é a variabilidade. Quando as cargas sofrem grandes variações de intensidade e características ao longo do dia, uma configuração ótima do sistema de distribuição para o pico da curva de carga, muito provavelmente, não será mais ótima para o horário de menores demandas. Para estudos de reconfiguração, dependendo da política de cada concessionária podem ser utilizadas curvas de carga diária, semanal ou anual, para as classes de consumidores residencial, comercial e industrial.

De forma geral o problema de reconfiguração sujeito a demandas variáveis, deve atender as mesmas restrições impostas para demanda fixa. A função objetivo é que deve ser modelada para considerar cada condição de carregamento e característica da carga, podendo ser escrita matematicamente como:

$$\min_{p \in P} f_{a_{kV}} = \sum_{p=1}^P [(Cp_p) \times (T_{Hp}) \times (\sum_{i=1}^{N_R} R_i \times (I_i^p)^2)], \quad (2)$$

Em que:

$I_i^p$ : Corrente do  $i$ -ésimo ramo da configuração  $k$  no período  $p$ ;

$p$ :  $p$ -ésimo período de tempo da curva de duração da carga.

$P$ : Número de períodos de carga variável;

$T_{Hp}$ : Número de horas do período  $p$ ;

$Cp_p$ : Custo da energia no período  $p$ ;

$f_{a_{kV}}$ : Função objetivo calculada com base em todos os ramos da configuração  $k$  em US\$;

A função custo considerando demanda variável, permite obter configurações que além de atender as restrições, proporcionam uma única configuração ótima que pode ser utilizada em todos os períodos de cargas, nos quais se pretende obter uma topologia de menores perdas de energia, e consequentemente que permita uma redução dos custos de operação ocasionados pelas perdas nos ramos.

## 3 ALGORITMO EVOLUTIVO APLICADO AO PROBLEMA DE RECONFIGURAÇÃO DE REDES RADIAIS DE DISTRIBUIÇÃO

Algoritmos evolutivos (AE) são metaheurísticas baseadas em analogias com conceitos da natureza genética, como cromossomos, seleção natural, mutação, recombinação etc. AEs representam uma classe genérica de algoritmos dentro da qual está o chamado algoritmo genético convencional (AG). De forma geral algumas diferenças entre os AEs e os AGs, estão no tamanho da população que nos AGs é fixo para cada ciclo geracional, na forma de realizar os operadores genéticos recombinação e mutação que nos AEs podem ser mais elaborados, utilizando-se os conceitos de análise convexa, e nas formas de codificar as configurações que nos AEs podem ser utilizados vetores inteiros e reais, árvores de decisão enquanto que nos AGs utiliza-se o modelo de representação binária. Considerando-se a estrutura básica de um AE: Geração da população inicial, codificação dos cromossomos, avaliação da função de adaptação e seleção das melhores configurações, recombinação e mutação, foram pesquisadas e analisadas as representações físicas e as implementações dos modelos da estrutura completa de um AE dedicado à solução do problema de reconfiguração de redes.

### 3.1 Geração da Configuração Inicial

A geração da configuração inicial e o processo de codificação consistem de um importante passo para a o sucesso do AE a

ser utilizado na reconfiguração de sistemas de distribuição. Gerar de forma aleatória configurações, apesar de propiciar o aspecto da diversidade da população, origina configurações infactíveis, que pode impor um esforço computacional excessivo e mesmo assim gerar propostas de investimento pouco atraentes. Para obter configurações factíveis de boa qualidade (radialidade, perdas, perfil de tensão), propõe-se o uso de heurísticas baseadas na teoria de Árvore Geradora Mínima. Este tipo de heurística faz uma busca inteligente, gerando um conjunto de configurações que atende critérios de minimização pré-estabelecidos, dentro do espaço de busca das configurações.

Neste trabalho utilizam-se dois tipos de algoritmos de árvores geradoras mínimas, Prim e Kruskal, que foram implementados e testados, considerando-se três critérios de custos para geração de árvores mínimas para redes de distribuição - resistência, reatância e soma dos quadrados da resistência e reatância dos ramos da rede. A seguir apresentam-se os algoritmos de Prim e Kruskal para geração de árvores mínimas.

### 3.1.1 Algoritmo Prim

No algoritmo *Prim* inicialmente seleciona-se um dos vértices do grafo. A partir deste inicia-se a geração da árvore, conectando através dos vértices, os ramos de menores custos até a formação de uma árvore.

Seja  $D$  um conjunto formado por  $V_i \in V$  e  $E_i \in E$ , em que  $V, E \in G$ , sendo  $G$  um grafo de  $n$  vértices. Inicialmente  $D$  é formado por apenas um vértice  $V_i \in V$ . Para gerar uma árvore mínima é escolhido a cada iteração o ramo  $(i, j)$  de custo  $C_{ij}$  mínimo, tal que  $D \cup \text{ramo}(i, j)$  permite a formação de uma árvore. O algoritmo termina quando o subgrafo  $D$ , formar uma árvore. A Figura 1 ilustra a estrutura do algoritmo Prim.

### 3.1.2 Algoritmo Kruskal

Seja  $G = (V, E)$  um grafo de  $n$  vértices. Seja  $D$  um conjunto formado por  $V$  e  $E_i \in E$ , inicialmente com  $E_i = 0$ , ou seja um grafo nulo composto dos  $n$  vértices (isto é, um grafo de  $n$  vértices isolados). O conjunto  $E_a$  é o conjunto dos ramos de  $G$  ordenados em ordem crescente dos custos  $C_{ij}$ . Inicialmente seleciona-se o ramo de  $E_a$  que tem o menor valor de custo. Se ele conecta dois vértices diferentes, ele é colocado no conjunto  $D$ , formando um novo conjunto  $D$ . Se ele liga dois vértices formando um anel (circuito fechado), ele é rejeitado. Proceda-se assim até que o conjunto  $D$  represente uma árvore de  $G$ . Nesse caso, o conjunto  $D$  constitui uma solução. O diagrama de blocos da Figura 2; ilustra o algoritmo de Kruskal.

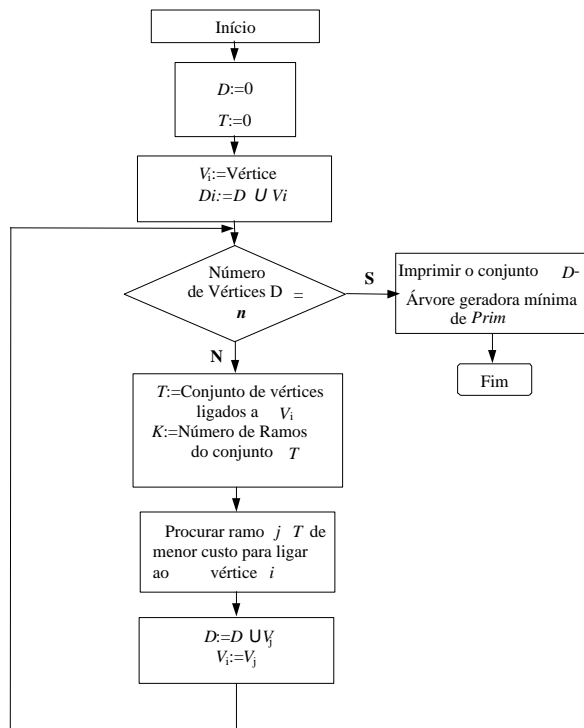


Figura 1: Geração de Árvore Mínima de Prim

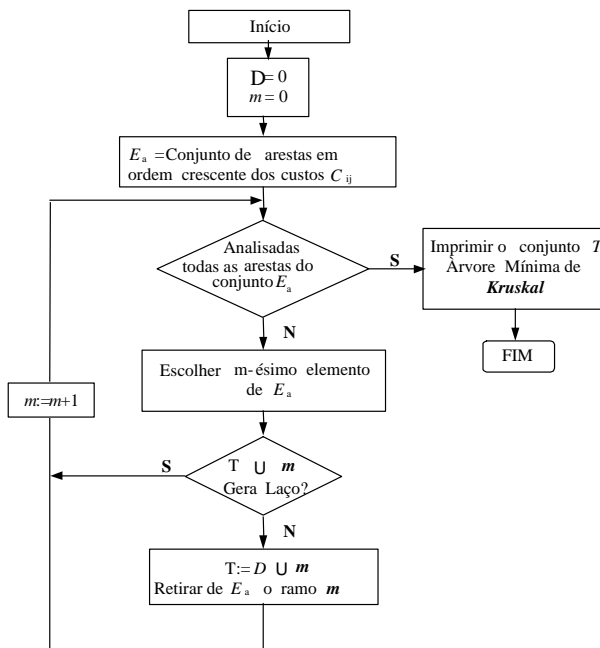


Figura 2: Geração de árvore mínima do Kruskal

## 3.2 Esquema de Codificação

Na solução de problemas da vida real usando AEs, o esquema de codificação da estrutura cromossômica determina

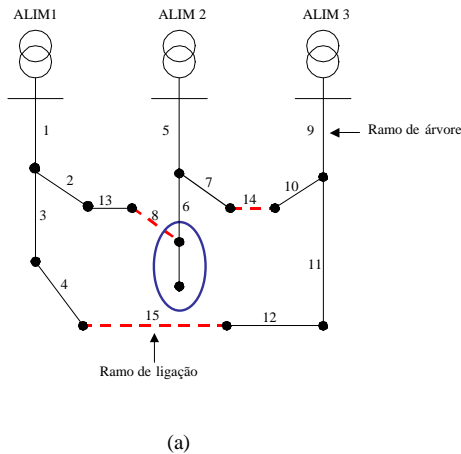


Figura 3: (a) - Sistema radial sujeito a problemas de ilha-mento e; (b) Representação de um cromossomo.

o desempenho computacional do algoritmo e a qualidade das soluções obtidas.

Para representar cada topologia possível do sistema de distribuição, a estrutura cromossômica adotada para o algoritmo consiste em armazenar o número de chaves, que correspondem aos ramos de ligação, necessárias para manter radialidade do sistema, e evitar problema de ilha-mento. A estrutura da cadeia genética utilizando os ramos de ligação está representada na Figura 4, em que  $N_L$  é o número total de ramos de ligação (RL) que o sistema necessita para manter a condição de radialidade. O número dos ramos de ligação é só uma pequena parcela do total de ramos do sistema. Um exemplo da representação de uma cadeia genética para uma topologia específica de sistema de distribuição está representado na Figura 3(b). A numeração é fixa durante a reconfiguração da rede sob estudo, independente das trocas de ramos na topologia do sistema ou da posição dos ramos de ligação na estrutura da cadeia genética.

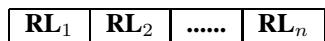


Figura 4: Estrutura da cadeia genética

### 3.3 Avaliação da Função de Adaptação

Na avaliação da qualidade das configurações de uma dada geração, utilizam-se as funções objetivo (1) e (2), e pena-

lizações para considerar a qualidade do perfil de tensão de cada configuração e os limites dos fluxos de potência nas linhas. Para se proceder a essa análise processa-se um programa para cálculo de fluxo de potência para cada configuração. A função de adaptação pode ser formulada matematicamente como:

Demanda Fixa

$$\min fa_{kF} = \sum_{i=1}^{N_R} R_i \times I_i^2 + \sum_{j=1}^{N_b} pen(Tens\tilde{a}o_j) + \sum_{i=1}^{N_R} pen(Fluxo_i) \quad (3)$$

Demanda Variável

$$\min fa_{kV} = \sum_{p=1}^P [(Cp_p) \times (THp) \times (Perdas_{k,p}^{totalis}) + \sum_{j=1}^{N_b} pen(Tens\tilde{a}o_j)_{k,p} + \sum_{i=1}^{N_R} pen(Fluxo_i)_{k,p}] \quad (4)$$

em que:

$$(Tens\tilde{a}o_j) = \begin{cases} 0 & V_{\min} \leq V_j \leq V_{\max} \\ (V_j - V_{\max})^2 & V_j > V_{\max} \\ (V_j - V_{\min})^2 & V_j < V_{\min} \end{cases} \quad (5)$$

$$(Fluxo_j) = \begin{cases} 0 & |f_{ij}| \leq f_{\max-ij} \\ |f_{ij}| - f_{\max-ij} & |f_{ij}| > f_{\max-ij} \end{cases} \quad (6)$$

$V_{max}$ : Valor do limite máximo de tensão nas barras da configuração  $k$ ;

$V_{min}$ : Valor do limite mínimo de tensão nas barras da configuração  $k$ ;

$f_{ij}$ : Valor do fluxo de potência do ramo  $ij$  na configuração  $k$ ;

$f_{max-ij}$ : Valor do limite de fluxo de potência no ramo  $ij$  na configuração  $k$ ;

Para reduzir o esforço computacional do AE que necessita para simulação de sistemas reais o processamento de milhares de programas de fluxo de potência, foi implementado um método aproximado de fluxo de potência que considera o modelo de potência constante e a magnitude da tensão (Baran e Wu et al (1989)), que será detalhado na subseção seguinte.

#### 3.3.1 Fluxo de Potência.

Este método utiliza um modelo de potência constante, em que as potências são corrigidas em função da variação da tensão.

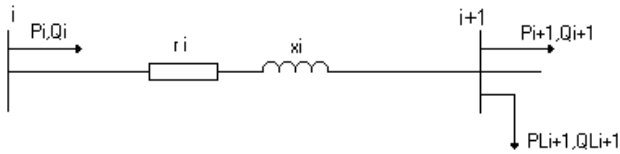


Figura 5: Diagrama unifilar do alimentador radial localizado entre os nós  $i$  e  $i + 1$

Seja o diagrama unifilar de um ramo de distribuição representado na Figura 5. As equações recursivas para cálculo de fluxo de potência obtidas com a aplicação das leis de Kirchhoff de tensão e correntes aplicadas neste modelo são:

$$P_{i+1} = P_i - r_i \left( \frac{P_i^2 + Q_i^2}{V_i^2} \right) - P_{Li+1} \quad (7)$$

$$Q_{i+1} = Q_i - x_i \left( \frac{P_i^2 + Q_i^2}{V_i^2} \right) - Q_{Li+1} \quad (8)$$

$$V_{i+1}^2 = V_i^2 - 2(r_i P_i + x_i Q_i) + \frac{(r_i^2 + x_i^2)}{V_i^2} (P_i^2 + Q_i^2) \quad (9)$$

Em que:

$P_i, Q_i$  : Injeções líquidas de potências ativa e reativa na barra  $i$ ;

$P_{Li}, Q_{Li}$  : Cargas ativa e reativa na barra  $i$ ;

$r_i, x_i$  : Resistência e reatância indutiva do ramo  $i$ ;

$V_i$  : Magnitude de tensão na barra  $i$ .

O algoritmo de fluxo de potência implementado consiste basicamente dos seguintes passos:

- i. Leitura dos dados do sistema: nó inicial, nó final, resistência, reatância, potência ativa e potência reativa. Tensão no nó fonte (*source voltage*).
- ii. Calcular o valor de  $P_{i+1}, Q_{i+1}, V_{i+1}$  (para a primeira iteração: assumir  $V_0$  igual à tensão da barra fonte e a soma total das perdas ativas e reativas iguais a zero).
- iii. Armazenar o valor das perdas ativa e reativa em cada uma das linhas.
- iv. Teste de convergência, se o valor de  $|P_{i+1}|$  e  $|Q_{i+1}|$  em todas as barras finais é menor que uma tolerância estabelecida e fixada ( $\approx 0$ ), vá para passo  $v$ . Caso contrário acrescentar o valor das perdas ativas e reativas a  $P_0$  e  $Q_0$  respectivamente e ir para passo  $ii$ .
- v. Fim, imprime os valores dos módulos das tensões em cada barra, assim como também as perdas ativas e reativas para o sistema.

## 3.4 Seleção das Melhores Configurações

Na natureza, o mecanismo de seleção indica a sobrevivência do ser mais adaptado. Em problemas que utilizam AEs, por serem semelhantes aos mecanismos biológicos, as soluções mais adaptadas sobrevivem, enquanto as mais fracas perecem. Nos AEs para problemas de minimização, um cromossomo com um valor de adaptação menor é considerado bem adaptado e, portanto, tem maiores chances de sobreviver; e na geração subsequente, terá habilidade de gerar um maior número de descendentes.

Para a reconfiguração de redes, na seleção das melhores configurações as técnicas de seleção por torneio e elitismo são utilizadas.

### 3.4.1 Torneio

As configurações são escolhidas mediante jogos (torneios) e a quantidade de torneios é equivalente ao tamanho da população, tornando essa proposta significativamente diferente da seleção proporcional. A cada jogo são escolhidos aleatoriamente um conjunto com  $Tk$  configurações e a configuração ganhadora é aquela com melhor função adaptação. O valor de  $Tk$  geralmente é pequeno, tipicamente  $Tk \in \{2, 3, 4\}$ .

Uma vantagem oferecida pelo mecanismo de torneio é o pequeno esforço computacional.

### 3.4.2 Elitismo

Elitismo consiste em manter na geração seguinte uma parcela das configurações que têm o menor valor de função de adaptação (configurações de elite). Estes indivíduos poderiam ser eliminados (embora pouco provável) do processo evolutivo, caso não fossem selecionados de maneira determinística. No problema de reconfiguração o conceito de elitismo foi utilizado de duas maneiras. A primeira é utilizada antes da recombinação. Durante cada iteração se preserva uma porcentagem das melhores configurações encontradas, esta porcentagem forma o conjunto de configurações de elite locais (*ETL*) que deve variar a cada iteração.

Na segunda forma do elitismo, preservam-se aquelas configurações de melhor qualidade e diferentes, formando o conjunto de elite global (*ETG*). Para este conjunto analisam-se todas as configurações de *ETL* obtidas em cada iteração, fazendo uma seleção daqueles indivíduos que possuem funções de adaptação de boa qualidade, e diferentes em suas configurações. O conjunto *ETG* recebe as configurações do conjunto *ETL* que são de boa qualidade e que não estão no conjunto *ETG*. Trata-se de um conjunto ampliado de soluções incumbentes.

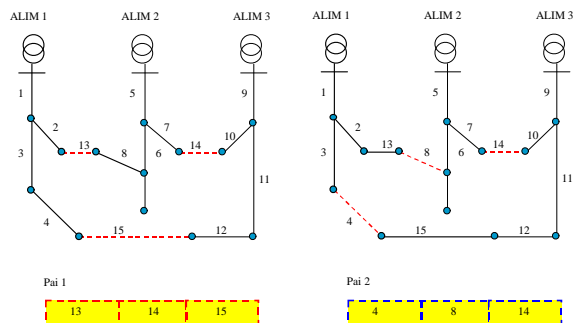


Figura 6: Recombinação baseada nos ramos de ligação.

### 3.5 Recombinação

As configurações escolhidas no processo de seleção devem ser submetidas ao operador de recombinação. No AE, a recombinação consiste em trocar parcelas de duas configurações para formar duas configurações candidatas. Em outras palavras, duas configurações candidatas são geradas com parcelas de duas configurações geradoras. O operador de recombinação busca simular o fenômeno de *crossing over* na genética.

Antes de realizar a recombinação, escolhem-se as melhores configurações *ETL* com melhor função de adaptação, que correspondem a uma parcela de toda a população. A recombinação é realizada tomando um indivíduo escolhido aleatoriamente pertencente ao subconjunto *ETL*, e um outro também escolhido aleatoriamente pertencentes às demais configurações da população, excetuando-se o conjunto *ETL*.

Neste trabalho adota-se uma proposta de recombinação que preserva a informação genética dos antecessores e gera configurações topologicamente factíveis sob os aspectos da radialidade das configurações.

#### 3.5.1 Recombinação baseado nos ramos de ligação

No esquema de codificação implementado, segundo os ramos de ligação, são verificados dois quesitos nos cromossomos candidatos para implementar a recombinação:

- i - As configurações geradas pela recombinação devem possuir os genes comuns dos pais;
- ii - Os genes diferentes dos pais são trocados um a um dependendo de sua posição com a condição de manter a radialidade da rede na cadeia genética. Se a cadeia genética depois de cada troca é infactível (gera algum laço) então os genes trocados retornam às suas posições ori-

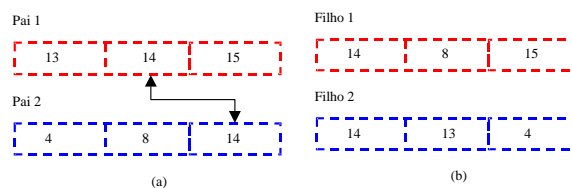


Figura 7: Processo de recombinação ((a) antes e (b) depois da recombinação)

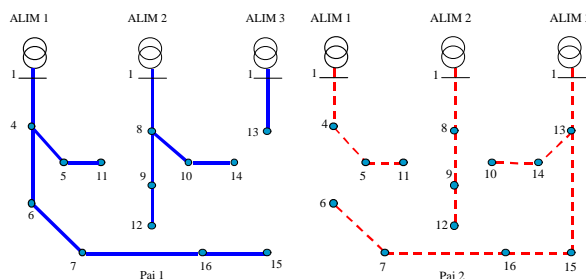


Figura 8: Processo de recombinação baseado na topologia do sistema de distribuição

ginais. Considerando  $Ngd$  como número de genes diferentes, considera-se o número de possíveis trocas ( $Ngd - 1$ ) para evitar retornar à configuração inicial dos pais. Testam-se dois números aleatórios;  $Nc$  para considerar o número de possíveis trocas ( $max\{Ngd - 1\}$ ), e  $Npi$  a posição aonde vai se realizar a troca. Se testadas  $Nc$  possíveis trocas, não é possível encontrar uma codificação factível na cadeia genética, os pais selecionados não realizam recombinação. A estratégia é mostrada na Figura 6.

#### 3.5.2 Processo de recombinação baseado na topologia do sistema de distribuição

Este processo de recombinação é desenvolvido seguindo as mesmas considerações que o mecanismo de recombinação proposto anteriormente, tais como; escolher sempre aleatoriamente um dos pais pertencentes ao conjunto *ETL* para a recombinação e outro pai dentre as demais configurações, escolhidas aleatoriamente; e submeter as configurações selecionadas à uma taxa de recombinação pré estabelecida ou calculada por algum critério adaptativo.

Na Figura 7 as duas configurações candidatas, podem ser recombinaadas seguindo os passos:

- i - Escolhe-se um dos pais que terá predominância da carga genética na geração dos filhos. Esta predominância genética se traduz no fato que para cada um dos pais, as topologias filhas têm um número maior de ramos do pai predominante (predominância genética).
- ii - Escolhe-se da configuração pai que irá predominar geneticamente uma porcentagem de linhas superior à metade (60% por exemplo), em ordem decrescente de fluxo que circula em cada uma delas. Da outra configuração pai, seleciona-se um conjunto de linhas inferior à metade (30% por exemplo), em ordem decrescente do fluxo que circula em cada uma delas, preferencialmente as mais próximas dos alimentadores que foram preservados da configuração pai geneticamente dominante. Para completar a configuração filha resultante, alimentando-se todas as cargas, as linhas são escolhidas aleatoriamente, preservando-se a restrição de radialidade. Na geração do segundo filho, o pai predominante será aquele que não foi dominante durante a geração do filho primeiro, mantendo a mesma porcentagem e lógica durante a seleção dos ramos que herdará o segundo filho.

Na Figura 8 ilustram-se as linhas da Figura 7 que foram consideradas para recombinarem. O filho 1 herda as linhas: 1-4, 4-6, 6-7, 7-16, 4-5, 1-8, 8-9, 9-12, 8-10, do pai 1, o que tem maior predominância, e herda as linhas: 1-13, 13-15, 13-14, do pai 2 que tem menor predominância. Para completar a rede do filho 1, se escolhe aleatoriamente a linha 5-11 para cumprir a restrição de alimentar todas as barras mantendo a radialidade. O filho 2, tem ao pai 2 como a configuração de maior predominância, em consequência herda as linhas: 1-13, 13-15, 15-16, 16-7, 1-8, 8-9, 9-12, 1-4, 4-5, do pai 1, configuração de menor predominância, herda as linhas 4-6, 8-10, 10-14. Para manter a radialidade e alimentar a todas as barras se escolhe aleatoriamente a linha 11-9. Desta maneira se encontra duas novas configurações com características semelhantes a cada um dos pais e que possam apresentar melhores características operacionais (perdas).

A vantagem deste processo de recombinação 3.5.2 em comparação com 3.5.1 é a utilização das informações topológicas e operacionais da rede de cada um dos pais, tais como, fluxo de potência ativa nos ramos e magnitudes das tensões nas barras para realizar a troca do material genético. Este método explora melhor a estrutura das redes pais para obter dois filhos de boa qualidade com boa diversidade.

### 3.6 Mutação

Depois da recombinação os cromossomas estão sujeitos à mutação. A mutação exerce uma influência especial para o AE, pois procura evitar atingir o mínimo local (convergência

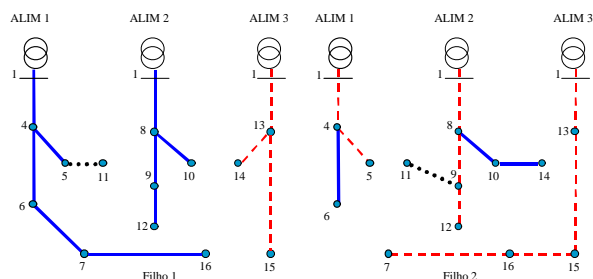


Figura 9: Recombinação baseado na topologia do sistema

prematura). A necessidade da mutação aumenta na fase final do procedimento quando as populações tornam-se mais homogêneas e dominadas pelos genes mais adaptados. A mutação introduz mudança em torno das variáveis, explorando novas zonas no espaço de busca do problema.

No problema de reconfiguração deve-se adotar um rigoroso processo de avaliação para que na implementação da mutação assim como a recombinação, seja evitado o aparecimento de configurações inativas (configurações não radiais e/ou não conexas).

Neste trabalho utiliza-se uma técnica de mutação que mantém uma estrutura radial. Primeiro seleciona-se aleatoriamente um ramo de ligação da cadeia genética, para ser fechado. Desta forma, o sistema apresenta um laço com duas fontes de alimentação que são interligadas pelo ramo de ligação. Segundo escolhe-se um dos ramos da árvore que pertence ao laço que é aberto como novo ramo de ligação.

### 3.7 Parâmetros de controle do AE

Para o problema de reconfiguração foram estudadas as taxas de recombinação e mutação, com as possibilidades de trabalhar com estes parâmetros fixos e ou variáveis durante o ciclo geracional. A variação dinâmica destes parâmetros, no AE para reconfiguração, vai depender da redução da solução incumbente através das iterações, ou seja, no início, ao se encontrar um novo valor da solução incumbente a taxa de recombinação assume seu valor mais alto propiciando a recombinação, e o valor da taxa de mutação assume seu valor mais baixo. No final quando a solução incumbente não altera depois de um número pré-estabelecido de iterações, o valor da taxa de recombinação assume seu valor mais baixo, e o valor da taxa de mutação assume o valor mais alto.

As variações das taxas de mutação e recombinação foram trabalhadas de forma empírica mantendo as relações dadas



pelas equações (10) e (11) respectivamente.

$$\rho_c = 0,9 - \frac{N_c}{N_c^{\max}} \times (\rho_c^{\max} - \rho_c^{\min}) \quad (10)$$

$$\rho_m = 0,01 + \frac{N_c}{N_c^{\max}} \times (\rho_m^{\max} - \rho_m^{\min}) \quad (11)$$

Em que

$\rho_c, \rho_c^{\min}, \rho_c^{\max}$  : Taxa de recombinação; taxas de recombinação mínima e máxima, respectivamente.

$\rho_m, \rho_m^{\min}, \rho_m^{\max}$  : Taxa de mutação; taxas de mutação mínima e máxima, respectivamente.

$N_c$  : Número de iterações que a solução incumbente não altera de valor;

$N_c^{\max}$  : Número máximo de alterações que a solução incumbente pode ficar sem alteração de valor.

### 3.8 Controle da Diversidade

Uma característica desfavorável dos AEs é a forte atração para ótimos locais provocado por uma população submetida a mecanismos de seleção. Quando é alcançado um ótimo local por um indivíduo em particular, ele permanecerá como a melhor solução por um determinado número de gerações seguintes, contribuindo em várias recombinações e distribuindo seus genes a todos os outros candidatos. As soluções de qualidade inferior são gradualmente eliminadas pelo processo de seleção. Melhorias não são mais possíveis quando a diversidade da população cai a nível muito baixos, isto ocasiona a convergência prematura por uma exploração inadequada do espaço de busca.

Para resolver este problema propõe-se o controle da diversidade da população, efetuado de acordo com a taxa de diversificação da população, calculada através da equação (Cebrian(2003)).

$$Div(\%) = 100 - \frac{\#C_{Mig}}{Pop} \times 100 \quad (12)$$

Em que:

$Div$ : Diversificação(%);

$\#C_{Mig}$  : Número máximo de configurações iguais;

$Pop$ : Número de total de configurações da população.

A taxa de diversificação é calculada em cada ciclo geracional do AE após a seleção. Sendo esta taxa menor que um valor preestabelecido deve-se propiciar às novas gerações saírem da saturação, mantendo a diversidade para explorarem novos espaços de busca. Com estes objetivos, foram implementados dois mecanismos que intervêm depois da seleção e

que atuam diretamente no processo de recombinação e mutação, para propiciar que as populações novas consigam sair da saturação e manter sua diversidade. Estes mecanismos são apresentados a seguir.

### 3.9 Diversificação durante a recombinação

Analisa-se o conjunto de configurações *ETL* antes da recombinação, para verificar se este conjunto de configurações está saturado. Esta saturação foi provocada pela utilização da melhor configuração por vários ciclos geracionais do AE durante o processo de seleção.

Durante o processo de recombinação, manter a diversidade do conjunto *ETL*, propicia uma melhoria na troca do material genético da população. Para manter essa diversidade antes de realizar o processo de recombinação, deve-se substituir a metade do conjunto *ETL*, cada vez que se produza a saturação, por outro conjunto de configurações que pertencem ao conjunto *ETG*.

### 3.10 Diversificação durante a mutação

Um outro mecanismo que permite sair de forma eficiente da saturação é aplicado antes do processo de mutação. Semelhante ao processo usado na recombinação; analisam-se as configurações resultantes depois da recombinação. Se o número máximo de configurações iguais supera um determinado percentual do total de configurações, ou seja, *Div* maior que um percentual pré-estabelecido ( $x\%$ ), então se aplica uma taxa de mutação com um valor elevado, para melhorar a diversidade das configurações, com o ônus do aumento da média da função objetivo da população. A taxa de mutação retorna a seu valor original (dependendo do número de gerações que a solução incumbente permanece inalterada) depois de se conseguir sair da saturação.

### 3.11 Critério de Parada

Este critério compara a solução incumbente global ( $S_{IG}$ ) obtida em cada iteração, se  $S_{IG}$  durante um número máximo de iterações ( $N_{Cmax}$ ) especificado de forma empírica não apresenta melhoria, o processo é considerado convergido.

## 4 RESULTADOS

O algoritmo para reconfiguração de redes foi implementado em linguagem de programação FORTRAN. São apresentadas testes experimentais com dois sistemas reais, um de 135 barras com 21 ramos de ligação normalmente abertos, tensão 13,8 kV, potência base de 100 MVA. Os dados de barras e linhas deste sistema são encontrados em Mantovani *et*

Tabela 1: Parâmetros de controle do AE

Sistemas	$\rho_c$ min	$\rho_c$ max	$\rho_m$ min	$\rho_m$ max	$T_k$	$E_{TL}$ (%)	$E_{TG}$ (%)	$Nc_{max}$
135,215	0,1	0,9	0,01	0,5	2	30	40	30

al(2000) e Cebrian (2003). O segundo sistema possui 215 barras com 72 ramos de ligação normalmente abertos, tensão 13,8 kV, potência base de 100 MVA. Os dados de barras e linhas deste sistema são encontrados em Nóbrega (1999) e Cebrian (2003). Os parâmetros de controle utilizados no AE para cada sistema, com os testes que consideram taxas de recombinação e mutação dinâmicas e controle de diversidade estão na Tabela 1. O sistema computacional utilizado em todos os testes foi uma CPU Pentium 4 de 1,4 GHz com 128 MB de memória RAM.

As configurações iniciais foram geradas aleatoriamente juntamente com os critérios de geração de árvore mínima de Prim, Kruskal. 30 % da população foi gerada através dos algoritmos de Prim e Kruskal, considerando os três tipos de custos para os ramos da árvore: resistência, reatância e a soma dos quadrados da resistência e reatância. O restante da população, foi gerado aleatoriamente mantendo-se a factibilidade dos indivíduos. Em todos os testes consideram-se as magnitudes das tensões em todas as barras limitadas entre 0,95 e 1,05 pu. Para o sistema de 135 barras utiliza-se um limite de diversidade  $D_{iv,x} = 70\%$ , e para o sistema de 215 barras  $D_{iv,x} = 80\%$ .

#### 4.1 Análise do comportamento do AE para variações dos operadores genéticos e parâmetros de controle - Cargas fixas.

Os testes foram classificados em quatro grupos com as seguintes características.

Grupo 1: Aplica-se o critério de taxas de recombinação e mutação variáveis 3.7, com a inclusão do critério de configurações de elite 3.4.2. Aplicam-se os dois critérios de recombinação 3.5.1 e 3.5.2, com o uso dos controles de diversidade 3.9 e 3.10.

Grupo 2: Aplica-se o critério de taxas de recombinação e mutação variáveis, com a inclusão do critério de configurações de elite detalhado em 3.4.2. São aplicados os dois critérios de recombinação 3.5.1 e 3.5.2, sem o controle de diversidade.

Grupo 3: Aplica-se para este teste o critério de taxas de recombinação e mutação variáveis, com a inclusão do critério de configurações de elite 3.4.2. É aplicado so-

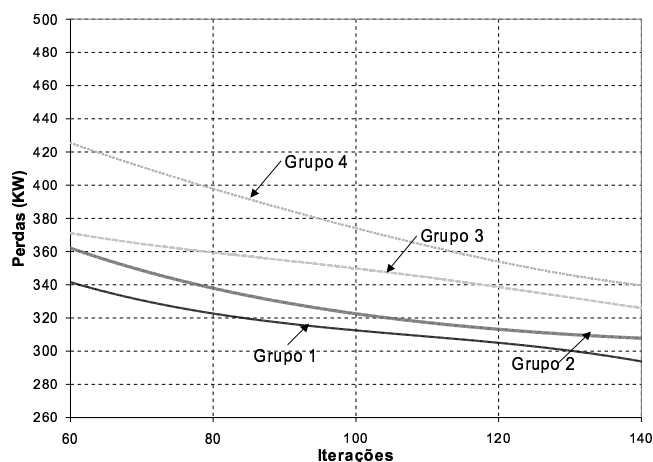


Figura 10: Tendência da solução incumbente média vs. Iterações (135 barras, população de 30 indivíduos).

mente o método de recombinação 3.5.1, sem o controle de diversidade;

Grupo 4: Aplica-se o critério de taxas de recombinação e mutação variáveis 3.7. Não é aplicado o critério de configurações de elite detalhado em 3.4.2. É aplicado somente o método de recombinação 3.5.1, sem o controle de diversidade;

Os testes foram realizados utilizando as populações de 30, 60, 120 para os sistemas de 135 e 215 barras considerando carga fixa. Estes testes têm por objetivo calibrar os parâmetros de controle do AE, e analisar o desempenho do AE dedicado com relação aos mecanismos de recombinação, mutação e controle de diversidade propostos neste trabalho.

Foram realizadas cinco simulações para cada caso e para fins de análise dos resultados, adotou-se a média aritmética das soluções incumbentes e dos tempos encontrados a cada iteração. Para manter um controle das variações do AE não foi utilizado o critério de parada 3.11. Utilizou-se como critério de parada o número de ciclos evolutivos em 150(iterações) para estes testes. Manteve-se o mesmo número de iterações em todos os testes para calibrar os parâmetros de controle do AE, analisar a qualidade das soluções obtidas e o tempo de CPU gasto para cada condição de teste.

Nas Tabelas 2 e 3 estão os tempos médios de CPU necessários e a qualidade das soluções média obtidas em função dos grupos de testes utilizados para diferentes populações, com os sistemas de 135 barras e 215 barras.

Para cada sistema testado obteve-se curvas por aproximação polinomial que ilustram o comportamento destas soluções incumbentes médias, para cada grupo de testes, conforme ilustrado nas Figuras 10, 12 e 14 para o sistema de 135 barras e

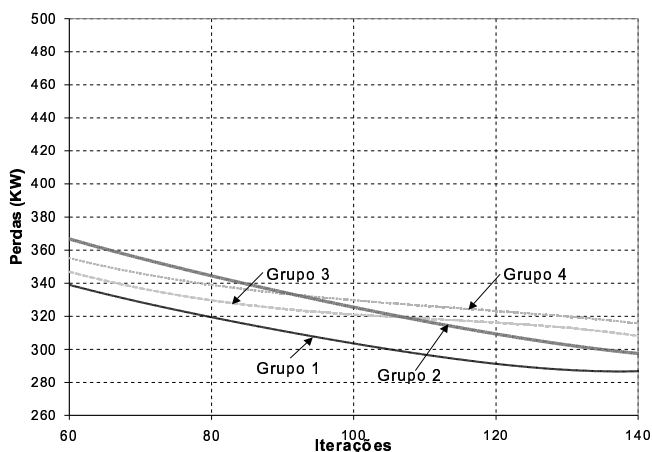


Figura 11: Tendência da solução incumbente média vs. Iterações (135 barras, população de 60 indivíduos).

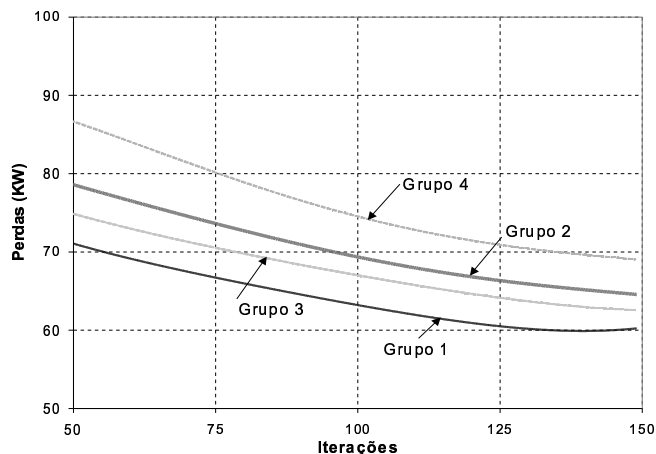


Figura 13: Tendência da solução incumbente média vs. Iterações (215 barras, população de 30 indivíduos).

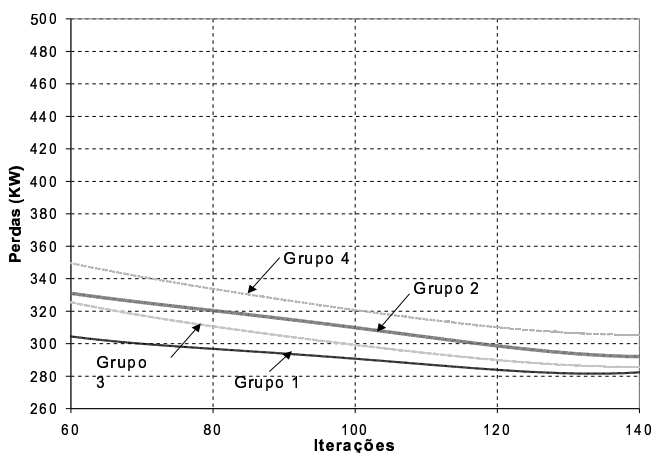


Figura 12: Tendência da solução incumbente média vs. Iterações (135 barras, população de 120 indivíduos).

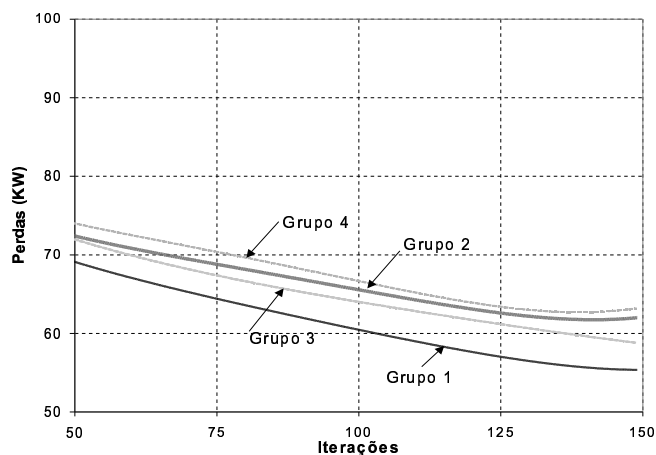


Figura 14: Tendência da solução incumbente média vs. Iterações (215 barras, população de 60 indivíduos).

nas Figuras 11, 13 e 15 para o sistema de 215 barras. A análise do comportamento destas curvas permite verificar que:

O algoritmo desenvolvido apresenta o mesmo comportamento para os dois sistemas sob análise, considerando os 4 grupos de testes;

O número de indivíduos da população influencia na qualidade da solução ótima obtida;

Com o grupo 3 obtém-se soluções de melhor qualidade que as obtidas com o grupo 2, devido o mecanismo de recombinação utilizado para o grupo 3 ser menos “guloso” que o mecanismo de recombinação do grupo 2, e o número de iterações ser fixo para todos os grupos de testes realizados. Analisando o comportamento das curvas por aproximação polinomial, verifica-se a tendência do grupo 2, obter me-

lhores soluções que o grupo 3, bastando para isso aumentar o número de iterações.

## 4.2 Comparação entre cargas fixas e cargas variáveis

Nesta seção são apresentadas as melhores topologias encontradas utilizando as características que apresenta o Grupo 1 e os parâmetros de controle da Tabela 1. Considera-se para estes testes o valor do número máximo de iterações ( $N_{Cmax}$ ) fixado em 30. Para a condição de cargas fixas consideram-se curvas de carga constante. O valor da carga equivale ao valor nominal para todos os tipos de consumidores.

Para simular reconfiguração sob cargas variáveis,

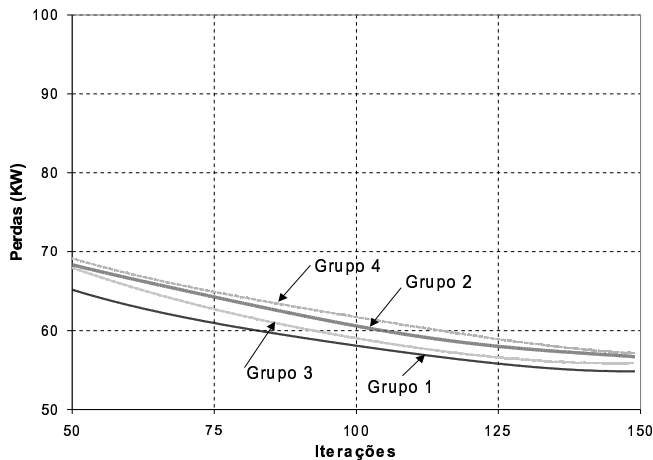


Figura 15: Tendência da solução incumbente média vs. Iterações (215 barras, população de 120 indivíduos).

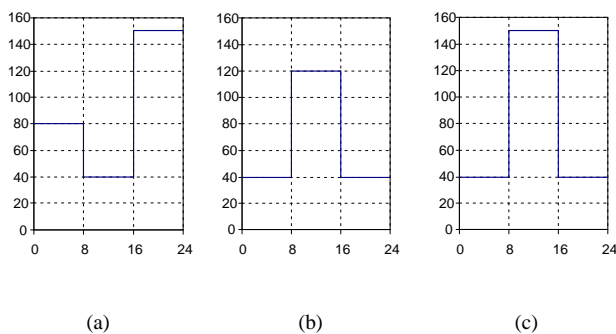


Figura 16: Curvas típicas de carga - % Snom Vs Tempo (horas): (a) - consumidor residencial (tipo 1); (b) - consumidor comercial (tipo 2); (c) - consumidor industrial (tipo 3).

consideram-se as curvas de carga representadas na Figura 15 que considera a porcentagem da carga nominal ( $S_{nom}$ ) pelo tempo (horas) para os três tipos de cargas: residencial (15(a)), comercial (15(b)), e industrial (15(c)). Para utilizar estas as curvas de carga em cada barra do sistema, considera-se que o valor nominal da carga está dividido em residencial, comercial e industrial, em função das horas durante o dia para os dois sistemas testados.

Utiliza-se o valor das perdas e das horas de operação de um dia (24 horas) para o cálculo do valor do custo dos kWh em US\$. Para o cálculo do custo da perda utiliza-se 1US\$/kWh para todos os sistemas.

Tabela 2: Melhores topologias para carga fixa - 135 barras

No.	Chaves Abertas
01	7-51-53-84-90-96-106-118-126-128-137-138-139-141-144-145-147-148-150-151-156
02	7-35-51-55-90-96-106-118-126-135-137-138-141-144-145-146-147-148-150-151-155

Tabela 3: Melhores topologias para carga fixa - 215 barras

Conf. N°	Chaves Abertas
01	14-26-33-36-37-39-41-49-54-56-59-60-63-64-65-69-71-73-79-80-87-91-92-95-96-102-105-108-109-111-114-119-124-125-129-134-136-139-141-151-169-171-173-176-177-178-180-182-185-189-192-194-196-202-206-207-208-210-236-240-247-248-252-254-255-257-262-265-270-271-273-285
02	14-26-33-36-37-39-41-48-54-56-60-63-64-65-66-68-71-75-79-80-83-84-86-90-98-100-102-104-106-111-112-114-122-125-126-129-133-134-139-141-151-168-169-171-173-177-178-180-182-188-192-194-196-201-202-207-208-210-235-240-246-250-252-256-257-263-265-268-270-271-273-285

Tabela 4: Melhores topologias para cargas variáveis - 135 barras

Conf. N°	Chaves Abertas
01	7-9-54-84-107-118-126-128-138-139-140-141-143-144-145-147-148-149-150-151-156
02	7-9-55-84-107-118-126-128-138-139-140-141-143-144-145-147-148-149-150-151-156

#### 4.2.1 Melhores topologias encontradas para cargas fixas

Nas Tabelas 4 e 5 são apresentadas as melhores topologias encontradas utilizando os critérios de cargas fixas, durante um período de um dia (24 horas).

#### 4.2.2 Melhores topologias encontradas para cargas variáveis

Nas Tabelas 6 e 7 são apresentadas as melhores topologias encontradas utilizando os critérios de cargas variáveis, durante um período de um dia (24 horas).

Tabela 5: Melhores topologias para cargas variáveis-215 barras

Conf. No.	Chaves Abertas
01	37-14-26-33-36-41-42-45-49-54-56-59-60-63-64-65-69-71-75-79-80-87-91-92-95-96-98-99-102-105-111-114-112-129-120-125-127-172-133-134-141-142-151-168-169-171-178-176-177-180-182-189-194-192-196-202-206-207-208-210-236-245-248-252-254-255-257-265-268-270-271-273
02	37-14-26-33-36-41-42-45-49-54-56-59-60-63-64-65-69-71-75-79-80-87-91-92-95-96-98-285-105-111-114-112-129-120-125-127-172-133-134-141-142-151-168-169-171-178-176-177-180-182-189-194-192-196-202-206-207-208-210-236-245-248-252-254-255-257-265-268-270-271-273

Tabela 6: Comparação das melhores topologias para carga fixa e carga variáveis - 135 barras

No	Sistema 135 barras	Cargas Fixas	Cargas Variáveis
	Número de Iterações	216	205
	Tempo de Processamento (min)	40	114
01	Perda (kW)	280,2211	198,2964
	Perda de Energia (kWh)	6725,3064	4759,113
02	Perda (kW)	280,2973	198,4069
	Perda de Energia (kWh)	6727,1352	4761,766

#### 4.2.3 Cargas Fixas Vs. Cargas Variáveis

Nas Tabelas 8 e 9 são apresentados resultados comparativos do número de iterações, tempo de processamento(min), perdas de potência (kW) e perdas de energia (kWh), considerando as melhores topologias encontradas nas Tabelas 4 e 5; durante 24 horas de operação para cargas fixas, e em 3 períodos de 8 horas durante um dia para cargas variáveis, para cada sistemas em estudo (135 e 215 barras).

### 4.3 Análise dos Resultados

Analisando-se os resultados das Tabelas 8 e 9 verifica-se que as configurações obtidas considerando cargas variáveis de acordo com as curvas de cargas da Figura 15, são de melhor qualidade que as configurações obtidas considerando cargas fixas. Estes resultados ainda precisam ser criteriosamente estudados considerando diferentes combinações e modelos de

Tabela 7: Comparação das melhores topologias para carga fixa e carga variáveis - 215 barras

No	Sistema 215 barras	Cargas Fixas	Cargas Variáveis
	Número de Iterações	320	225
	Tempo de Processamento (min)	260	548
01	Perda (kW)	49,283	34,947
	Perda de Energia (kWh)	1182,787	838,721
02	Perda (kW)	49,292	34,948
	Perda de Energia (kWh)	1183,002	838,752

curvas de cargas, que simulem o comportamento de cargas reais, visto que o modelo utilizado de curva de carga é empírico.

A utilização de taxas de recombinação e mutação variáveis favorece a busca de ótimos locais de boa qualidade, devido ao fato da intensificação na busca de ótimos locais, mediante uma ferramenta adaptativa que favorece o processo de recombinação e mutação. Com este critério adaptativo, intensifica-se os operadores de recombinação e mutação durante o processo iterativo. Esta estratégia permite encontrar ótimos locais de melhor qualidade. Com critério de parada adotado, que é o número máximo de iterações que solução incumbente não é atualizada, esta estratégia provoca um aumento do número de iterações, que interfere no acréscimo do tempo de processamento.

A inclusão de elitismo favorece a troca mais eficiente do material genético entre os indivíduos da população. A utilização de elitismo propicia encontrar valores das soluções incumbentes de melhor qualidade, devido a recombinação do material genético das configurações de elite com as outras configurações, gerando novos indivíduos de boa qualidade.

A inclusão do segundo método de recombinação implica em uma análise mais criteriosa das configurações candidatas à recombinação, ajudando a melhorar as soluções incumbentes, reduzindo o número de iterações, mas com um esforço computacional maior em cada iteração do AE.

A utilização do segundo método de recombinação, assim como o método de controle da diversidade, se faz para diminuir o efeito da saturação provocada pela influência e permanência de algumas configurações durante a seleção. Esta influência é mais rigorosa com a utilização de elitismo.

Para reduzir o esforço computacional, por iteração, provocado pela inclusão do segundo método de recombinação, é aplicado o controle de saturação. Este controle propicia a

diversidade durante as iterações, permitindo sair de ótimos locais para uma melhor distribuição do material genético durante a recombinação. Utilizando os mecanismos de controle da diversificação, detalhados na subseção 3.8, pode-se obter uma diversificação controlada para os diferentes sistemas.

Com a aplicação de todos os mecanismos e parâmetros de controles do AE propostos neste trabalho conseguem-se soluções de excelente qualidade, mas com um tempo de processamento alto em comparação às obtidas quando se utiliza somente as taxas variáveis e o elitismo. Se a qualidade da solução é a prioridade, recomenda-se o uso de todos os critérios e mecanismos. Mas, quando é requerida apenas uma solução de referência rápida, porém qualidade inferior, recomenda-se o uso somente dos critérios de taxas variáveis de recombinação e mutação, e elitismo.

## 5 CONCLUSÕES

Neste trabalho foram estudados os principais aspectos utilizados no desempenho dos AE para solução do problema de reconfiguração de redes em sistemas de distribuição; tais como: a geração da população inicial, as taxas de recombinação e mutação, e os critérios de seleção. O programa computacional para reconfiguração de redes de distribuição desenvolvido e implementado a partir dos estudos e análises realizadas, fornece como resultado um conjunto de configurações com os menores valores de perdas de potência (cargas fixas) e menor valor de perdas de energia (cargas variáveis). Estes valores de perdas de potência e energia são muito próximos mostrando que, às vezes, não há alterações significativas destes valores quando se passa de uma configuração para outra, ficando a cargo do operador adotar aqueles planos de reconfiguração que se apresentem mais viáveis sob os aspectos técnicos e operacionais.

A utilização de algoritmos heurísticos construtivos de *geração de árvore mínima* implementados para a obtenção de parte das configurações iniciais melhoram o desempenho do AE. Para sistemas de grande porte os algoritmos de *Prim* e *Kruskal* fornecem boas configurações, mas com valores de função de adaptação ainda longe dos valores considerados ótimos ou quase ótimos, gerando um esforço adicional para os parâmetros de recombinação e mutação na obtenção de possíveis ótimos globais.

Os desempenhos dos métodos de recombinação estudados e implementados são dependentes dos esquemas de recombinação, mutação e seleção e fornecem soluções de boa qualidade. A diferença entre estes métodos está na forma como executam a recombinação. O mais simples deles utiliza as informações dos ramos de ligação que estão representados pela cadeia genética dos cromossomos pais para realizar a troca do material genético, consumindo pouco tempo com-

putacional para a obtenção de novas configurações. O segundo método utiliza as informações da topologia da rede de cada um dos pais, ou seja dos ramos de árvore para realizar a troca do material genético. Este método explora melhor a estrutura das redes pais para obter dois filhos de boa qualidade com diversidade, mas necessita de uma análise topológica minuciosa para atender a restrição de radialidade. Como o número de ramos da árvore é maior que o número de ramos de ligação, o esforço computacional para o segundo método de recombinação é maior, provocando um tempo computacional maior.

Neste trabalho para aumentar o espaço de busca e sair de ótimos locais utilizou-se o conceito de diversidade da população, em que se consideram os valores da função de adaptação das configurações da população a cada ciclo geracional. A cada avaliação, constatada a perda da diversidade da população, utilizam-se dois mecanismos para manter a diversidade acima de uma porcentagem fixa do tamanho da população. Os dois mecanismos são aplicados na recombinação e mutação, sendo que na recombinação se melhora a diversidade da população gradualmente. Na mutação é aplicado quando a perda da diversidade se faz mais pronunciada, e se procura recuperar rapidamente a diversidade da população.

O algoritmo para reconfiguração desenvolvido com base na bibliografia e nas propostas de melhorias resultantes dos estudos efetuados durante o desenvolvimento deste trabalho de pesquisa, possui a habilidade de realizar o planejamento da operação do sistema considerando-se um único perfil de carga que é a forma comumente tratada na literatura, ou várias condições de carregamento para os diferentes tipos de consumidores para um horizonte de curto e médio prazo (diário, semanal, anual), com base na curva de carga que considera a sazonalidade. Embora a complexidade do problema aumente de forma acentuada considerando as curvas de cargas, o AE mostrou-se adequado e eficiente para solução do problema, encontrando configurações de boa qualidade num tempo computacional não proibitivo para problemas de planejamento. Simulações do problema de reconfiguração considerando curvas que refletem o comportamento de cargas de sistemas reais, devem ser efetuadas para constatar a necessidade de se utilizar o modelo de cargas variáveis para estabelecer o planejamento da reconfiguração.

## AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a FAPESP pelo financiamento deste projeto de pesquisa - Processo 01/00730-1 e ao CNPq. Gostaríamos também de agradecer os senhores revisores que com muita competência e paciência, apontaram inúmeras correções que foram efetuadas no trabalho, contribuindo decisivamente para a qualidade do mesmo.

## REFERÊNCIAS

- Baran, M.E.; Wu, F.F.(1989). Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 4 No 2 , pp. 1401-1407, April.
- Baran, M.; Wu, F.F.(1989). Optimal sizing of capacitors placed on a radial distribution system. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 4, No 1, pp. 735-743, January.
- Borozan, V.; Rajicic, D.; Ackovski, R.(1995). Improved method for loss minimization in distribution networks. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 10 No 3, pp. 1420-1425, August.
- Cebrian J.C.A.(2003). Algoritmo Evolutivo Dedicado à solução do problema de reconfiguração de sistemas de distribuição radiais. Dissertação de mestrado, Ilha Solteira - Unesp.
- Civanlar, S.; Grainger, J.J.; Yin, H.; Lee, S.S.H. (1988). Distribution feeder reconfiguration for loss reduction. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 3 No 3, pp. 1217-1223, July.
- Golbarg M.C.; Luna H.P.L.(2000). Otimização Combinatória e Programação Linear. Editora CAMPUS, Rio de Janeiro.
- Kagan, N; Barioni de O, C. C.(1998). Reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica através de ferramenta para solução de problemas de decisão com múltiplos objetivos e incertezas. Revista Controle e Automação, Sociedade Brasileira de Automática, SBA. Vol. 9 No. 1.
- Mantovani, J. R. S.; Casari F.; Romero R. A.(2000) Reconfiguração de sistemas de distribuição radiais utilizando o critério de queda de tensão. Revista Controle e Automação, Sociedade Brasileira de Automática, SBA. Vol.11 No. 03.
- Morelato, A.L.; Monticelli, A.J.(1989). Heuristic search approach to distribution system restoration. IEEE Transactions on Power Delivery. Vol. 4, No 4, pp. 2235-2241, October.
- Nóbrega da C.; M. F.(1999). Computação evolutiva para minimização de perdas resistivas em sistemas de distribuição de energia elétrica. Dissertação de mestrado - FEEC – Unicamp.
- Peponis, G.; Papadopoulos, M.(1995). Reconfiguration of radial distribution networks: application of heuristic methods on large-scale networks. IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution. Vol. 142 No 6 , pp. 631-638, November.
- Shirmohammadi, D.; Hong, H.W.(1989). Reconfiguration of electric distribution networks for resistive line losses reduction. IEEE Transactions on Power Delivery. Vol. 4, No 2, pp. 1492-1498, April.
- Silva, L.G.W. , Pereira, R.A.F, Mantovani, J.R.S. (2004), Allocation of protective devices in distribution circuits using nonlinear programming models and genetic algorithms. Electric Power Systems Research, Vol. 69, No. 1, pp 77 –84.
- Young, J. J.; Chul K. J.; Jin-O Kim J.-O.; Joong-Rin Shin; Lee, K.Y.(2002). An efficient simulated annealing algorithm for network reconfiguration in large-scale distribution systems. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 17, No. 4 , pp. 1070-1078, October.
- Zhou, Q.; Shirmohammadi, D.; Liu, W.-H.E. (1997). Distribution feeder reconfiguration for operation cost reduction. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12 No. 2 , pp. 730-735, May.