



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

**“ALGORITMO EVOLUTIVO DEDICADO À SOLUÇÃO
DO PROBLEMA DE RECONFIGURAÇÃO DE
SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO RADIAIS”**

JUAN CARLOS CEBRIAN AMASIFEN

Ilha Solteira - SP

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA "JÚLIO DE MESQUITA FILHO"
FACULDADE DE ENGENHARIA DE ILHA SOLTEIRA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**ALGORITMO EVOLUTIVO DEDICADO À SOLUÇÃO DO PROBLEMA DE
RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO RADIAIS**

*Dissertação submetida à Faculdade de
Engenharia de ilha solteira – UNESP como
parte dos requisitos necessários para a
obtenção do título de Mestre em Engenharia
Elétrica (ME).*

Candidato : Juan Carlos Cebrian Amasifen
Orientador : José Roberto Sanches Mantovani
Co-orientador : Rubén Augusto Romero Lázaro

Ilha Solteira - SP, Abril de 2003

FICHA CATALOGRÁFICA

Elaborada pela Seção Técnica de Aquisição e Tratamento da Informação/Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação da FEIS/UNESP

C387a Cebrian Amasifen, Juan Carlos
Algoritmo evolutivo dedicado à solução do problema de reconfiguração de sistemas de distribuição radiais / Juan Carlos Cebrian Amasifen. -- Ilha Solteira : [s.n.], 2003
xv, 169 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, 2003.

Orientador: José Roberto Sanches Mantovani
Co-orientador: Rubén Augusto Romero Lázaro
Bibliografia: p. 110-113

1. Algoritmos genéticos. 2. Otimização combinatoria. 3. Energia elétrica-Distribuição.

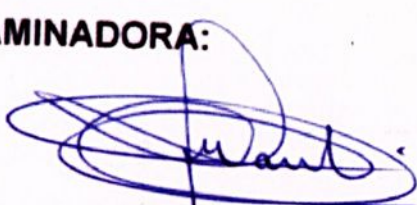


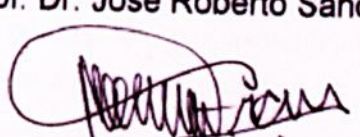
ALGORITMO EVOLUTIVO DEDICADO A SOLUÇÃO DO PROBLEMA DE RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO RADIAIS

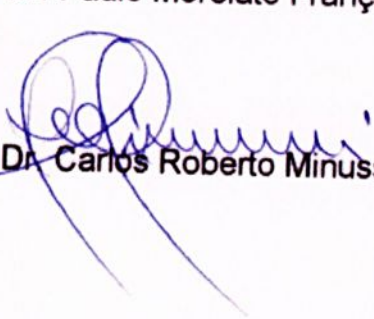
Juan Carlos Cebrian Amasifen

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA À FACULDADE DE ENGENHARIA - CAMPUS DE
ILHA SOLTEIRA - UNESP - COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS
PARA A OBTENÇÃO DO TÍTULO DE MESTRE EM ENGENHARIA ELÉTRICA

COMISSÃO EXAMINADORA:


Prof. Dr. José Roberto Sanches Mantovani – orientador


Prof. Dr. Paulo Morelato França


Prof. Dr. Carlos Roberto Minuss

Proc. 053/2003 - MPD 165

UNESP - "CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA"	
SERVIÇO TÉC. DE BIBLIOTECA E DOCUMENTAÇÃO	
DATA DE CHEGADA	DATA DE TOMBO
02.09.03	30.09.03
REGISTRADO POR	TOMBO
Ailza	Te. 1423
AQUISIÇÃO	CLASSIFICAÇÃO
Ilha Solteira Antes R\$ 10,00	C387a

Ilha Solteira-SP, maio de 2003

Co sys 207932
sys 55649

BCnIS - FEIS - UNESP

AGRADECIMENTOS

A Deus, em primeiro lugar, que me permitiu realizar este trabalho, juntamente com todas as pessoas que ajudaram.

Ao meu pai Alex Cebrian e Tereza Amabile, e meus irmãos Mercedes e Alexandre pelo apoio total, sem o qual não seria possível ter chegado a mais uma etapa vencida em minha vida.

Ao meu orientador José Roberto Sanchez Montovani, por toda a competência, disposição e atenção e um prestativo em todos os momentos deste trabalho.

Ao meu Co-orientador Róbda Augusto Romero Lázaro por sua disposição e compaixão e sempre presentes em momentos de dúvida. Também por sua amizade e compreensão.

Ao meus colegas e amigos Fernando, Nando, Ivo pelo bom humor e amizade, companhia essencialmente e incentivo no zéito da amizade.

Ao minhas colegas e amigos Eliete, Sandra, Liane pelo carinho e dedicação que deixaram brechas insuperáveis na minha vida.

Para Issael Alexander e
Emanuelly Vitória
só por existir

AGRADECIMENTOS

A Deus, em primeiro lugar, que me permitiu realizar este trabalho, juntamente com todas as pessoas que ajudaram.

Ao meus pais Alex Cebrian e Teodocia Amasifen, e meus irmãos Mercedes e Alejandro pelo apoio total, sem o qual não seria possível ter chegado a mais uma etapa vencida em minha vida.

Ao meu orientador José Roberto Sanches Mantovani, por toda a competência, disposição e atenção a mim prestado em todos os momentos desde trabalho.

Ao meu Co-orientador Rubén Augusto Romero Lázaro por sua disposição e competência sempre presentes nos momentos de dúvida. Também por sua amizade e compreensão.

Ao meus colegas e amigos Fernando, Nando, Iver pelo bom humor e amizade compartilhados diariamente e incentivo no culto da amizade.

Ao minhas colegas e amigas Elizete, Sandra, Lilian pelo carinho e amizade que deixaram lembranças inesquecíveis na minha vida.

APOIO FINANCEIRO

Este trabalho contou com o apoio financeiro da FAPESP – Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo, através do projeto 01/00730-1

RESUMO

Neste trabalho é apresentada a formulação e implementação computacional de um algoritmo evolutivo 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 a seleção por 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 os parâmetros e melhorar a eficiência do algoritmo evolutivo 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. O algoritmo assim desenvolvido compara tanto esforço computacional como a qualidade das soluções encontradas utilizando estas diferentes propostas. São apresentados e analisados os resultados obtidos com a simulação de sistemas testes encontrados no literatura (14 e 69 barras) e dois sistemas reais, um de 135 e outro de 215 barras.

ABSTRACT

This work presents the formulation and the computational implementation of an evolutionary algorithm 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, recombination 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 recombination operators. The recombination 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 KRUSKAL. The developed algorithm compare either computation effort and the quality of the found solutions using different approaches. The obtained results are analyzed and presented for the systems found in the literature (14 and 69 buses) and for two real systems, one of 135 buses and another of 215 buses.

LISTA DE FIGURAS

- Figura 2.1** : Diagrama unifilar de um sistema de distribuição simples
- Figura 2.2** : Curva de carga diária típica
- Figura 3.1** : Exemplo de duas árvores geradoras com diferentes custos
- Figura 3.2** : Geração de Árvore Mínima de Prim
- Figura 3.3** : Exemplo de Geração de Árvore Mínima Usando o algoritmo Prim
- Figura 3.4** : Geração de Árvore Mínima do Kruskal
- Figura 3.5** : Exemplo do algoritmo de árvore geradora mínima de Kruskal
- Figura 3.6** : Teste para detectar possíveis ciclos
- Figura 3.7** : Estrutura de cadeia genética para reconfiguração de redes de distribuição
- Figura 3.8** : (a) – Sistema radial (árvore) sujeito a problemas de ilhamento e; (b) Exemplo da representação de um cromossomo (cadeia genética)
- Figura 3.9** : Diagrama unifilar do alimentador radial localizado entre os nós i e $i+1$
- Figura 3.10** : Circuito elétrico equivalente entre duas barras do sistema de distribuição
- Figura 3.11** : Algoritmo de Fluxo de Carga implementado
- Figura 3.12** : Processo de recombinação ((a) antes e (b) depois da recombinação)

Figura 3.13 : Processo de recombinação

Figura 3.14 : Duas configurações candidatas

Figura 3.15 : Processo de recombinação baseado na topologia do sistema

Figura 3.16 : Representação do operador mutação indutiva ((a) antes e (b) depois da mutação)

Figura 3.17 : Estrutura básica do algoritmo evolutivo implementado

Figura 4.1 : Solução incumbente vs. iterações (69 barras, $\rho_m=0,1$)

Figura 4.2 : Solução incumbente vs. iterações (135 barras, $\rho_m=0,1$)

Figura 4.3 : Solução incumbente vs. iterações (215 barras, $\rho_m=0,1$)

Figura 4.4 : Solução incumbente vs. Iterações (69 barras, $\rho_c=0,9$)

Figura 4.5 : Solução incumbente vs. Iterações (135 barras, $\rho_c=0,9$)

Figura 4.6 : Solução incumbente vs. Iterações (215 barras, $\rho_c=0,9$)

Figura 4.7 : Solução incumbente média vs. iterações (14 barras, 10 população)

Figura 4.8 : Tendência da solução incumbente média vs. iterações (14 barras, 10 população)

Figura 4.9 : Solução incumbente média vs. iterações (14 barras, 20 população)

Figura 4.10 : Tendência da solução incumbente média vs. iterações (14 barras, 20 população)

Figura 4.11 : Solução incumbente média vs. iterações (14 barras, 30 população)

Figura 4.12 : Tendência da solução incumbente média vs. iterações (14 barras, 30 população)

Figura 4.13 : Solução incumbente média vs. iterações (69 barras, 10 população)

Figura 4.14 : Tendência da solução incumbente média vs. iterações (69 barras, 10 população)

Figura 4.15 : Solução incumbente média vs. iterações (69 barras, 30 população)

Figura 4.16 : Tendência da solução incumbente média vs. iterações (69 barras, 30 população)



- Figura 4.17** : Solução incumbente media vs. iterações (69 barras, 50 população)
- Figura 4.18** : Tendência da solução incumbente media vs. iterações (69 barras, 50 população)
- Figura 4.19** : Solução incumbente media vs. iterações (135 barras, 30 população)
- Figura 4.20** : Tendência da solução incumbente media vs. iterações (135 barras, 30 população)
- Figura 4.21** : Solução incumbente media vs. iterações (135 barras, 60 população)
- Figura 4.22** : Tendência da solução incumbente media vs. iterações (135 barras, 60 população)
- Figura 4.23** : Solução incumbente media vs. iterações (135 barras, 120 população)
- Figura 4.24** : Tendência da solução incumbente media vs. iterações (135 barras, 120 população)
- Figura 4.25** : Solução incumbente media vs. iterações (215 barras, 30 população)
- Figura 4.26** : Tendência da solução incumbente media vs. iterações (215 barras, 30 população)
- Figura 4.27** : Solução incumbente media vs. iterações (215 barras, 60 população)
- Figura 4.28** : Tendência da solução incumbente media vs. iterações (215 barras, 60 população)
- Figura 4.29** : Solução incumbente media vs. iterações (215 barras, 120 população)
- Figura 4.30** : Tendência da solução incumbente media vs. iterações (215 barras, 120 população)
- Figura 4.31** : Comportamento da diversidade vs. iterações com elitismo (14 barras)
- Figura 4.32** : Comportamento da diversidade vs. iterações com elitismo (69 barras)
- Figura 4.33** : Comportamento da diversidade vs. iterações com elitismo (135 barras)
- Figura 4.34** : Comportamento da diversidade vs. iterações com elitismo (215 barras)
- Figura 4.35** : Comportamento da diversidade vs. iterações – utilizando os dois esquemas de recombinação (14 barras)



Figura 4.36 : Comportamento da diversidade vs. iterações – utilizando os dois esquemas de recombinação (69 barras)

Figura 4.37 : Comportamento da diversidade vs. iterações – utilizando os dois esquemas de recombinação (135 barras)

Figura 4.38 : Comportamento da diversidade vs. iterações – utilizando os dois esquemas de recombinação (215 barras)

Figura 4.39 : Comportamento da diversidade vs. iterações – aplicando controle da diversidade $D_{v,x} = 40\%$ (14 barras)

Figura 4.40 : Comportamento da diversidade vs. iterações – aplicando controle da diversidade $D_{v,x} = 60\%$ (69 barras)

Figura 4.41 : Comportamento da diversidade vs. iterações – aplicando controle da diversidade $D_{v,x} = 70\%$ (135 barras)

Figura 4.42 : Comportamento da diversidade vs. iterações – aplicando controle da diversidade $D_{v,x} = 80\%$ (215 barras)

Figura 4.43 : Topologia das quatro melhores configurações encontradas com carga fixa - 14 barras

Figura 4.44 : Topologia das quatro melhores configurações encontradas com carga fixa - 69 barras

Figura 4.45 : Topologia das quatro melhores configurações encontradas com carga fixa - 135 barras

Figura 4.46 : Curva típica de carga para consumidor residencial (tipo 1)

Figura 4.47 : Curva típica de carga para consumidor comercial (tipo 2)

Figura 4.48 : Curva típica de carga para consumidor industrial (tipo 3)

Figura A.1 : Diagrama unifilar do sistema de Distribuição de 14 barras

Figura A.2 : Diagrama unifilar do sistema de Distribuição de 69 barras

Figura A.3 : Diagrama unifilar do sistema de Distribuição de 135 barras

Tabela 4.17 Sistema de 135 barras – população 60

Tabela 4.18 Sistema de 135 barras – população 120

Tabela 4.19 Sistema de 215 barras – população 30

Tabela 4.20 Sistema de 215 barras – população 60

Tabela 4.21 Sistema de 215 barras – população 120

Tabela 4.22 Melhores topologias para carga fixa - 14 barras

Tabela 4.23 Melhores topologias para carga fixa - 69 barras

Tabela 4.24 Melhores topologias para carga fixa - 135 barras

Tabela 4.25 Melhores topologias para carga fixa - 215 barras

Tabela 4.1 Parâmetros de controle do algoritmo genético utilizado em alguns testes

Tabela 4.2 Tamanho da população usado para diferentes sistemas

Tabela 4.3 Resultados - sistema de 69 barras - $\rho_m=0,1$

Tabela 4.4 Resultados - sistema de 135 barras - $\rho_m=0,1$

Tabela 4.5 Resultados - sistema de 215 barras - $\rho_m=0,1$

Tabela 4.6 Resultados - sistema de 69 barras, $\rho_c=0,9$

Tabela 4.7 Resultados - sistema de 135 barras, $\rho_c=0,9$

Tabela 4.8 Resultados - sistema de 215 barras, $\rho_c=0,9$

Tabela 4.9 Populações para todos os testes

Tabela 4.10 Sistema de 14 barras – população 10

Tabela 4.11 Sistema de 14 barras – população 20

Tabela 4.12 Sistema de 14 barras – população 30

Tabela 4.13 Sistema de 69 barras – população 10

Tabela 4.14 Sistema de 69 barras – população 30

Tabela 4.15 Sistema de 69 barras – população 50

Tabela 4.16 Sistema de 135 barras – população 30

ÍNDICE

Tabela 4.17 Sistema de 135 barras – população 60	
Tabela 4.18 Sistema de 135 barras – população 120	
Tabela 4.19 Sistema de 215 barras – população 30	(1)
Tabela 4.20 Sistema de 215 barras – população 60	(1)
Tabela 4.21 Sistema de 215 barras – população 120	(8)
Tabela 4.22 Melhores topologias para carga fixa - 14 barras	(9)
Tabela 4.23 Melhores topologias para carga fixa - 69 barras	(10)
Tabela 4.24 Melhores topologias para carga fixa - 135 barras	(11)
Tabela 4.25 Melhores topologias para carga fixa - 215 barras	(12)
Tabela 4.26 Melhores topologias para carga variável - 14 barras	(12)
Tabela 4.27 Melhores topologias para carga variável - 69 barras	(13)
Tabela 4.28 Melhores topologias para carga variável - 135 barras	(13)
Tabela 4.29 Melhores topologias para carga variável - 215 barras	(14)
Tabela A.1 Dados do sistema de 14 Barras	(14)
Tabela A.2 Dados do sistema de 69 Barras	(15)
Tabela A.3 Dados do sistema de 135 Barras	(15)
Tabela A.4 Dados do sistema de 215 Barras	(15)
 CAPÍTULO III	 (17)
Algoritmo Evolutivo para o Problema de Reconfiguração	(17)
3.1 Aspectos Gerais dos Algoritmos Evolutivos Aplicados ao Problema de Reconfiguração de Redes Radiais de Distribuição	(18)
3.1.1 Geração da Configuração Inicial	(19)
3.1.1.1 Algoritmo Peto	(20)
3.1.1.2 Algoritmo Kruskal	(22)



ÍNDICE

CAPÍTULO I	(1)
Introdução	(1)
CAPÍTULO II	(8)
Formulação do Problema de Reconfiguração	(8)
2.1. Formulação Matemática do Problema de Reconfiguração	(10)
2.1.1. Restrições de fluxo de potência	(11)
2.1.2. Radialidade	(12)
2.1.3. Níveis de tensão	(12)
2.1.4. Restrições de confiabilidade	(13)
2.1.5. Restrições de balaço de carga entre os alimentadores	(13)
2.1.6. Restrições de fluxo de potência nas linhas	(14)
2.2. Reconfiguração de Redes de Distribuição Sob Demanda Variável	(14)
2.2.1. Tipos de Curva de Carga	(15)
2.2.2. Formulação Matemática de Reconfiguração Sob Demanda Variável.....	(15)
CAPÍTULO III	(17)
Algoritmo Evolutivo para o Problema de Reconfiguração	(17)
3.1. Aspectos Gerais dos Algoritmos Evolutivos Aplicados ao Problema de Reconfiguração de Redes Radiais de Distribuição	(19)
3.1.1. Geração da Configuração Inicial	(19)
3.1.1.1. Algoritmo Prim	(20)
3.1.1.2. Algoritmo Kruskal	(23)



3.1.1.2.1. Teste para detectar possíveis ciclos	(26)
3.1.2. Esquema de Codificação	(27)
3.1.2.1. Identificação de subsistemas radiais conexos	(29)
3.1.3. Avaliação da Função de Adaptação	(30)
3.1.3.1. Fluxo de potência para redes radiais e equilibradas	(32)
3.1.3.2. Algoritmo de Fluxo de Potência <i>Forward Update Disflow</i> Implementado	(34)
3.1.4. Seleção das Melhores Configurações	(37)
3.1.4.1. Torneio	(37)
3.1.4.2. Elitismo	(38)
3.1.5. Recombinação	(38)
3.1.5.1. Processo de recombinação baseado nos ramos de ligação	(39)
3.1.5.2. Processo de recombinação baseado na topologia do sistema de distribuição.....	(42)
3.1.6. Mutação	(45)
3.1.7. Critério de Parada	(48)
3.1.8. Parâmetros de controle dos algoritmos evolutivos	(48)
3.1.9. Diversidade e controle das estratégias de intensificação e diversidade.....	(50)
3.1.9.1. Diversificação durante a recombinação	(50)
3.1.9.2. Diversificação durante a mutação	(51)
3.2. Algoritmo Evolutivo para Solução do Problema de Reconfiguração	(52)
3.2.1. Algoritmo Evolutivo Implementado	(52)
CAPITULO IV	(56)
Resultados	(56)



4.1. Taxas de mutação e recombinação fixas	(57)
4.1.1. Taxa de mutação fixa ($\rho_m=0,1$)	(58)
4.1.2. Taxa de recombinação fixa ($\rho_c=0,9$)	(61)
4.2. Análises dos diferentes critérios Aplicados no algoritmo evolutivo	(64)
4.2.1. Sistema de 14 barras	(65)
4.2.2. Sistema de 69 barras	(69)
4.2.3. Sistema de 135 barras	(73)
4.2.4. Sistema de 215 barras	(77)
4.3. Comparação da diversidade	(82)
4.3.1. Diversidade com elitismo	(82)
4.3.2. Usando os dois esquemas de recombinação	(85)
4.3.3. Usando os controle de diversidade	(88)
4.4. Configurações Encontradas – Cargas Fixas	(91)
4.4.1. Sistema de 14 barras	(91)
4.4.2. Sistema de 69 barras	(93)
4.4.3. Sistema de 135 barras	(96)
4.4.4. Sistema de 215 barras	(99)
4.5. Configurações Encontradas – Cargas Variáveis	(100)
4.5.1. Sistema de 14 barras	(102)
4.5.2. Sistema de 69 barras	(102)
4.5.3. Sistema de 135 barras	(103)
4.5.4. Sistema de 215 barras	(103)
4.6. Discussão de Resultados	(105)
CONCLUSÕES	(107)



REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFIAS (110)**BIBLIOGRAFIA (113)****APÊNDICE A(114)****Sistemas Testados (114)**

A.1. Dados Completos do Sistema de 14 Barras (115)

A.2. Dados Completos do Sistema de 69 Barras (116)

A.3. Dados Completos do Sistema de 135 Barras (118)

A.4. Dados Completos do Sistema de 215 Barras (123)

APÊNDICE B (129)**Artigos Publicados (129)**

B.1. Artigo 01 (130)

B.2. Artigo 02 (144)

B.3. Artigo 03 (156)



CAPÍTULO I

Introdução

Os sistemas aéreos de distribuição de energia elétrica por sua característica radial 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 para os consumidores, aumentar os níveis de confiabilidade e eliminar e/ou isolar faltas restaurando o fornecimento de energia. Assim, estas chaves seccionadoras são utilizadas para ambos os objetivos: proteção (isolamento de faltas) e reconfiguração (gerenciamento da configuração). Reconfiguração de redes aéreas de distribuição de energia elétrica é um problema de Programação Não-linear Inteiro Misto (PNLIM), que gera espaços de busca muito grandes, em que a exigência de radialidade é uma dificuldade adicional, e dada sua natureza combinatória é de difícil tratamento. Em consequência dessas dificuldades para resolução de problemas com essas características, além das técnicas de otimização clássica e combinatorial são propostos por alguns pesquisadores os algoritmos heurísticos.

Com o objetivo de reduzir o espaço de busca, muitos autores têm proposto para a solução do problema de reconfiguração de redes de distribuição as técnicas heurísticas que consistem em um conjunto de procedimentos simples, muitas vezes

baseados em procedimentos práticos retirados da experiência dos operadores, que encontram soluções de boa qualidade para problemas complexos com esforço computacional relativamente pequeno que, entretanto, não garantem encontrar a solução ótima. Na literatura são propostas várias técnicas heurísticas para reconfiguração de alimentadores dentre as quais destaca-se o importante trabalho de Cinvalar *et al.* [1], que propõem uma metodologia heurística para ser utilizada como ferramenta tanto de planejamento como de controle em tempo real (operação *on-line*) na reestruturação de alimentadores primários objetivando a redução de perdas. A técnica de solução proposta tem a capacidade de estimar, com mínimo esforço computacional, as mudanças nas perdas que resultam da reconfiguração dos alimentadores. Utilizam como critério para reduzir o número de reconfigurações candidatas, uma fórmula interessante e de uso simples que exclui opções indesejadas de chaveamentos sem a necessidade de se efetuar numerosos cálculos de fluxo de potência, reduzindo significativamente o esforço computacional. Baran e Wu *et al.* [2] tratam do problema de reconfiguração de redes em sistemas de distribuição para redução de perdas e balanceamento de cargas, utilizando a aproximação proposta por Cinvalar *et al.* [1] para abertura dos laços, quando da realização das operações de chaveamento, para a reconfiguração da rede. Entretanto, introduzem dois diferentes métodos de cálculo de fluxo de potência para redes radiais, com variados graus de precisão, para calcular o estado da rede depois da transferência de uma carga entre duas subestações, alimentadores ou ramos. Os métodos desenvolvidos usam um novo conjunto de equações de fluxo de potência que foram desenvolvidos especialmente para alimentadores radiais de distribuição e usado no problema da alocação de capacitores [3]. A idéia básica do esquema de busca é partir de uma configuração factível, fechar no primeiro nível as chaves abertas uma a uma, abrindo para cada laço formado o ramo que fornece a maior redução das perdas. Então, é escolhida a configuração que pela troca de um ramo tem a maior redução das perdas. A configuração escolhida passa para o próximo nível e o processo é repetido até que não haja mais redução de perdas. Como pode ser notado, a busca não examina todas as possibilidades e dessa maneira não se garante que seja um ótimo global. Ainda nessa linha de pesquisa para a operação *on-line*, Morelato e Monticelli *et al.* [4] apresentam uma estratégia de busca direcionada com a utilização de regras práticas (baseadas na experiência dos operadores) para resolver problemas como restauração



do serviço de fornecimento de energia e reconfiguração de sistemas. Utilizam uma técnica de busca heurística em árvore de decisão binária, que permite percorrer o espaço de possibilidades dos estados das chaves do sistema, enquanto que o conhecimento de domínio específico (regras práticas) é essencial para limitar o tamanho da árvore, evitando uma explosão combinatorial, mantendo o problema dentro de um espaço de busca de dimensão gerenciável. A reconfiguração de redes de distribuição proposta por Borozan *et al.* [5] também utiliza um método heurístico para determinar uma configuração com mínimas perdas resistivas nas linhas para aplicações em tempo real. A metodologia é similar a de Shirmohammadi e Hong *et al.* [6], em que se parte com todas as chaves do sistema sendo fechadas, seguindo-se a busca da melhor estratégia para abertura das chaves para obter configurações radiais de boa qualidade. As cargas são convertidas em correntes nodais, usando-se as tensões nodais. Focalizam a necessidade da ordenação e numeração dos nós da rede, que é de grande importância para a eficiência da maioria dos métodos para cálculo de fluxo de potência e reconfiguração de redes radiais. Este trabalho acrescenta aos trabalhos desenvolvidos na área com metodologias similares o tratamento matricial do problema com a formação da matriz impedância de laço, reordenação parcial dos ramos da rede depois de chavear um ramo que pertence a um ou mais laços, e reavaliação da matriz impedância de laço. Um método heurístico simples é proposto por Mantovani *et al.* [11] que utilizam uma técnica de busca em árvores do tipo branch and bound para encontrar o conjunto das melhores configurações para redes radiais. Apresentam um método de cálculo de fluxo de potência radial rápido e eficiente, além de um critério de corte para reduzir o espaço de busca de configurações baseado no limite máximo de queda de tensão. Duas propostas heurísticas são desenvolvidas por Peponis e Papadopoulos *et al.* [9], *Switch Exchange Method* (SEM) e *Sequential Switch Opening Method* (SSOM) para tornar mais eficiente a aplicação da técnica de reconfiguração na redução de perdas ou para balanceamento de cargas. A técnica SEM requer menos esforço computacional, alcança uma melhoria na redução de perdas e o balanço de cargas. A técnica SSOM, por outro lado, pode ser aplicada para diferentes modelos de cargas como correntes constantes, potência constante, impedância constante ou uma combinação destes modelos. Uma ferramenta para modelagem de problemas de decisão, com restrições para o estudo de reconfigurações de sistemas de distribuição de energia elétrica na



ocorrência de uma contingência é proposta por Kagan *et al.* [7]. A técnica proposta possibilita a obtenção de uma solução otimizada rapidamente, considerando vários objetivos simultaneamente. Esta característica é importante quando se utiliza o sistema em tempo real, em situações de emergência, ou quando é necessário determinar um plano de manobras através de estudo *off-line*. Um estudo interessante referente a reconfiguração para redução de custos de operação foi desenvolvido por Qin Zhou *et al.* [16] que propõem uma ferramenta para operação em tempo real, que também pode ser utilizado como ferramenta de planejamento. A função é buscar uma série de abertura/fechamento de chaves de operação para reduzir as perdas ativas em alimentadores de distribuição primários, e os custos de operação do sistema. A metodologia usa uma heurística que enfatiza a solução pontual encontrada através de uma busca de soluções em que se consideram conjuntos reduzidos de abertura/fechamento de chaves de operação.

Song *et al.* [10] apresentam uma técnica de solução para o problema de reconfiguração baseada nos algoritmos evolutivos. Para realizar o operador de mutação utilizam uma proposta baseada em controladores lógicos nebulosos (*fuzzy logics*), que visa melhorar o processo evolutivo ajustando a taxa de mutação. Além disso propõem uma estratégia de busca para, mais adiante no processo iterativo, acelerar o processo de otimização. Uma comparação do AGB (Algoritmo Genético Básico) e o AGR (Algoritmo Genético Refinado) é desenvolvida por Cheng *et al.* [12], em que mostram as vantagens do AGR com relação ao AGB em dois aspectos principais: (1) O uso de uma lista tabu que evita buscas inválidas, especialmente em aplicação com muitos ótimos locais; (2) Regulação automática da frequência dos operadores de recombinação e mutação.

Apresenta-se neste trabalho um conjunto de equações para cálculo de fluxo de potência e propostas de uma estrutura de cadeia genética, técnicas de recombinação e mutação, com o objetivo de se obter um procedimento eficiente na reconfiguração de uma rede de distribuição. A mutação combina técnicas de *simulated annealing* que modifica a taxa de mutação de uma forma eficiente.

Young *et al.* [15] utilizam para solução do problema de reconfiguração técnicas de *simulated annealing*, em que procuram contornar os problemas relacionados com a avaliação da função objetivo e o programa de resfriamento, onde estão os maiores problemas de convergência e qualidade da solução obtida por esta

técnica. Com vistas a obter soluções ótimas para sistemas de distribuição reais, foi utilizado um programa de resfriamento referenciado na literatura como *polinomial temporal*. Nesta proposta utilizam mecanismos de perturbação que relacionam a topologia do sistema e a temperatura, o que permite trabalhar com um espaço de solução diversificado para temperaturas altas e intensificado em regiões atrativas para baixas temperaturas. A atualização dos tempos é implementada considerando um tempo finito, baseada em cadeias de Markov de comprimento finito para uma sequência de temperaturas decrescentes. Adicionalmente utilizam uma função de custos que torna possível escapar mais facilmente de ótimos locais, além de uma busca rápida na vizinhança de uma solução ótima.

Neste trabalho o problema de reconfiguração de redes de distribuição é abordado como um problema de programação não linear de grande porte com variáveis reais e inteiras. A técnica de solução adotada é um algoritmo evolutivo 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 através das gerações. Para efetuar os cálculos da função adaptação e obter o estado de diferentes topologias da rede foi implementado um algoritmo de cálculo de fluxo de potência rápido e eficiente [2].

Outros aspectos relevantes apresentados e discutidos estão relacionados com o estudo e implementação de soluções para alguns problemas que influem diretamente na eficiência da metodologia: geração da população inicial, esquema de codificação da estrutura da cadeia genética e realização do operador recombinação.

Para o processo de seleção do algoritmo evolutivo para reconfiguração, estudou-se a seleção por torneio e por elitismo, considerando-se os aspectos referentes à saturação da população de elite durante o ciclo geracional. O efeito dos parâmetros de controle no desempenho algoritmo evolutivo, tais como taxas de recombinação, mutação e tamanho da população foi cuidadosamente estudado e analisado.

Para gerar a população inicial, apresentam-se estudos em que se consideram gerações de configurações radiais aleatoriamente e através de técnicas heurísticas baseadas nos algoritmos de *árvore geradora mínima*, utilizando critérios para estabelecer os custos dos arcos a impedância e a resistência do sistema de



distribuição [13]. Foram implementados os algoritmos de Prim e Kruskal para gerar a população inicial.

Foram comparados dois mecanismos de recombinação. 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. Neste esquema de recombinação, a troca de material genético entre os pais é efetuada com base na troca de uma configuração para outra de um subconjunto de chaves abertas não comuns às duas configurações, sempre mantendo a radialidade das configurações resultantes. 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. Estes mecanismos de recombinação foram implementados e os resultados obtidos são apresentados e discutidos.

Organização do Texto

No Capítulo II apresenta-se a formulação geral do problema de reconfiguração para o planejamento da operação de sistemas aéreos de distribuição de energia elétrica, como um PNLIM de grande porte. Nesta formulação consideram-se as possibilidades de fazer estudos de reconfiguração para um único nível de carga, ou para múltiplos níveis de carga permitindo considerar horizontes de planejamento diário, semanal, mensal ou anual.

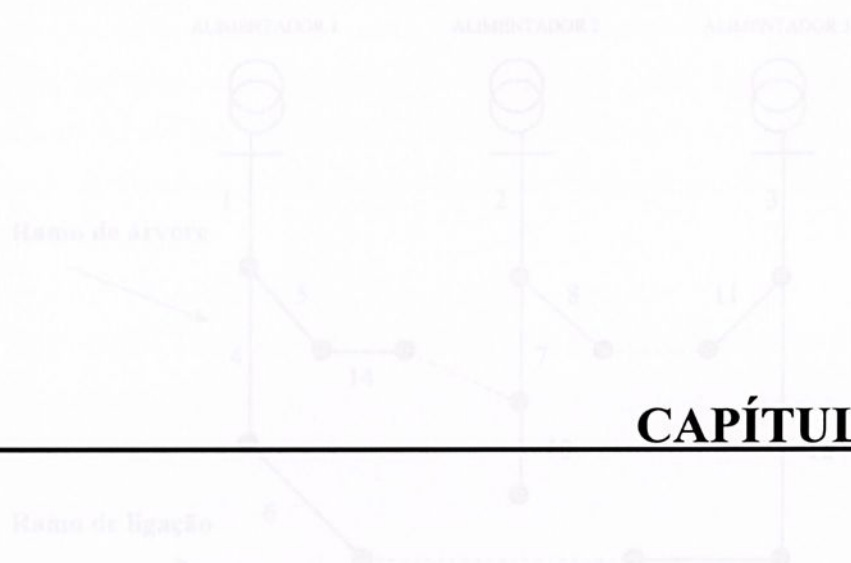
No Capítulo III detalha-se a estrutura do algoritmo evolutivo dedicado à solução do problema de reconfiguração de redes de distribuição - esquema de codificação, avaliação da função de adaptação, mecanismos de recombinação e mutação simples e variáveis através do ciclo geracional, seleção por torneio e uma combinação torneio e elitismo. Os algoritmos de árvore geradora mínima de PRIM e KRUSKAL são apresentados e discutidos. É apresentado e detalhado uma metodologia para solução de fluxo de potência para sistemas de distribuição radiais que permite ao algoritmo evolutivo avaliar com boa precisão e qualidade as topologias resultantes de cada população. Finalmente, apresenta-se o algoritmo evolutivo dedicado ao problema de reconfiguração de redes radiais - estrutura e diagrama de blocos.



No Capítulo IV apresentam-se os resultados para vários sistemas, submetidos a diferentes condições de parâmetro e testes, tais como taxas de mutação e recombinação fixas e variáveis usando ou não elitismo, com dois mecanismos de recombinação e com controle de diversidade. O número de iterações, tempo computacional e a solução incumbente encontrados serão apresentados, analisados e discutidos em cada caso.

No Capítulo V são apresentadas as principais conclusões sobre o trabalho desenvolvido, assim como sugestões para futuros trabalhos.

Figura 2.1, está ilustrada uma pequena rede de distribuição. Estão representados com linhas cheias os ramos de árvore e os ramos de ligação com linhas pontilhadas.



CAPÍTULO II

Formulação do Problema da Reconfiguração

Neste capítulo apresenta-se a formulação geral do problema de reconfiguração para o planejamento da operação de sistemas de distribuição radiais. Os sistemas aéreos de distribuição de energia elétrica são, na grande maioria, configurados radialmente com o propósito de facilitar fatores inerentes à proteção, tais como: coordenação e atenuação de correntes de curto-circuito visando diminuir custos com equipamentos. Em geral, esses sistemas 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 para os consumidores, aumentar os níveis de confiabilidade e eliminar e/ou isolar faltas restaurando o fornecimento de energia. Assim, estas chaves seccionadoras são utilizadas para ambos os objetivos: proteção (isolamento de faltas) e reconfiguração (gerenciamento da configuração)

Assim, em uma determinada configuração o sistema tem um conjunto de circuitos que estão energizados e estes circuitos formam a configuração radial chamada de *Ramo de Árvore*, do ponto de vista da teoria dos grafos. Por outro lado, os circuitos que não estão energizados são chamados de *Ramos de Ligação*. Na

de modo que o rearranjo de cargas seja eficiente no melhoramento do perfil de

Figura-2.1, está ilustrada uma pequena rede de distribuição. Estão representados com linhas cheias os ramos de árvore e os ramos de ligação com linhas pontilhadas.

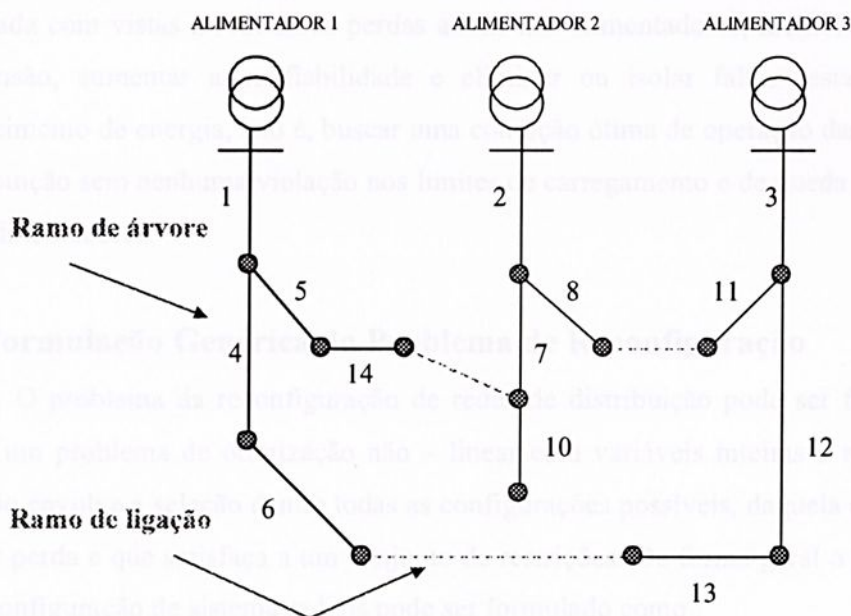


Figura 2.1: Diagrama unifilar de um sistema de distribuição simples.

Uma troca adequada de um ramo de ligação com um ramo de árvore leva a outra configuração radial. Portanto, o problema de reconfiguração ótima de um sistema de distribuição consiste em encontrar aquela configuração radial, do espaço de configurações radiais possíveis, que produza perdas mínimas de potência. Este processo de busca ótima implica analisar implícita ou explicitamente todas as configurações radiais possíveis.

A modificação da topologia da rede de tempos em tempos pela reconfiguração transferindo cargas de um alimentador para outro pode melhorar de modo significativo as condições de operação de todo o sistema. Essa modificação pode ocorrer diariamente em horários de pico, semanalmente em consequência do consumo irregular durante os dias da semana ou ainda de acordo com a sazonalidade. Como os alimentadores dos sistemas de distribuição possuem diferentes tipos de cargas (residencial, comercial, industrial, etc.), o remanejamento dos picos de carga de transformadores, alimentadores individuais ou de partes de alguns alimentadores ou transformadores mais carregados, para um outro relativamente menos carregado, de modo que o remanejamento de cargas seja eficiente no melhoramento do perfil de

tensão de toda a rede, implica numa significativa redução nas perdas globais do sistema de distribuição de energia elétrica. De modo geral, a reconfiguração é realizada com vistas a reduzir as perdas ativas nos alimentadores, melhorar o perfil de tensão, aumentar a confiabilidade e eliminar ou isolar faltas restaurando o fornecimento de energia, isto é, buscar uma condição ótima de operação das redes de distribuição sem nenhuma violação nos limites de carregamento e de queda de tensão dos alimentadores.

2.1 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 sistema radiais pode ser formulado como :

$$\text{Minimizar} \quad f_{a_{kF}} = \sum_{i=1}^{N_R} R_i \times I_i^2 \quad (2.1)$$

s.a.

- Restrições de fluxo de carga
- Radialidade
- Restrições de Níveis de Tensão
- Confiabilidade do Sistema
- Balanço de Carga Entre os Alimentadores
- Restrições de fluxo de potência nos circuitos

em que:

- $k \in K$, K conjunto de todas as configurações radiais factíveis para o sistema;
- $f_{a_{kF}}$: Função Objetivo dos ramos da configuração k ;
- 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 na configuração k ;
- N_b : Número de barras da configuração k .

A seguir, apresentam-se as características de cada uma das restrições que visam contemplar a qualidade da operação dos sistemas: Restrições de fluxo de Potência, radialidade, níveis de tensão, confiabilidade, balanço de carga entre os alimentadores e fluxo máximo nos ramos.

2.1.1 - Restrições de fluxo de Potência

As Restrições de fluxo de potência analisa diretamente o estado da rede, em que as leis de Kirchhoff ("lei dos nós" e "lei das malhas") devem-se manter em equilíbrio a todo momento. Com este, objetivo propõe-se a utilização de um algoritmo para o calculo que fluxo de potência adequado, sendo analisado com mais detalhes no item (3.1.3.1)

2.1.2 - Radialidade

Por questões da viabilidade técnica/operacional é comum que as redes de distribuição (especialmente urbanas) apresentarem estruturas malhadas, sendo a operação do sistema feita radialmente. Assim, são permitidas reconfigurações do sistema em caso de contingência (por exemplo, saída de serviço de um ramo ou transformador), em que se busca encontrar uma configuração que possua características radiais dependendo da localização geográfica da rede e dos critérios da companhia distribuidora, normalmente relacionados com a segurança do serviço.

A restrição de radialidade é um dos fatores complicantes do problema de reconfiguração, 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. 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). Assim, uma operação de chaveamento será a que envolve a troca de posições de duas chaves, sendo uma seccionadora que deve ser aberta e outra de interconexão que deve ser fechada, de forma a minimizar as perdas de potência e manter a radialidade do sistema.



2.1.3 - Níveis de tensão

O nível de tensão no consumidor é determinado pela tensão na subestação e pelas quedas de tensão nas linhas de distribuição (pontos de consumo) e transformadores, variando com flutuações nos níveis de consumo.

Normalmente, dividem-se as quedas de tensão em dois grupos: flutuações rápidas e flutuações lentas. As variações lentas não podem ser notadas imediatamente, sendo causadas, principalmente, por variações graduais nos consumos e por flutuações na tensão dos barramentos das subestações. Este tipo de queda tem um efeito considerável na eficiência e tempo de vida útil dos equipamentos dos consumidores. Normalmente é imposto um limite máximo de desvio em relação a tensão nominal (queda de tensão) nas flutuações de tensão nas redes de distribuição.

As flutuações de tensão lenta têm, então, uma grande importância na qualidade de serviço e, conseqüentemente, são um fator a considerar no planejamento e na operação dos sistemas de distribuição. Dessa forma, as proposta de reconfiguração do sistema que tiverem as tensões em uma barra do sistema ou conjunto de barras abaixo de um valor preestabelecido em relação à tensão da subestação devem ser penalizadas.

$$V_i \geq V_{nom} \left(1 - \frac{\% \Delta V}{100} \right) \quad (2.2)$$

em que:

V_i : Tensão avaliada da i -ésima barra do sistema;

V_{nom} : Tensão nominal de operação;

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

2.1.4 - Restrições de confiabilidade

A maioria dos sistemas de distribuição são projetados para operar de forma radial. As redes radiais têm algumas vantagens sobre as redes malhadas tais como baixas correntes de curto-circuito, equipamento de proteção e chaveamento simples,

conseqüentemente, baixos custos de manutenção, construção e operação. Por outro lado, a estrutura radial por si só confere baixa confiabilidade aos sistemas. Portanto, para fazer uso dos benefícios da estrutura radial e ao mesmo tempo controlar as dificuldades decorrentes do baixo índice de confiabilidade, os sistemas de distribuição são construídos com chaves de interconexão localizadas em pontos estratégicos que sob diferentes condições de operação podem ser usadas tanto para a proteção (isolamento de faltas) quanto para o gerenciamento da topologia da rede (reconfiguração). A reconfiguração pode ser realizada pela mudança do estado (aberta/fechada) das chaves da rede de tal modo que a radialidade é sempre restabelecida depois de feitas as manipulações.

2.1.5 - Restrições de balanço de carga entre os alimentadores

A modificação da topologia da rede de tempos em tempos pela reconfiguração transferindo cargas de alimentador para outro pode melhorar de modo significativo as condições de operação de todo o sistema. Essa modificação pode ocorrer diariamente em horários de pico, semanalmente em conseqüência do consumo irregular durante os dias da semana ou ainda de acordo com a sazonalidade. Como os alimentadores do sistema de distribuição possuem diferentes tipos de cargas (residencial, comercial, industrial, etc.), os picos de carga em transformadores, alimentadores individuais, ou em partes de alguns alimentadores ocorrem em horários diferentes possibilitando a transferência de carga de um alimentador ou transformador mais carregado para um outro relativamente menos carregado de modo que o remanejamento de carga seja eficiente no melhoramento do perfil de tensão de toda a rede com significativa redução nas perdas globais do sistema de distribuição de energia elétrica.

De modo geral, a reconfiguração é realizada com vista a reduzir as perdas ativas nos alimentadores, melhorar o perfil de tensão para os consumidores, aumentar a confiabilidade e eliminar ou isolar faltas restaurando o fornecimento de energia, isto é, buscar uma condição ótima de operação das redes de distribuição sem nenhuma violação nos limites de carregamento dos ramos e do limites de queda de tensão.



2.1.6 - Restrições de fluxo de potência nas linhas

O máximo valor do fluxo de potência nas linhas está associado à máxima corrente (intensidade) que pode circular por um condutor elétrico dependendo de sua bitola (seção), isolamento, condições de operação (regime permanente, temperatura do ambiente, condutores aéreos ou subterrâneos), etc. de forma que não se produza uma elevação da temperatura perigosa. Esta intensidade máxima chama-se *intensidade máxima admissível* ou simplesmente *intensidade admissível*, os ramos que possuam fluxos maiores a sua *intensidade máxima admissível* devem ser penalizadas

$$|f_{ij}| \leq \bar{f}_{ij} \quad (2.3)$$

em que:

f_{ij} : Fluxo no ramo i - j

$\bar{f}_{ij}$: Fluxo máximo no ramo i - j

2.2 Reconfiguração de Redes de Distribuição Sob Demanda Variável

Uma das principais características da demanda de energia elétrica é a variabilidade, e por se tratar de um tipo de energia que não pode ser armazenado, a energia elétrica deve ser produzida no mesmo instante em que ocorre a necessidade do consumidor. A forma do consumo é determinada basicamente pela vontade do consumidor, que é refletida de forma quase instantânea nas usinas geradoras. 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. Uma curva de carga diária típica está representada na Figura 2.2.

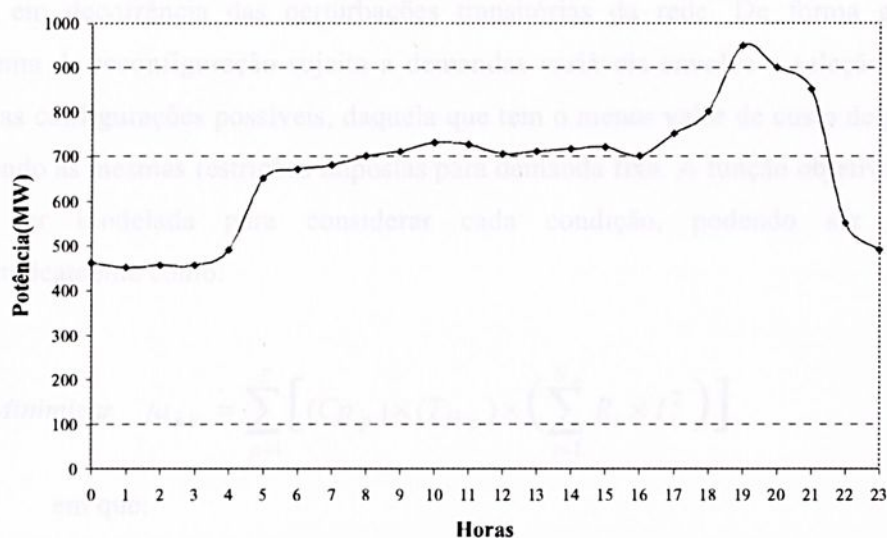


Figura 2.2: Curva de carga diária típica

2.2.1 Tipos de Curvas de Carga

Dependendo do uso da energia, as cargas podem ser residencial, comercial e industrial. As características desses tipos de carga são:

- **Residencial:** Depende diretamente do crescimento populacional das comunidades e das possibilidades da expansão do sistema elétrico.
- **Comercial:** Está relacionada diretamente ao estado da economia nacional. O crescimento da carga elétrica em lojas, escritórios, *shopping*, atualmente é alto, pelo uso generalizado de equipamentos de computação, refrigeração e iluminação que demandam grandes quantidades de energia. Refrigeração e iluminação dependendo da geografia da localização do sistema são sazonais.
- **Industrial:** Normalmente são grandes consumidores e a demanda não varia com o clima. A demanda máxima industrial não coincide com a demanda máxima do sistema.

2.2.2 Formulação Matemática da Reconfiguração Sob Demanda Variável

Os mecanismos de reconfiguração (abertura ou fechamento), são realizados para uma boa distribuição de cargas entre os alimentadores, diminuindo as perdas no sistema, propiciando benefícios econômicos diretos. A alteração de uma configuração para outra é realizada para melhorar as condições de operação do sistema em função dos diferentes perfis de demanda, através de chaveamentos. Essas operações precisam ser realizadas com prudência, pois consideram-se operações de

risco, em decorrência das perturbações transitórias da rede. De forma geral o problema de reconfiguração sujeito a demandas variáveis envolve a seleção dentre todas as configurações possíveis, daquela que tem o menor valor de custo de perdas, mantendo as mesmas restrições impostas para demanda fixa. A função objetivo é que deve ser modelada para considerar cada condição, podendo ser escrita matematicamente como:

$$\text{Minimizar } fa_{kV} = \sum_{p=1}^P \left[(Cp_p) \times (T_{Hp}) \times \left(\sum_{i=1}^{N_R} R_i \times I_i^2 \right) \right] \quad (2.4)$$

em que:

- $k \in K$: k é k -ésima configuração possível para o sistema sob estudo.
 K conjunto de todas as configurações radiais factíveis para o sistema;
- $p \in P$: p é o 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 perda no período p em US/kW-h;
- fa_{kV} : 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 na configuração k ;
- N_b : Número de barras da configuração k .

A função custo considerando demanda variável, permite obter uma solução 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 conseqüentemente que permita uma diminuição dos custos de operação ocasionados pelas perdas nos ramos.

chamada na biologia gené. A seleção natural leva à sobrevivência dos indivíduos mais aptos, ou seja, aqueles que possuem as melhores características para se reproduzirem. No processo de reprodução, os indivíduos mais aptos produzem descendentes, os quais também possuem as mesmas características. Por outro lado, os indivíduos menos aptos morrem no processo de competição por espaço, alimento, etc. Assim, o processo de seleção natural permite gerar descendentes somente dos indivíduos mais aptos. A evolução acontece fundamentalmente através do processo de recombinação genética que acontece na duplicação e separação de células reprodutivas, gerando uma mistura de células (por exemplo, espermatozoides e ovócitos) e na reprodução sex, que leva à formação de células híbridas (espermatozoides e ovócitos) formando o zigoto. Este processo ocorre em uma fase de maturação genética.

CAPÍTULO III

Algoritmo Evolutivo para o Problema de Reconfiguração

Dentre as diferentes técnicas de solução propostas para a solução do problema de reconfiguração de redes de distribuição encontradas na literatura estão os algoritmos do tipo evolutivo. Os algoritmos de otimização combinatória do tipo evolutivo [8,12] têm se apresentado como técnicas robustas e adequadas, para solução de problemas de planejamento, em que o tempo computacional não é elemento limitador da técnica a ser utilizada. Algoritmos evolutivos representam uma classe genérica de algoritmos dentro da qual está o chamado Algoritmo Genético convencional (AG) e o algoritmo evolucionário. De forma geral, as diferenças entre os algoritmos evolucionários e os genéticos, estão na forma de representação das configurações que nos AG adota-se o modelo de representação binária, no tamanho da população que nos AG é fixo para cada ciclo geracional e nos operadores genéticos recombinação e mutação entre outros. Os mecanismos utilizados pelos algoritmos evolutivos para buscar as melhores soluções são baseados na teoria da genética e da evolução natural. As características específicas de um indivíduo determinam sua capacidade de sobrevivência e, em última instância, essa capacidade específica é determinada pelo seu conteúdo genético, isto é, pela unidade elementar

chamada na biologia *gene*. A seleção natural leva à sobrevivência dos indivíduos melhores dotados e no processo de reprodução esses indivíduos transmitem aos descendentes os melhores genes; por outro lado, os indivíduos menos dotados morrem no processo de competição por espaço, alimento, etc. Assim, o princípio de seleção natural permite gerar descendentes somente dos indivíduos melhores dotados. A evolução acontece fundamentalmente entre; no processo de recombinação genética que acontece na duplicação e separação de células reprodutivas gerando uma metade de célula (por exemplo espermatozóide), e na reprodução em que duas metades de células se juntam (espermatozóide e núcleo) formando o zigoto. Nesse processo ocorre uma troca de material genético, que pode levar à geração de um indivíduo muito bem dotado. Nos algoritmos evolutivos, o processo de otimização inicia com a seleção de uma população, isto é, um conjunto de soluções (configurações) candidatas. Cada configuração é qualificada pelo valor da função adaptação que apresenta. Todos os elementos da população são classificados pela qualidade de sua correspondente função adaptação. Assim, cada elemento recebe uma determinada probabilidade para gerar os elementos (configurações) na geração seguinte. Os elementos melhores qualificados neste processo têm, no sentido probabilístico, maior chance de participar na geração dos elementos da nova população. Essa nova geração é obtida com as operações de recombinação e mutação. A recombinação leva a uma transferência de material genético entre as melhores configurações. Eventualmente devem aparecer elementos da nova geração com melhor material genético das configurações melhores qualificadas, produzindo novas configurações de excelente qualidade. Na natureza, a mutação produz a regeneração da perda de material genético. Nos algoritmos evolutivos a mutação produz uma modificação esporádica e aleatória de algum gene de um elemento (configuração) da população. De forma geral, os algoritmos evolutivos são técnicas de otimização combinatória que inicia o processo com uma população inicial, faz um ordenamento seletivo dos elementos da população avaliando a qualidade da função adaptação e gera uma nova população num processo de três etapas: seleção, recombinação e mutação.



3.1 Aspectos Gerais dos Algoritmos Evolutivos Aplicados ao Problema de Reconfiguração de Redes Radiais de Distribuição

Para desenvolver um algoritmo evolutivo para o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição devem ser encontradas formas de codificação e de realização dos operadores genéticos. Considerando-se a estrutura básica de um algoritmo do tipo evolutivo dada pelo diagrama da Figura 3.17, foram pesquisadas e analisadas as representações físicas e as implementações dos modelos de cada um dos blocos que compõem a estrutura completa de um algoritmo evolutivo para a solução do problema de reconfiguração de redes: Geração da população inicial, codificação dos cromossomos, avaliação da função de adaptação e seleção das melhores configurações, recombinação e mutação.

3.1.1.- Geração da Configuração Inicial

A geração da configuração inicial e o processo de codificação consistem de um importante passo para o sucesso do algoritmo evolutivo a ser utilizado na reconfiguração de sistemas de distribuição. Gerar de forma aleatória configurações, apesar de propiciar os aspectos da diversidade da população, origina configurações infactíveis, que pode impor um esforço computacional excessivo e mesmo assim gerar propostas de investimento pouco atraentes. Para poder 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 preestabelecidos, dentro do espaço de busca das configurações.

Sejam um grafo $G_x=(V_r, E_x)$ e um subgrafo $G_l=(V_r, E_l)$ que possui os mesmos vértices de G_x . Quando o subgrafo gerador é uma árvore ele recebe o nome de árvore geradora. Se $G=(V_r, E)$ é um grafo conexo. Associa-se a cada ramo $(i, j) \in E$, um peso (custo) C_{ij} . Dada uma árvore geradora $G_l=(V_r, E_T)$ com um conjunto de ramos E_T , o peso (ou custo) desta árvore (C_T) é definido como:

$$C_T = \sum C_{ij} \quad (i, j) \in E_T \quad (3.1)$$

em que:

Vr : Vértices do Grafo Gx

Ex : Ramos do Grafo Gx

A árvore geradora mínima de um grafo, é a árvore que minimiza a equação (3.1). Na Figura 3.1 estão representados o grafo $G=(Vr,E)$ (Figura 3.1(a)) e duas árvores geradoras $G_1=(Vr,E_1)$, $G_2=(Vr,E_2)$ (Figuras 3.1(b) e 3.1(c)).

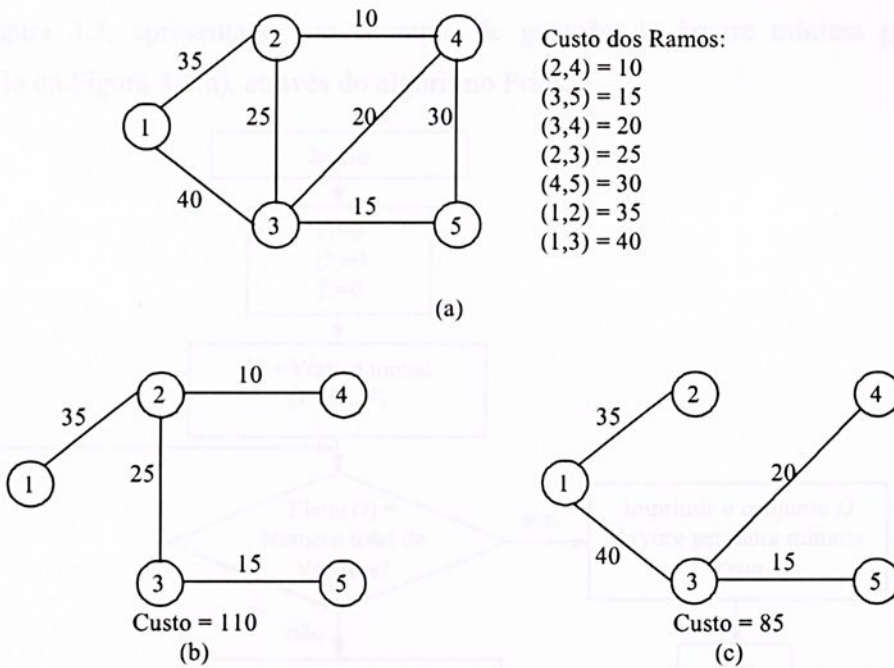


Figura 3.1: Exemplo de duas árvores geradoras com diferentes custos.

Existem diferentes maneiras de se obter árvores geradoras mínimas que diferem na forma como o ramo (i,j) é escolhido. Apresentam-se neste trabalho 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 de energia elétrica - resistência, reatância e soma dos quadrados da resistência e reatância dos ramos da rede. Com a utilização destes critérios obteve-se um conjunto de configurações que formarão a população inicial do algoritmo evolutivo ou parte da mesma.

3.1.1.1- Algoritmo Prim

O algoritmo **Prim** inicialmente seleciona 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 $V, E \in G$ (Grafo). 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 $D \cup \text{ramo}(i,j)$ propiciam a formação de uma árvore. O algoritmo termina quando o subgrafo D , formar uma árvore. A Figura 3.2 ilustra a estrutura do algoritmo Prim. Na Figura 3.3, apresenta-se um exemplo de geração de árvore mínima para o exemplo da Figura 3.1(a), através do algoritmo Prim.

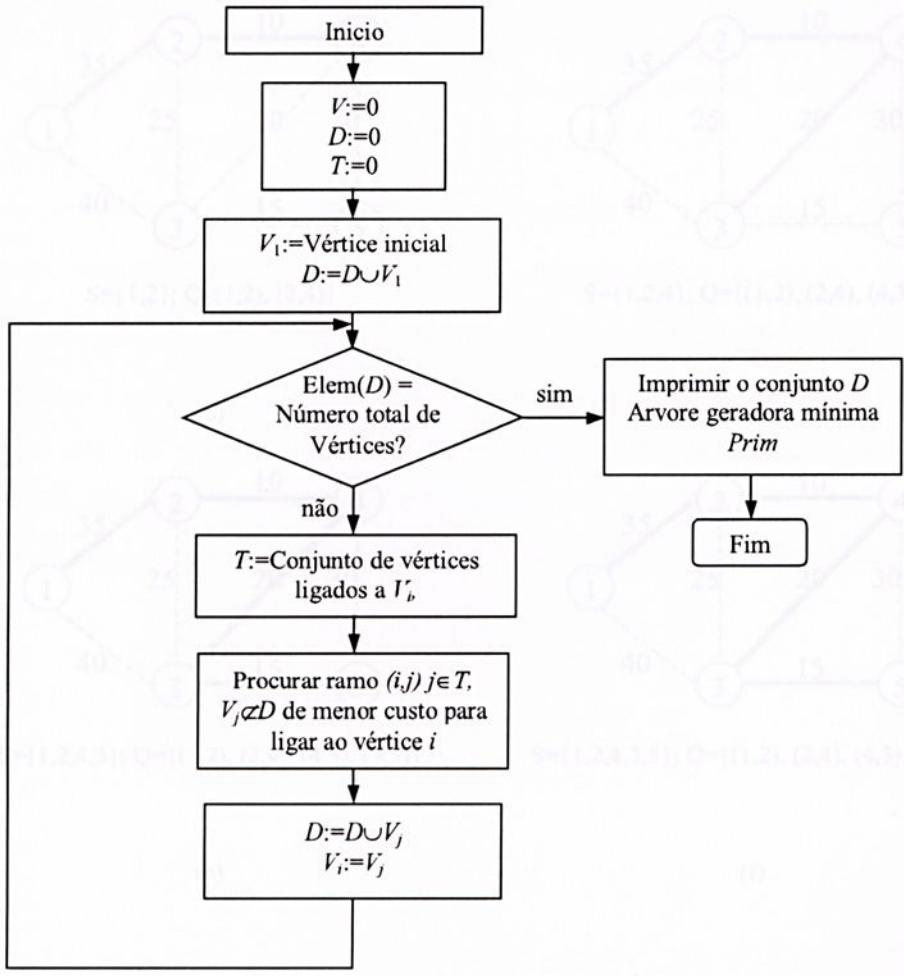


Figura 3.2: Geração de Árvore Mínima de Prim.

Para a geração de mais configurações usando o critério de Prim, utiliza-se a primeira configuração obtida, que possui o conjunto de ramos priorizando os menores valores de custos. É aplicado um artifício nos custos dos ramos, que foram encontradas pelo algoritmo. Este artifício consiste em trocar o valor do custo C_{ij}

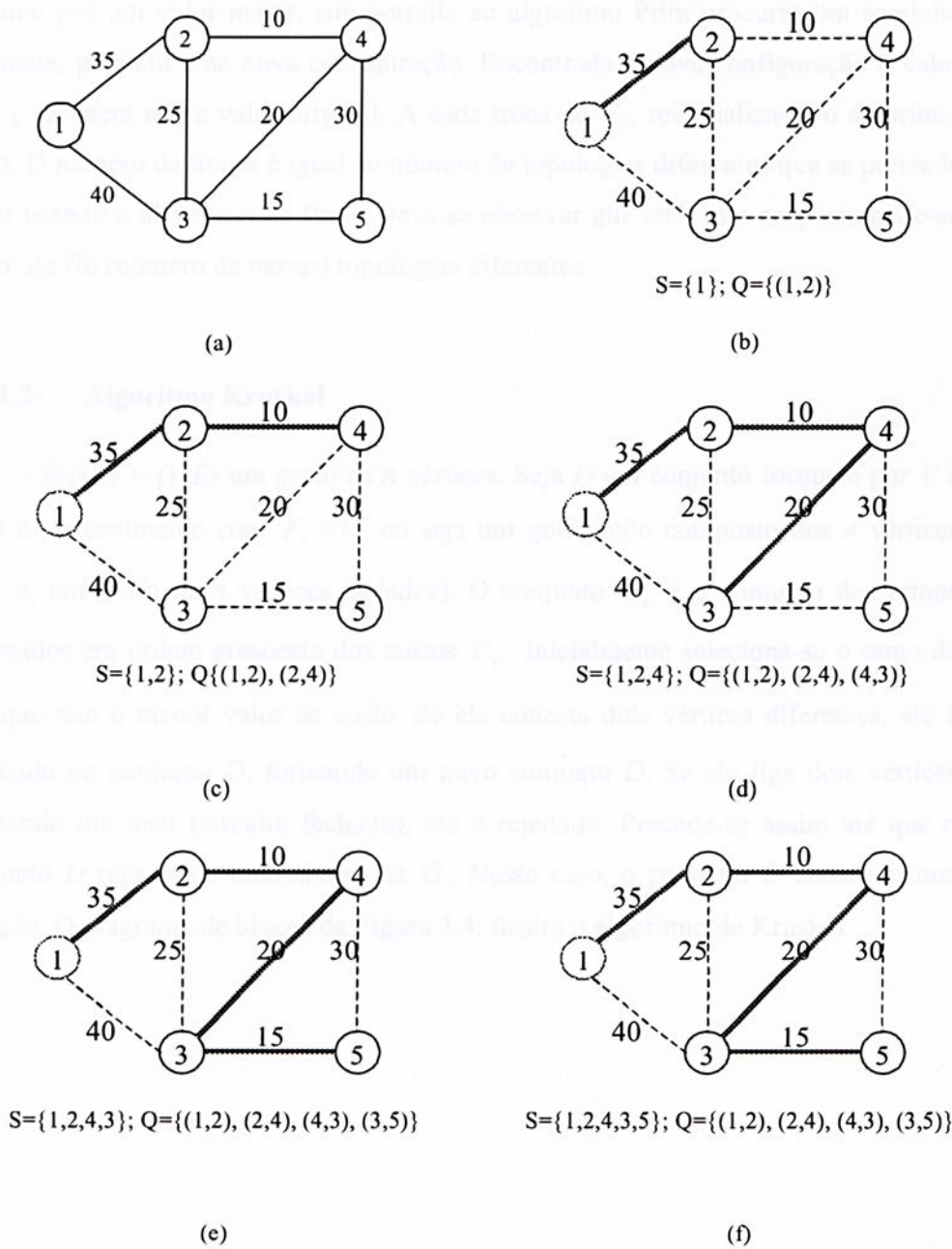


Figura 3.3: Exemplo de Geração de Árvore Mínima usando o algoritmo Prim.

Para a geração de mais configurações usando o critério de Prim, utiliza-se a primeira configuração obtida, que possui o conjunto de ramos priorizando os menores valores de custos. É aplicado um artifício nos custos dos ramos, que foram encontradas pelo algoritmo. Este artifício consiste em trocar o valor do custo C_{ij}

mínimo por um valor maior, isto permite ao algoritmo Prim procurar um caminho diferente, gerando uma nova configuração. Encontrada a nova configuração o valor de C_{ij} recupera o seu valor original. A cada troca de C_{ij} , reinicializa-se o algoritmo Prim. O número de trocas é igual ao número de topologias diferentes que se pretende gerar usando o algoritmo de Prim. Deve-se observar que com esta proposta pode-se gerar até Nb (número de barras) topologias diferentes.

3.1.1.2- 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 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. Procede-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 3.4; ilustra o algoritmo de Kruskal.

Figura 3.4: Cotação de árvore mínima do Kruskal.

Para a geração de mais configurações usando o critério de Kruskal, utiliza-se a primeira configuração obtida. Aplica-se um artifício aos custos de seus ramos, que foram encontrados pelo algoritmo. Este artifício consiste em trocar o valor de custo C_{ij} mínimo por um valor muito alto, isto dá origem a que o algoritmo Kruskal procure um caminho diferente, gerando uma nova configuração. Encontrada a nova configuração o valor de C_{ij} retorna ao seu valor original. A cada troca de C_{ij} , será aplicado um algoritmo Kruskal. O número de trocas é igual ao número de topologias diferentes que se pretende gerar usando o algoritmo de Kruskal. Deve-se observar que com esta proposta pode-se gerar até Nb (número de barras) topologias diferentes.

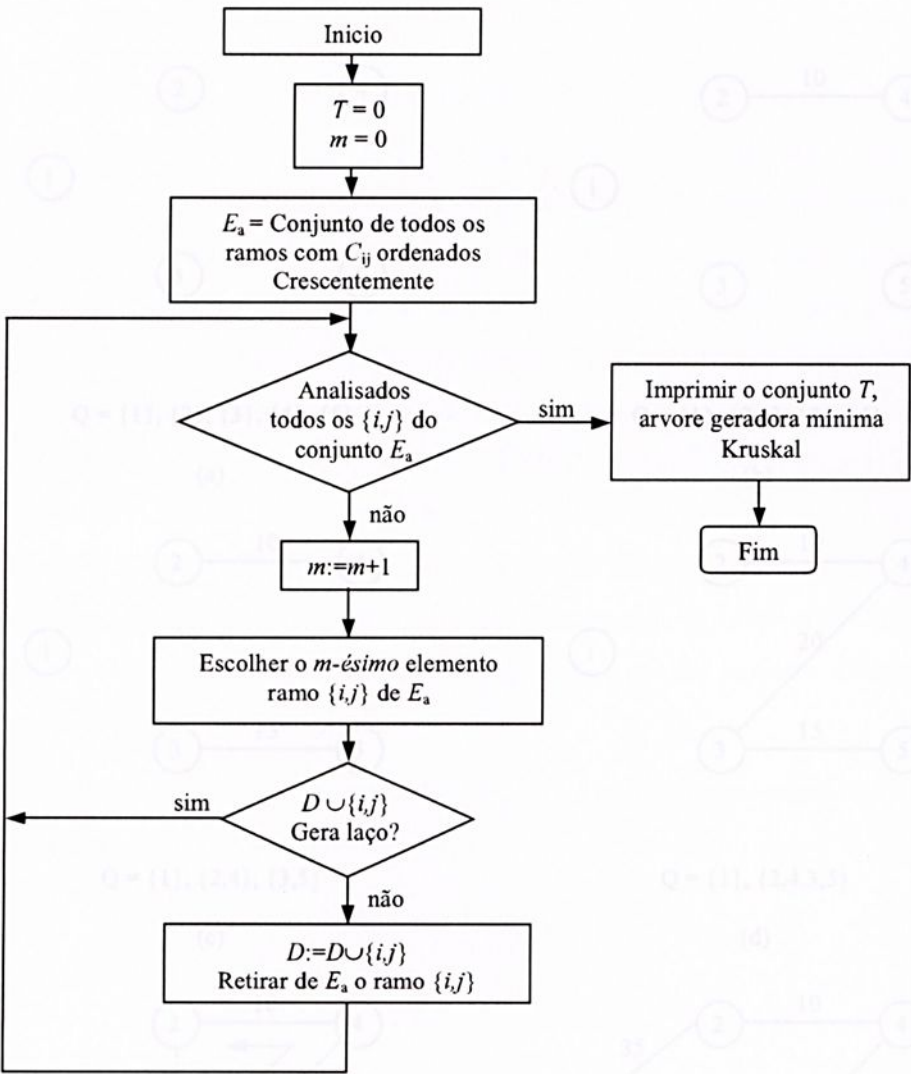


Figura 3.4: Geração de árvore mínima do Kruskal.

Para a geração de mais configurações usando o critério de Kruskal, utiliza-se a primeira configuração obtida. Aplica-se um artifício nos custos de seus ramos, que foram encontrados pelo algoritmo. Este artifício consiste em trocar o valor do custo C_{ij} mínimo por um valor muito alto, isto dá origem a que o algoritmo Kruskal procure um caminho diferente, gerando uma nova configuração. Encontrada a nova configuração o valor de C_{ij} retorna ao seu valor original. A cada troca de C_{ij} será aplicado um algoritmo Kruskal. O número de trocas é igual ao número de topologias diferentes que se pretende gerar usando o algoritmo de Kruskal. Deve-se observar que com esta proposta pode-se gerar até Nb (número de barras) topologias diferentes.

3.1.1.2-1. Teste para detectar possíveis ciclos

O mais eficiente teste no algoritmo de Kruskal é o teste de ciclo. Este teste consiste em verificar se a adição de um novo ramo a uma árvore formada por $n-1$ ramos cria um ciclo. Para fazer esta busca verificamos se o novo ramo que estamos a adicionar está ligado a uma das $n-1$ ramos. Se estiver, então a adição deste ramo cria um ciclo e deve ser eliminado. Se não estiver, então a adição deste ramo não cria um ciclo e pode ser adicionado à árvore.

Se no final desta busca não houver nenhum ciclo, então a árvore formada por n ramos é uma árvore geradora mínima. Se houver um ciclo, então a árvore formada por n ramos não é uma árvore geradora mínima e deve ser eliminado o ramo que criou o ciclo. Este procedimento de busca e eliminação de ramos é repetido até que a árvore formada por n ramos seja uma árvore geradora mínima.

Na Figura 3.5 está ilustrada a obtenção de uma árvore geradora mínima utilizando o algoritmo de Kruskal.

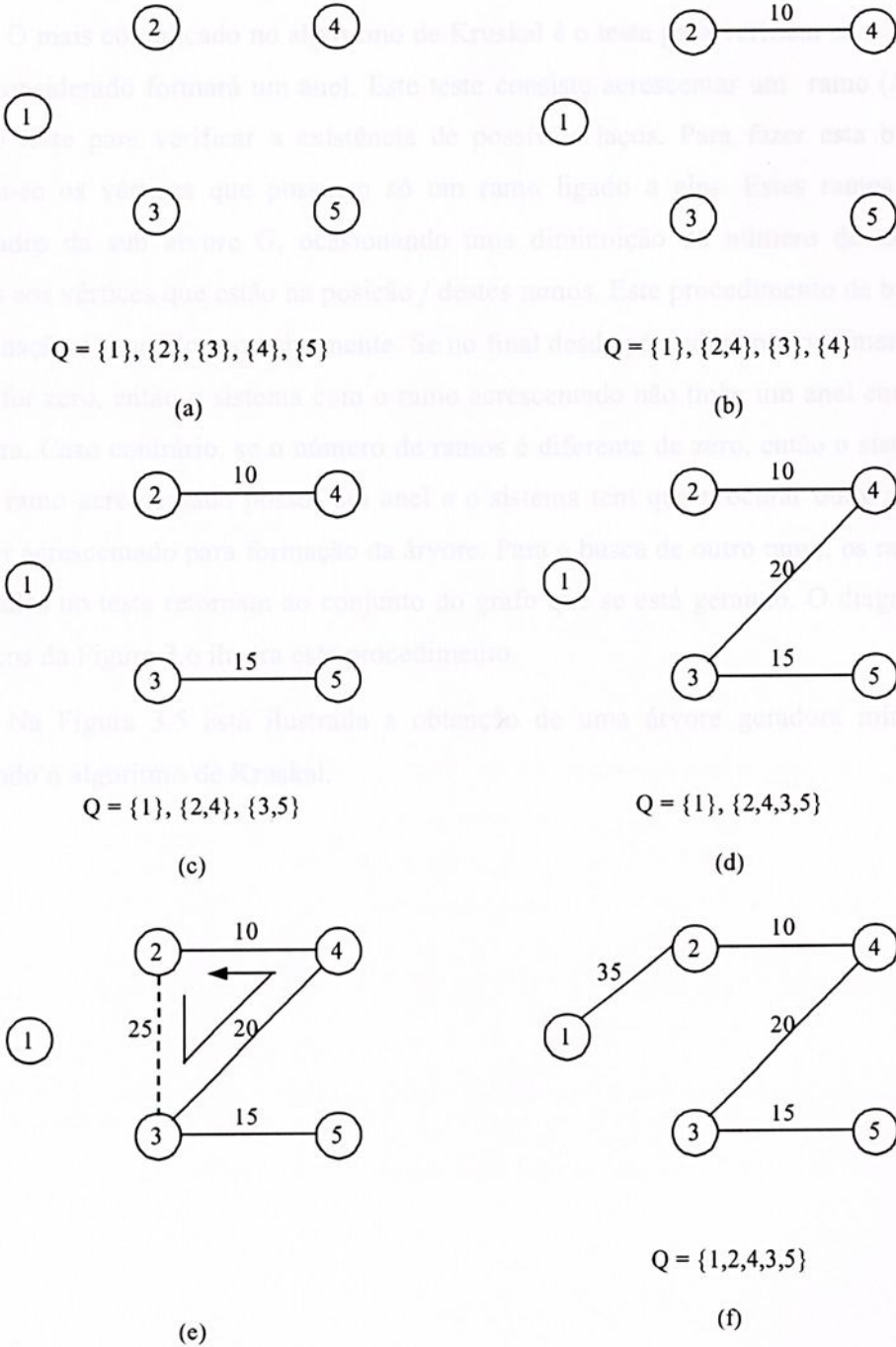


Figura 3.5: Exemplo do algoritmo de árvore geradora mínima de Kruskal.

3.1.1.2-1. Teste para detectar possíveis ciclos

O mais complicado no algoritmo de Kruskal é o teste para verificar se o novo ramo considerado formará um anel. Este teste consiste acrescentar um ramo (i,j) e fazer o teste para verificar a existência de possíveis laços. Para fazer esta busca verifica-se os vértices que possuem só um ramo ligado a eles. Estes ramos são eliminados da sub árvore G , ocasionando uma diminuição do número de ramos ligados aos vértices que estão na posição j destes ramos. Este procedimento de busca e eliminação é repetido sucessivamente. Se no final deste procedimento o número de ramos for zero, então o sistema com o ramo acrescentado não tinha um anel em sua estrutura. Caso contrário, se o número de ramos é diferente de zero, então o sistema com o ramo acrescentado possui um anel e o sistema tem que procurar outro ramo para ser acrescentado para formação da árvore. Para a busca de outro ramo, os ramos eliminados no teste retornam ao conjunto do grafo que se está gerando. O diagrama de blocos da Figura 3.6 ilustra este procedimento.

Na Figura 3.5 está ilustrada a obtenção de uma árvore geradora mínima utilizando o algoritmo de Kruskal.

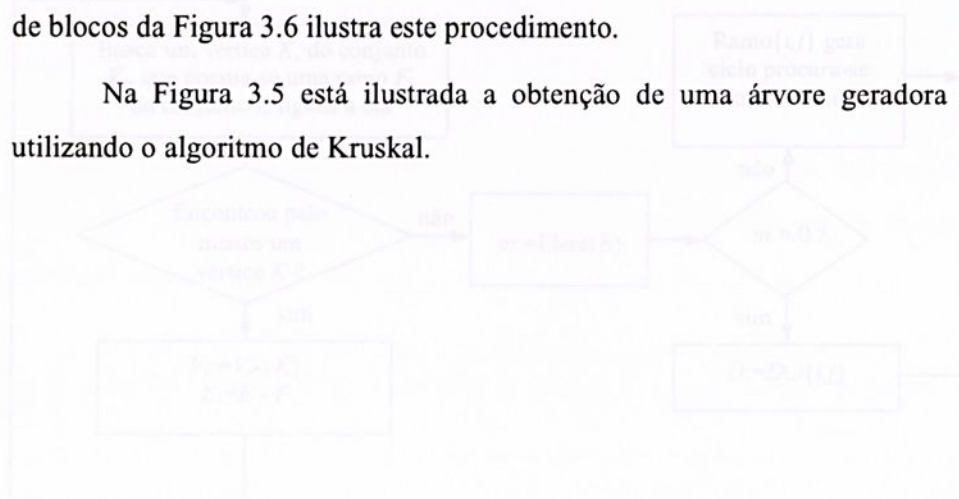


Figura 3.6: Teste para detectar possíveis ciclos.

3.1.2.- Esquema de Codificação

Na solução de problemas da vida real usando algoritmos evolutivos, o esquema de codificação de estruturas cromossômicas determina o desempenho computacional do algoritmo e a qualidade das soluções obtidas.

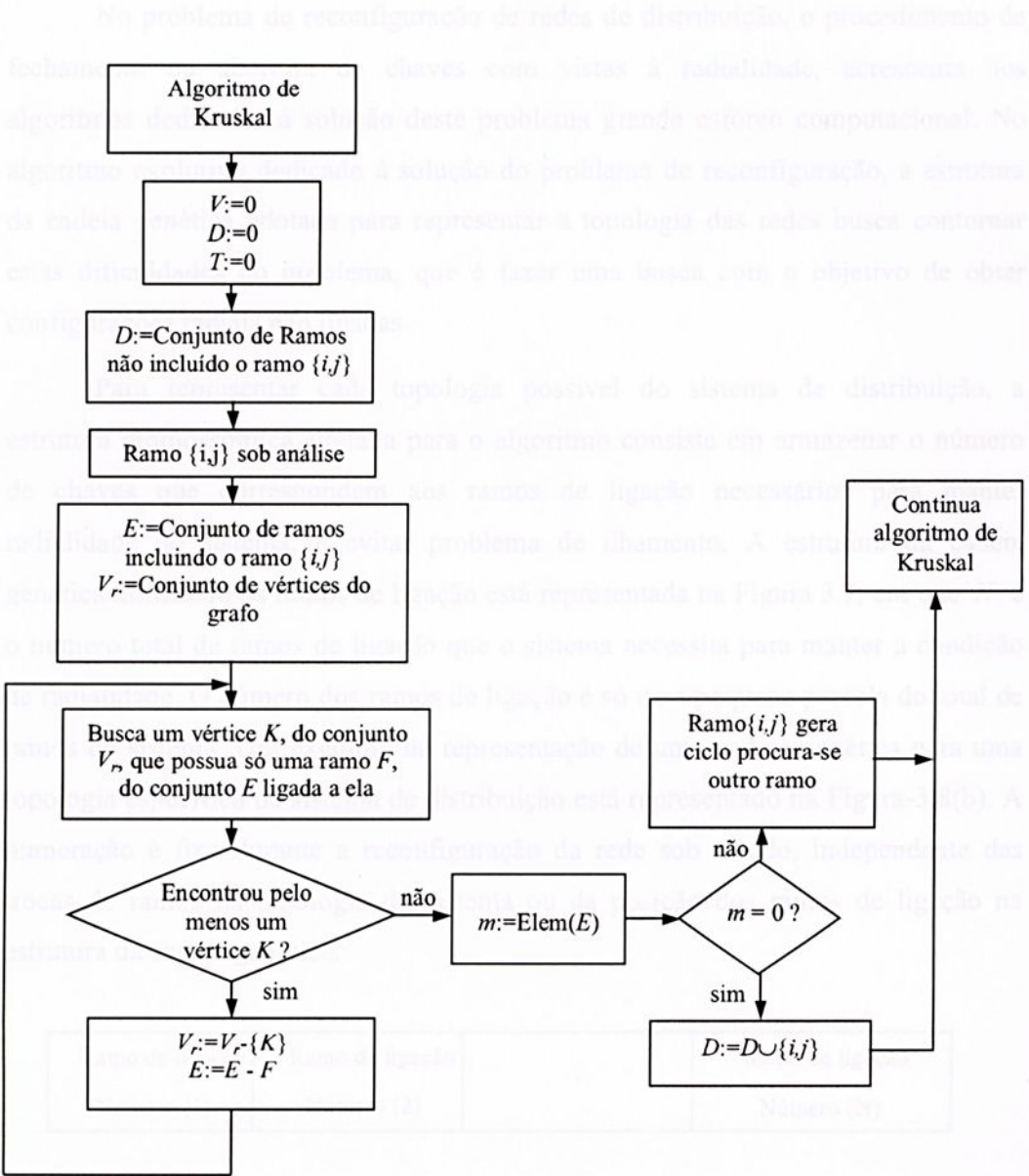


Figura 3.6: Teste para detectar possíveis ciclos.

3.1.2.- Esquema de Codificação

Na solução de problemas da vida real usando algoritmos evolutivos, o esquema de codificação da estrutura cromossômica determina o desempenho computacional do algoritmo e a qualidade das soluções obtidas.

No problema de reconfiguração de redes de distribuição, o procedimento de fechamento ou abertura de chaves com vistas à radialidade, acrescenta aos algoritmos dedicados à solução deste problema grande esforço computacional. No algoritmo evolutivo dedicado à solução do problema de reconfiguração, a estrutura da cadeia genética adotada para representar a topologia das redes busca contornar estas dificuldades do problema, que é fazer uma busca com o objetivo de obter configurações radiais não ilhadas.

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 necessários para manter radialidade do sistema, e evitar problema de ilhamento. A estrutura da cadeia genética utilizando os ramos de ligação está representada na Figura 3.7, em que N é o número total de ramos de ligação 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-3.8(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.

Ramo de ligação	Ramo de ligação	...	Ramo de ligação
Número (1)	Número (2)		Número (N)

Figura 3.7: Estrutura da cadeia genética para reconfiguração de redes de distribuição.

com um círculo. Pode ocorrer que ao desligar alguma das linhas que compõem estes subsistemas, geram-se circuitos que não possuem alimentação, ou seja, um circuito infactível ou “ilhado”. Para evitar este tipo de problema durante o processo de busca do algoritmo no espaço de soluções do problema, os circuitos que provocam ilhamento são retirados do conjunto para busca de configurações radiais. Então, para uma busca eficiente só são numeradas e testadas aquelas linhas que formam parte de pelo menos um laço. Define-se laço como conjunto de linhas que possuem mais de uma fonte de alimentação. A identificação de subsistemas radiais conexos mantém o mesmo análises para identificar possíveis ciclos, descrito na seção 3.1.1.2-1.

3.1.3 - Avaliação da Função de Adaptação

Na avaliação da qualidade das configurações de uma dada geração e evidentemente a função objetivo, consideram-se aspectos relativos às perdas de energia nos alimentadores, 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 e através dos resultados obtidos, as perdas ativas, fluxo nas linhas e a magnitude das tensões, avaliam-se as melhores propostas da reconfiguração. Dessa forma a função de adaptação pode ser formulada matematicamente como:

- Carga Fixa:

$$\begin{aligned} \text{Minimizar } fa_{kF} = & \text{Perdas}_{\text{totais}} + \sum_{j=1}^{Nb} \text{pen}(\text{Violação da Tensão}_j) + \\ & + \sum_{i=1}^{Nr} \text{pen}(\text{Violação do Fluxo}_i) \end{aligned} \quad (3.2)$$

- Cargas Variáveis:

$$\begin{aligned} \text{Minimizar } fa_{kV} = & \sum_{p=1}^P [(Cp_p) \times (T_{Hp}) \times (\text{Perdas}_{k,p}^{\text{totais}} + \sum_{j=1}^{Nb} \text{pen}(\text{Tensão}_j)_{k,p} + \\ & + \sum_{i=1}^{Nr} \text{pen}(\text{Fluxo}_i)_{k,p})] \end{aligned} \quad (3.3)$$

em que:

$$Perdas_{totais} = \sum_{i=1}^{N_R} R_i \times I_i^2 \quad (3.4)$$

$$(Violação\ da\ tensão_j) = \begin{cases} 0 & v_{min} \leq v_j \leq v_{max} \\ (v_j - v_{max})^2 & v_j > v_{max} \\ (v_j - v_{min})^2 & v_j < v_{min} \end{cases} \quad (3.5)$$

$$(Violação\ do\ Fluxo_{ij}) = \begin{cases} 0 & |f_{ij}| \leq f_{max-ij} \\ |f_{ij}| - f_{max-ij} & |f_{ij}| > f_{max-ij} \end{cases} \quad (3.6)$$

- $Perdas_{totais}$: Somatório das perdas em todos os ramos da configuração k ;
- v_j : Valor da tensão da j -ésima barra na configuração k ;
- 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 ;
- 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 na configuração k ;
- N_b : Número de barras da configuração k ;
- $p \in P$: p é o 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 perda no período p em US/kW-h;
- f_{akV} : Função objetivo calculada com base em todos os ramos da configuração k em US;

Para reduzir o esforço computacional do algoritmo evolutivo que necessita para simulação de sistemas reais o processamento de milhares de programas de fluxo de potência, foi implementado neste trabalho um método aproximado de fluxo de potência semelhante ao encontrado em Baran e Wu [2], referenciando na literatura como de *Forward Update DistFlow*. Este método utiliza um modelo de potência constante, em que as potências são corrigidas em função da variação da tensão. A diferença está nas equações utilizadas que são mais simples que as do fluxo de potência convencional e não dependem explicitamente do ângulo das tensões, tornando-o rápido e, através do critério de convergência adotado, foi possível obter uma precisão adequada para ser utilizado como ferramenta auxiliar na solução do problema de reconfiguração de redes de distribuição. A seguir detalha-se o método de fluxo de potência implementado.

3.1.3.1 - Fluxo de potência para redes radiais e equilibradas

De acordo com a Figura 3.9, supondo conhecidos ou estimados os valores das potências ativas, reativas e tensão para o nó i da rede, P_i , Q_i , e V_i , através das equações dos circuitos elétricos a injeção de potência aparente na barra i é dada por:

$$\dot{S}_i = \dot{V}_i \dot{I}_i^* \quad (3.7)$$

em que:

$\dot{S}_i$: $P_i + jQ_i$, com P_i e Q_i , respectivamente as injeções de potências ativa e reativa na barra i , e j é um operador $\sqrt{-1}$ que representa em número complexo da potência aparente $\dot{S}_i$;

$\dot{V}_i$: $V_i \angle \theta_i$, com V_i magnitude da tensão na barra i e $\angle \theta_i$ ângulo da tensão na barra i ;

$\dot{I}_i^*$: Valor em número complexo conjugado da corrente na barra i .

Manipulando algebricamente a equação (3.7), obtém-se:

$$|\dot{I}_i| = \frac{\sqrt{P_i^2 + Q_i^2}}{V_i} \quad (3.8)$$

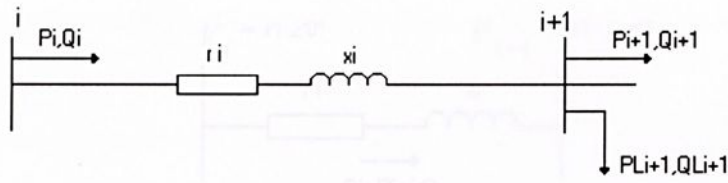


Figura 3.9: Diagrama unifilar do alimentador radial localizado entre os nós i e $i+1$.

Para o diagrama unifilar da Figura 3.9, as injeções de potência ativa e reativa na barra i são dadas por:

$$\begin{aligned} P_i &= P_{i+1} + PL_{i+1} + \text{Perdas Ôhmicas na Linha (Watts)} \\ Q_i &= Q_{i+1} + QL_{i+1} + \text{Perdas Reativas na Linha (VAr)} \end{aligned} \quad (3.9)$$

em que:

PL_i : Valor das cargas ativa na barra i ;

QL_i : Valor das cargas reativas na barra i ;

Perdas Ôhmicas na Linha: $r_i |I_i|^2$;

Perdas Reativas na Linha: $x_i |I_i|^2$;

r_i : Resistência da linha i (Ω);

x_i : Reatância indutiva da linha i (Ω).

As injeções de potências ativa e reativa no nó receptor ($i+1$), são dadas por:

$$\begin{aligned} P_{i+1} &= P_i - PL_{i+1} - r_i \frac{(P_i^2 + Q_i^2)}{V_i^2} \\ Q_{i+1} &= Q_i - QL_{i+1} - x_i \frac{(P_i^2 + Q_i^2)}{V_i^2} \end{aligned} \quad (3.10)$$

O módulo da tensão no nó ($i+1$) calculado em função dos valores de V_i , P_i , Q_i , r_i e x_i , considerando o circuito da Figura 3.10, é dado pela equação:

$$V_{i+1}^2 = V_i^2 - 2(r_i P_i + x_i Q_i) + \frac{(r_i^2 + x_i^2)}{V_i^2} (P_i^2 + Q_i^2) \quad (3.11)$$

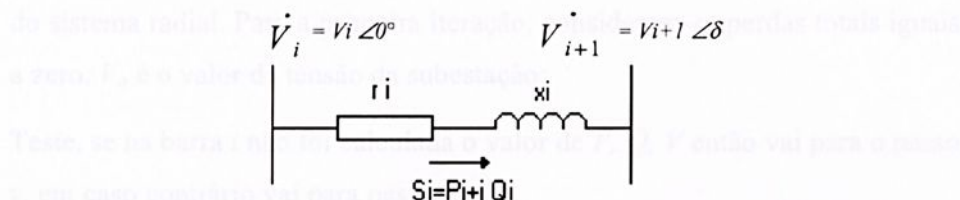


Figura 3.10: Circuito elétrico equivalente entre duas barras do sistema de distribuição.

A equação (3.11), juntamente com as equações:

$$P_{i+1} = P_i - r_i \left(\frac{P_i^2 + Q_i^2}{V_i^2} \right) - PL_{i+1} \quad (3.12)$$

$$Q_{i+1} = Q_i - x_i \left(\frac{P_i^2 + Q_i^2}{V_i^2} \right) - QL_{i+1} \quad (3.13)$$

formam o conjunto de equações referenciado na literatura como *Forward Update Distflow*, para cálculo de fluxo de potência em redes de distribuição radiais. Este conjunto de equações, representa matematicamente o modelo de circuito adotado para o sistema de distribuição de energia elétrica e, resolvê-las através do processo iterativo trará a solução do problema de fluxo de potência.

3.1.3.2 - Algoritmo de Fluxo de Potência *Forward Update Distflow* Implementado

O processo para o cálculo de fluxo aproximado pode ser descrito através do algoritmo:

- i. Leitura dos dados do sistema: barra inicial, barra final, resistência, reatância indutiva, potência ativa consumida, potência reativa consumida, tensão e potências ativa e reativa na subestação;
- ii. Renumeração dos nós do sistema, de acordo com o número de ramos de árvore a eles ligados (os ramos de árvore mais à frente possuem maior numeração);
- iii. O valor estimado de P_o e Q_o é a soma de todas as cargas ativas e reativas em todas as barras e a soma de todas as perdas ativas e reativas em todas as linhas

- do sistema radial. Para a primeira iteração, consideram-se perdas totais iguais a zero, V_o é o valor da tensão da subestação;
- iv. Teste, se na barra i não foi calculada o valor de P , Q , V então vai para o passo v, em caso contrário vai para passo vi;
 - v. Teste do número de barras ligadas à barra i ;
 - Se da barra i está saindo apenas um circuito na direção oposta à subestação então calcular V , P e Q da barra $i+1$ usando as equações (3.11), (3.12) e (3.13).
 - Se da barra i está saindo mais de um circuito em direção oposta à subestação, então, deve-se calcular de forma aproximada a potência ativa e reativa que está saindo de cada circuito a partir da barra i . Na primeira iteração os valores de P e Q são considerados iguais à carga equivalente (acumulada) nas barras de cada ramal. Nas próximas iterações P e Q são corrigidas com as perdas encontradas na iteração anterior. Com estes valores de P e Q encontradas aproximadamente e o valor da tensão na barra i , deve-se encontrar os valores de P , Q e V nas barras vizinhas à barra i .
 - vi. Teste, se foi calculada os valores de P , Q e V de todas as barras vai para passo vii, em caso contrário $i=i+1$ e vai para o passo iv.
 - vii. Armazenar o valor das perdas ativas e reativas em cada um dos ramos.
 - viii. Teste de convergência, se o valor de $|P_{i+1}|$ e $|Q_{i+1}|$ em todas as barras finais é menor a uma tolerância estabelecida pré-fixada vá ao passo ix. Caso contrário ir para passo iii.
 - ix. Fim, imprime o valor das tensões em cada barra, assim como também as perdas ativas e reativas totais do sistema radial e os fluxos de potência ativa e reativa em cada ramo.

Na Figura-3.11 tem-se o diagrama de blocos do algoritmo de fluxo de potência implementado.

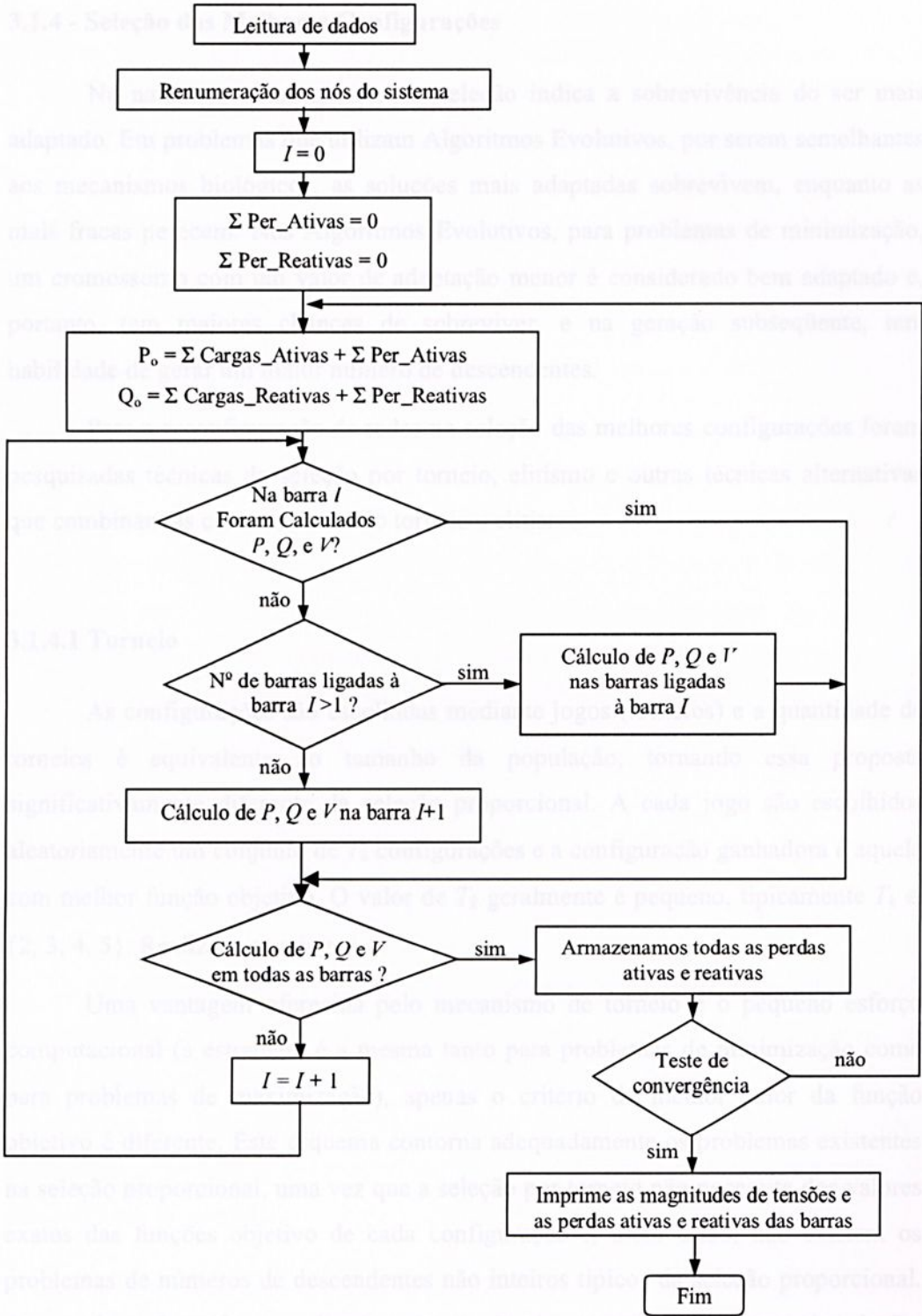


Figura 3.11: Algoritmo de Fluxo de Carga implementado.

3.1.4 - Seleção das Melhores Configurações

Na natureza, o mecanismo de seleção indica a sobrevivência do ser mais adaptado. Em problemas que utilizam Algoritmos Evolutivos, por serem semelhantes aos mecanismos biológicos, as soluções mais adaptadas sobrevivem, enquanto as mais fracas perecem. Nos Algoritmos Evolutivos, 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 foram pesquisadas técnicas de seleção por torneio, elitismo e outras técnicas alternativas que combinam as características do torneio e elitismo.

3.1.4.1 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 de T_k configurações e a configuração ganhadora é aquela com melhor função objetivo. O valor de T_k geralmente é pequeno, tipicamente $T_k \in \{2, 3, 4, 5\}$. Realizam-se n jogos.

Uma vantagem oferecida pelo mecanismo de torneio é o pequeno esforço computacional (a estratégia é a mesma tanto para problemas de minimização como para problemas de maximização), apenas o critério de melhor valor da função objetivo é diferente. Este esquema contorna adequadamente os problemas existentes na seleção proporcional, uma vez que a seleção por torneio não necessita dos valores exatos das funções objetivo de cada configuração e, além disso, não existem os problemas de números de descendentes não inteiros típicos da seleção proporcional. A recombinação pode ser realizada após, ou simultaneamente ao processo de seleção, dependendo das características do problema que está sendo resolvido e dos aspectos computacionais envolvidos (redução do tempo de CPU, memória, etc).

3.1.4.2 Elitismo

Elitismo consiste em manter, na geração seguinte, uma parcela das melhores soluções (ou soluções de elite). Estes indivíduos poderiam ser eliminados (embora pouco provável) do processo evolutivo, caso não fossem selecionado 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 soluções encontradas Et_k , esta porcentagem será o conjunto de configurações de elite locais que deve variar a cada iteração.

Durante o processo iterativo do algoritmo preservam-se aquelas configurações de melhor qualidade e diferentes, para formar o conjunto de elite global E_{TG} . Para este conjunto analisam-se todas as configurações de elite locais obtidas em cada iteração, fazendo uma seleção daqueles indivíduos que possuem funções objetivos de boa qualidade, e diferentes em suas configurações. O conjunto de elite global recebe configurações do conjunto elite local que são de boa qualidade e que não estão no conjunto de elite global. Trata-se de um conjunto ampliado de soluções incumbentes.

3.1.5 - Recombinação

As configurações escolhidas no processo de seleção devem ser submetidas ao operador de recombinação. No algoritmo genético, 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.

A forma como são implementadas e gerenciadas a seleção e a recombinação depende da busca de eficiência computacional para o problema que está sendo resolvido. Antes de realizar a recombinação, escolhem-se as melhores configurações (Et_k) que correspondem a uma parcela de toda a população, as quais formam o conjunto de elite local. A recombinação será tomando como indivíduo, de entre uma das configurações pertencentes ao subconjunto Et_k , escolhida aleatoriamente; e uma



das demais configurações pertencentes à população retirando-se o conjunto Et_k , escolhido também aleatoriamente.

Os algoritmos genéticos clássicos utilizam codificação binária para representar os cromossomos das configurações, e a aplicação do operador de recombinação a estas estruturas, pode levar a um grande número de configurações inactíveis sob o aspecto topológico. Neste trabalho adota-se uma proposta de recombinação que preserva a informação genética dos antecessores e gera configurações topologicamente factíveis.

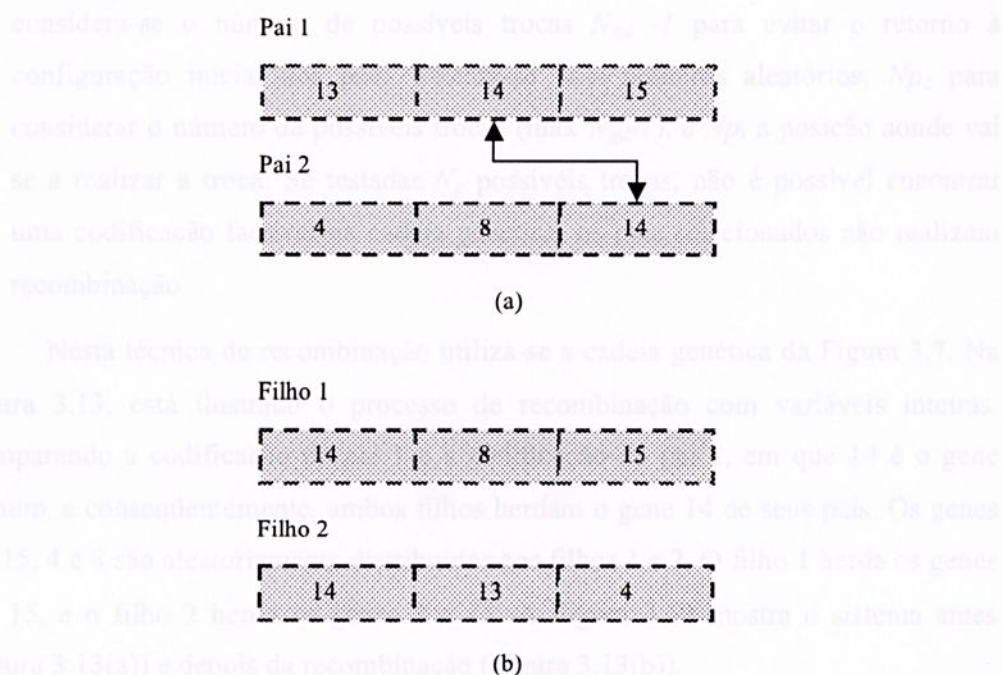


Figura 3.12: Processo de recombinação ((a) antes e (b) depois da recombinação).

Para que as configurações seleccionadas sejam submetidas à recombinação, deve-se gerar um número aleatório $p \in [0,1]$. Se p é menor que a taxa de recombinação p_c então, deve-se proceder à recombinação; caso contrário as duas configurações seleccionadas não são recombinadas.

3.1.5.1 Processo de recombinação baseado nos ramos de ligação

Na Figura 3.12(a) as duas configurações factíveis são candidatas à recombinação. A codificação está implementada segundo os ramos de ligação, e com

esta codificação são verificados dois quesitos nos cromossomos candidatos para implementar a recombinação:

- 1 - As configurações geradas pela recombinação devem possuir os genes comuns dos pais;
- 2 - 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 inactível, então, os genes trocados retornam às suas posições originais. Considerando N_{gd} como número de genes diferentes, considera-se o número de possíveis trocas $N_{gd} - 1$ para evitar o retorno à configuração inicial dos pais. Testam-se dois números aleatórios; Np_c para considerar o número de possíveis trocas ($\max N_{gd} - 1$), e Np_i a posição aonde vai se a realizar a troca. Se testadas N_c possíveis trocas, não é possível encontrar uma codificação factível na cadeia genética, os pais selecionados não realizam recombinação.

Nesta técnica de recombinação utiliza-se a cadeia genética da Figura 3.7. Na Figura 3.13, está ilustrado o processo de recombinação com variáveis inteiras. Comparando a codificação do pai 1 e a codificação do pai 2, em que 14 é o gene comum, e conseqüentemente, ambos filhos herdam o gene 14 de seus pais. Os genes 13, 15, 4 e 8 são aleatoriamente distribuídos aos filhos 1 e 2. O filho 1 herda os genes 8 e 15, e o filho 2 herda os genes 4 e 13. A Figura 3.13 mostra o sistema antes (Figura 3.13(a)) e depois da recombinação (Figura 3.13(b)).

Figura 3.13. Processo de recombinação.

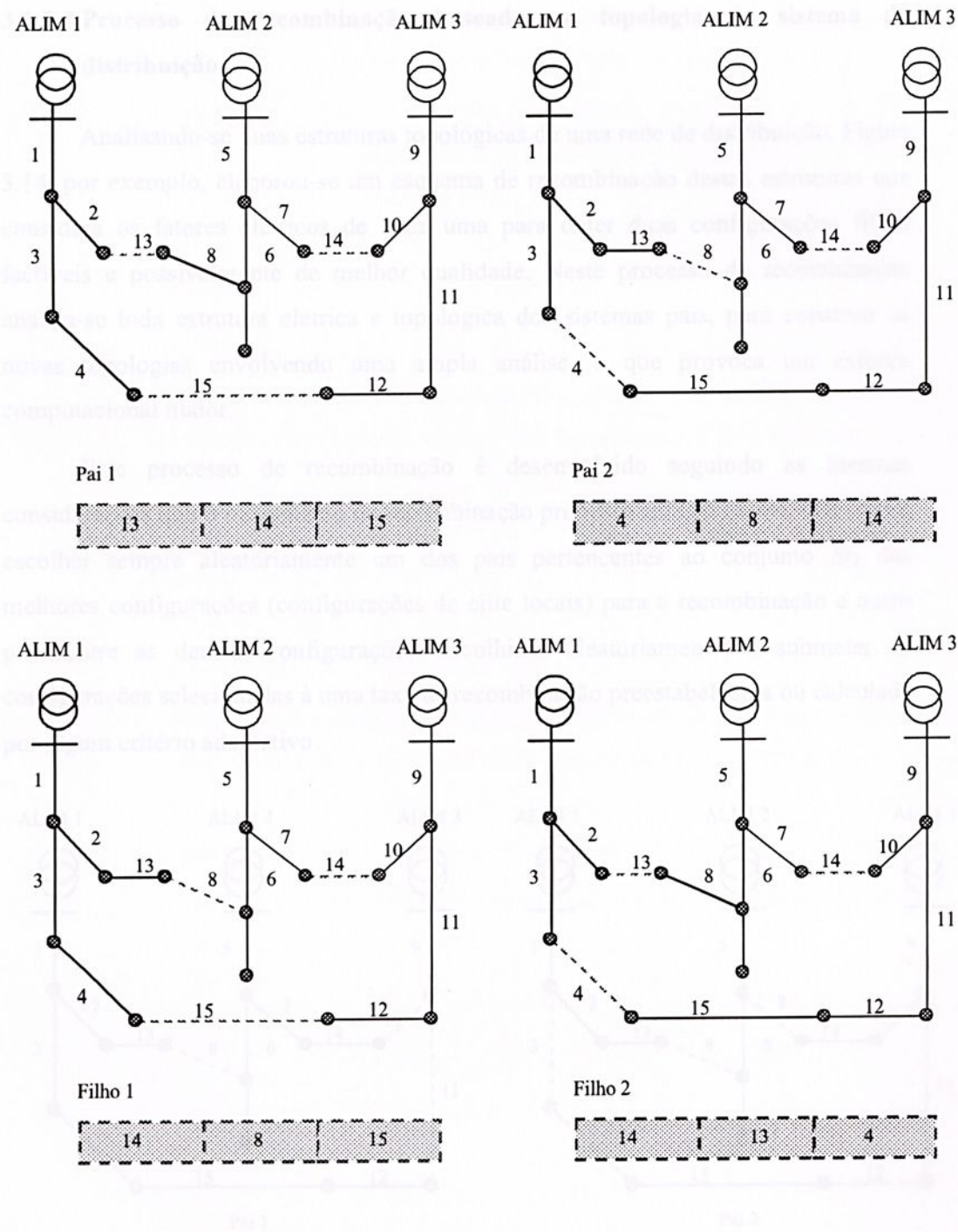


Figura 3.13: Processo de recombinação.

Figura 3.14: Duas configurações candidatas.

Na Figura 3.14 se mostra duas configurações candidatas, as quais poderão ser recombinadas seguindo os passos:

3.1.5.2 Processo de recombinação baseado na topologia do sistema de distribuição

Analisando-se duas estruturas topológicas de uma rede de distribuição, Figura 3.14, por exemplo, elaborou-se um esquema de recombinação destas estruturas que considera os fatores elétricos de cada uma para obter duas configurações filhas factíveis e possivelmente de melhor qualidade. Neste processo de recombinação analisa-se toda estrutura elétrica e topológica dos sistemas pais, para construir as novas topologias envolvendo uma ampla análise, o que provoca um esforço computacional maior.

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 Et_k das melhores configurações (configurações de elite locais) para a recombinação e outro pai dentre as demais configurações, escolhidas aleatoriamente; e submeter as configurações seleccionadas à uma taxa de recombinação preestabelecida ou calculada por algum critério adaptativo.

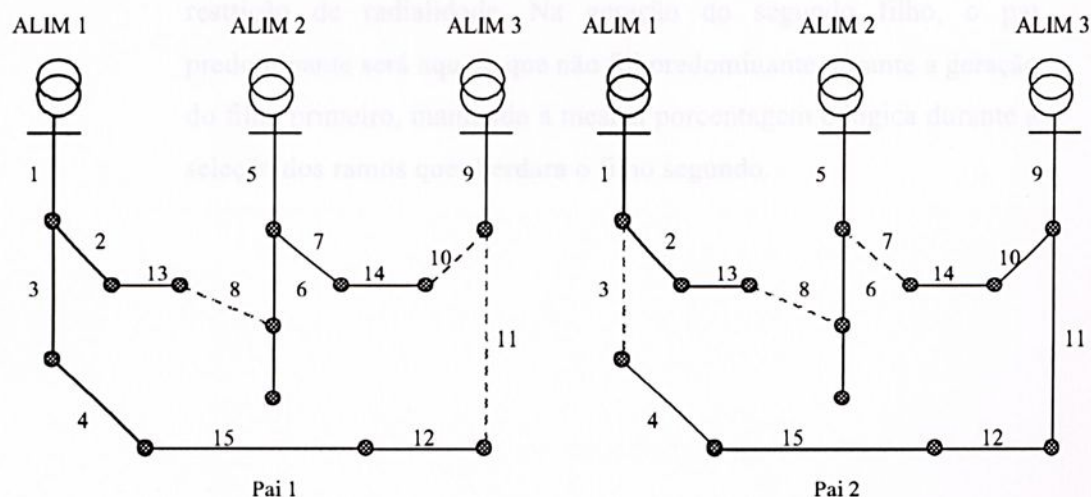


Figura 3.14: Duas configurações candidatas.

Na Figura 3.14 se mostra duas configurações candidatas, as quais poderão ser recombinadas seguindo os passos:

- i. A recombinação, quando realizada, procura manter para um dos filhos maior carga genética de um dos pais (da mesma forma para o outro pai e filho). Para manter esta filosofia, 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 a configuração pai que irá predominar geneticamente sobre um dos filhos. Escolhe-se 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 predominante durante a geração do filho primeiro, mantendo a mesma porcentagem e lógica durante a seleção dos ramos que herdara o filho segundo.

Figura 3.15 Processo de recombinação baseado na topologia do sistema.

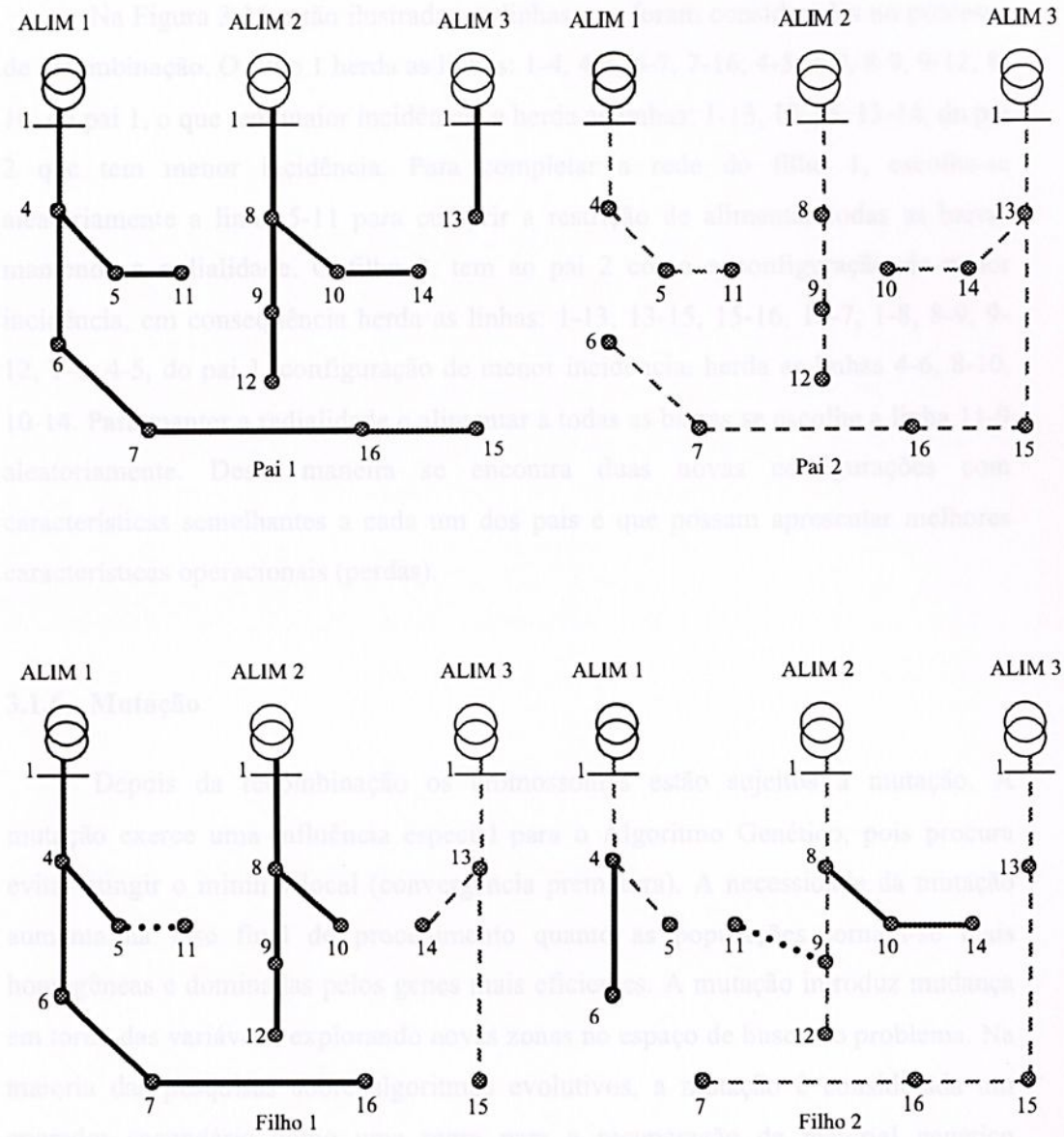


Figura 3.15: Processo de recombinação baseado na topologia do sistema.

Na Figura 3.15 estão ilustradas as linhas que foram consideradas no processo de recombinação. 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 incidência, e herda as linhas: 1-13, 13-15, 13-14, do pai 2 que tem menor incidência. Para completar a rede do filho 1, escolhe-se 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 incidência, 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 incidência, herda as linhas 4-6, 8-10, 10-14. Para manter a radialidade e alimentar a todas as barras se escolhe a linha 11-9 aleatoriamente. Desta maneira se encontra duas novas configurações com características semelhantes a cada um dos pais e que possam apresentar melhores características operacionais (perdas).

3.1.6.- Mutação

Depois da recombinação os cromossomos estão sujeitos à mutação. A mutação exerce uma influência especial para o Algoritmo Genético, pois procura evitar atingir o mínimo local (convergência prematura). A necessidade da mutação aumenta na fase final do procedimento quanto as populações tornam-se mais homogêneas e dominadas pelos genes mais eficientes. A mutação introduz mudança em torno das variáveis, explorando novas zonas no espaço de busca do problema. Na maioria das pesquisas sobre algoritmos evolutivos, a mutação é considerada um operador secundário como uma regra para a recuperação de material genético perdido. O processo de mutação consiste em modificar a estrutura genética dos indivíduos de forma aleatória. Considerando o cromossomo como uma cadeia de bits, só precisa trocar um deles para obter um cromossomo com uma nova informação genética que não se encontra na população base. Este efeito, permite uma diversificação da população e que as soluções não convirjam prematuramente para um ótimo local.

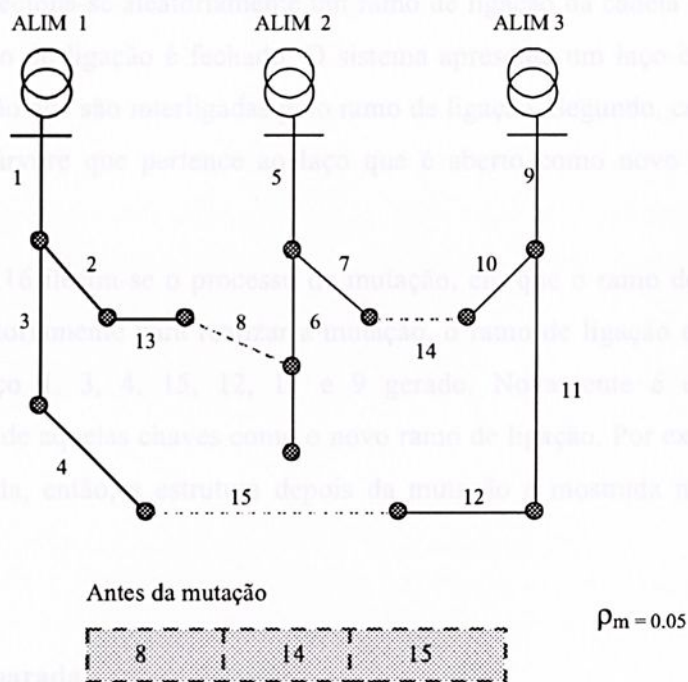
A mutação depende exclusivamente do tipo de representação adotada. O principal aspecto referente a este operador envolve o tipo de mutação, como a alteração de um *bit* no sistema de representação binário, ou algum tipo de mutação indutiva quando se utilizam outros sistemas de codificação como é o caso do

problema de reconfiguração na operação de sistemas de distribuição radiais. No problema de reconfiguração deve-se adotar um rigoroso processo de avaliação para que uma vez feito a mutação assim como a recombinação, evitar o aparecimento de configurações infactíveis (configurações não radiais e/ou não conexas).

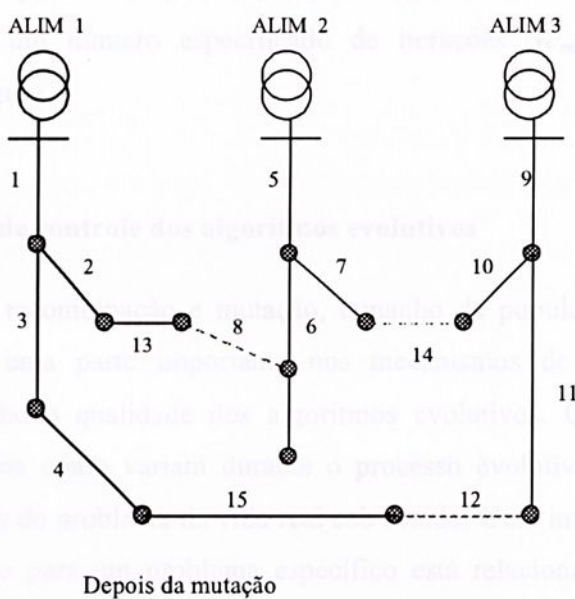
A taxa de mutação ρ_m fornece a probabilidade de que um gene será mutado como mostra na Figura-3.16. Assim, escolhida uma taxa de mutação de (ρ_m), cada cromossomo é submetido a mutação com esta probabilidade. Desta forma é gerado um número aleatório $p \in [0,1]$. Se esse número é menor que a taxa de mutação (ρ_m) preestabelecida então é realizada a mutação. A mutação acontece com os ramos de árvore que pertencem a um mesmo laço. Na implementação de mutação também existe necessidade de gerar um número aleatório que identifica a posição do gene para realizar a mutação.



Figura 3.16: Representação do operador mutação radial (a) antes e (b) depois da mutação.


$$\rho_m = 0.05$$

(a)



(b)

Figura 3.16: Representação do operador mutação indutiva((a) antes e (b)depois da mutação).

Neste trabalho utiliza-se uma técnica de mutação que mantém uma estrutura radial. Primeiro, seleciona-se aleatoriamente um ramo de ligação da cadeia genética, sendo que este ramo de ligação é fechado. 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.

Na Figura 3.16 ilustra-se o processo de mutação, em que o ramo de ligação 15 é escolhido aleatoriamente para realizar a mutação, o ramo de ligação escolhido forma parte do laço 1, 3, 4, 15, 12, 11 e 9 gerado. Novamente é escolhida aleatoriamente uma de aquelas chaves como o novo ramo de ligação. Por exemplo, a chave 12 é escolhida, então, a estrutura depois da mutação é mostrada na Figura 3.16(b).

3.1.7 - Critério de parada

O critério de parada compara a solução incumbente, se esta não apresenta melhoria durante um número especificado de iterações $N_{c_{max}}$, o processo é considerado convergido.

3.1.8 - Parâmetros de controle dos algoritmos evolutivos

As taxas de recombinação e mutação, tamanho da população e critério de parada constituem uma parte importante nos mecanismos de recombinação e mutação, desempenho e qualidade dos algoritmos evolutivos. Os valores destes parâmetros e a forma como variam durante o processo evolutivo, dependem das características físicas do problema da vida real sob estudo. Uma importante etapa no projeto do algoritmo para um problema específico está relacionada ao estudo da forma mais adequada para controlar estes parâmetros que podem ser fixos ou dinâmicos alterados de forma adaptativa durante o ciclo geracional do algoritmo evolutivo.

Para o problema de reconfiguração foram estudadas as taxas de recombinação e mutação as possibilidades de trabalhar com estes parâmetros fixos e ou variáveis



durante o ciclo geracional. A variação dinâmica destes parâmetros, no algoritmo evolutivo para reconfiguração, vai depender da permanência 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 taxa de mutação assume seu valor mais baixo. No final quando a incumbente não altera depois de um número máximo preestabelecido de iterações $N_{c_{max}}$, 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 seguem as relações dadas pelas equações (3.14) e (3.15), respectivamente.

$$\rho_c = 0,9 - \frac{N_c}{N_{c_{max}}} \times (0,9 - 0,1) \quad (3.14)$$

$$\rho_m = 0,01 + \frac{N_c}{N_{c_{max}}} \times (0,5 - 0,01) \quad (3.15)$$

em que:

ρ_c : Taxa de recombinação;

ρ_m : Taxa de mutação;

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

$N_{c_{max}}$: Número máximo de iterações que a solução incumbente não altera de valor

Fazendo taxas de recombinação e mutação dinâmicas conseguiu-se dar mais importância à recombinação no início de cada ciclo quando se encontra uma nova solução incumbente, propiciando a geração de novas populações. Entende-se por ciclo, o número de iterações que a solução incumbente permanece inalterada. A taxa de mutação se torna mais importante quando a incumbente não muda depois de uma quantidade de iterações, ou seja aumentar o valor da taxa de mutação evita a convergência prematura, ou seja, propicia-se a saída das soluções ótimas locais para obter ótimos globais.

3.1.9.- Diversidade e controle das estratégias de intensificação e diversificação

Uma característica desfavorável dos algoritmos evolutivos 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 na população cai a nível muito baixos, isto ocasiona a convergência prematura por uma má exploração do espaço de busca.

Este problema foi abordado através de mecanismos que buscam preservar um mínimo de diversidade. 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. Os mecanismos para ajudar sair da saturação, tanto na recombinação como na mutação, podem ser aplicados juntos dependendo do comportamento homogêneo das configurações durante as iterações. Estes mecanismos serão apresentados nas duas próximas subseções.

A diversificação de uma população pode ser calculada através da equação:

$$D_v(\%) = 100 - \frac{\#C_{Mig}}{Pop} \times 100 \quad (3.16)$$

Em que;

D_v : Diversificação(%);

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

Pop : Número de total de configurações da população.

3.1.9.1 Diversificação durante a recombinação

Antes de iniciar o processo de recombinação deve-se escolher os pais que poderiam trocar informação genética. Um dos pais é escolhido dentro do conjunto

das melhores configurações geradas depois da seleção (configurações de elite local - subconjunto Et_k). Analisa-se este conjunto de configurações de elite local, para verificar se todas elas possuem o mesmo valor de função objetivo. No caso das configurações de elite apresentar o mesmo valor, considera-se este conjunto de configurações de elite saturado.

Esta saturação foi provocada pela permanência da melhor configuração durante o processo de seleção, e isto não ajuda na diversidade das futuras configurações geradas pela recombinação entre as configurações (todas elas iguais) de elite local Et_k e as configurações que complementam o número total da população. Durante o processo de recombinação, manter a diversidade do conjunto de elite local Et_k ajuda a efetuar recombinação que propicia a melhoria no intercâmbio do material genético da população. Para manter essa diversidade antes de realizar o processo de recombinação, propõe-se trocar a metade do conjunto de elite local Et_k , cada vez que se produza a saturação, por outro conjunto de configurações que pertencem ao conjunto de elite global.

3.1.9.2 Diversificação durante a mutação

Um outro mecanismo que propicia de forma eficiente a sair da saturação é aplicado antes do processo de mutação. Semelhante ao do processo usado na recombinação, analisam-se as configurações resultantes depois da recombinação. Se o número máximo de configurações iguais supera a metade do número total de configurações, ou seja, D_{iv} maior que um percentual preestabelecido ($D_{iv} \times \%$), então, aplica-se 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 (valor que depende da permanência da incumbente) depois de se conseguir sair da saturação.



3.2 Algoritmo Evolutivo para Solução do Problema de Reconfiguração

A freqüente dificuldade encontrada na aplicação de algoritmos evolutivos é a prematura convergência, o que equivale a afirmar que a eliminação de configurações que podem contribuir na busca da uma solução incumbente de melhor qualidade dificulta o desempenho do algoritmo, embora a principal influência na obtenção de soluções de boa qualidade deve-se à seleção adequada de operadores de recombinação e de mutação que possam manter a estabilidade das iterações antes que se cumpra o critério de convergência. Neste trabalho estes aspectos são foco principal de pesquisa. A seguir apresenta-se a estrutura básica do algoritmo evolutivo dedicado à solução do problema de reconfiguração de redes de distribuição.

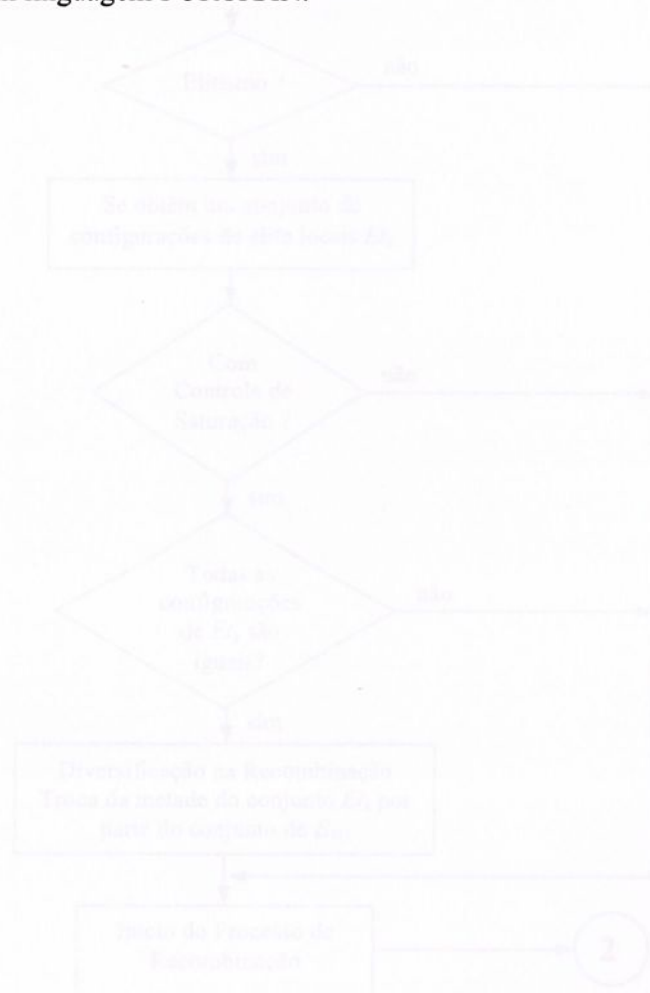
3.2.1 – Algoritmo Evolutivo Implementado

Uma proposta geral de algoritmo evolutivo básico para solução de problemas de reconfiguração é apresentada a seguir.

- i. Gerar uma população inicial segundo duas concepções: (1) Através dos algoritmos de árvore geradora mínima, usando os algoritmos Prim e Kruskal e; (2) Com base nos critérios de codificação e geração da população aleatoriamente, detalhados nas seções anteriores;
- ii. Examinar cada elemento da população de configurações, para cálculo da função de adaptação, com base nos seguintes itens:
 - [a] processar o fluxo de potência radial para a configuração;
 - [b] verificar o limite de queda de tensão para cada alimentador;
 - [c] verificar o limite de fluxo de potência para cada linha.
 - Para reconfiguração com curva de carga constante avaliar Função Objetivo do problema formulado pela equação (3.2).
 - Para reconfiguração sob demanda variável avaliar Função Objetivo dada pela equação (3.3).
- iii. Realizar processo de seleção natural usando o método por torneio;

- iv. Recombinação (Utilizam-se técnicas de recombinação com ou sem elitismo com um operador de recombinação adaptativo que mantém a radialidade da rede, evitando a saturação do sistema);
- v. Mutação (com o operador mutação adaptativo desenvolvido evita-se para o problema, a convergência prematura, e a saturação do sistema, mantendo sempre a radialidade da rede);
- vi. Verificar convergência. Se o processo convergiu, imprimir as melhores configurações encontradas com seus respectivos valores de perdas. Caso contrário voltar para o passo iv;

O diagrama de blocos da Figura 3.17 ilustra a estrutura do programa implementado em linguagem FORTRAN.



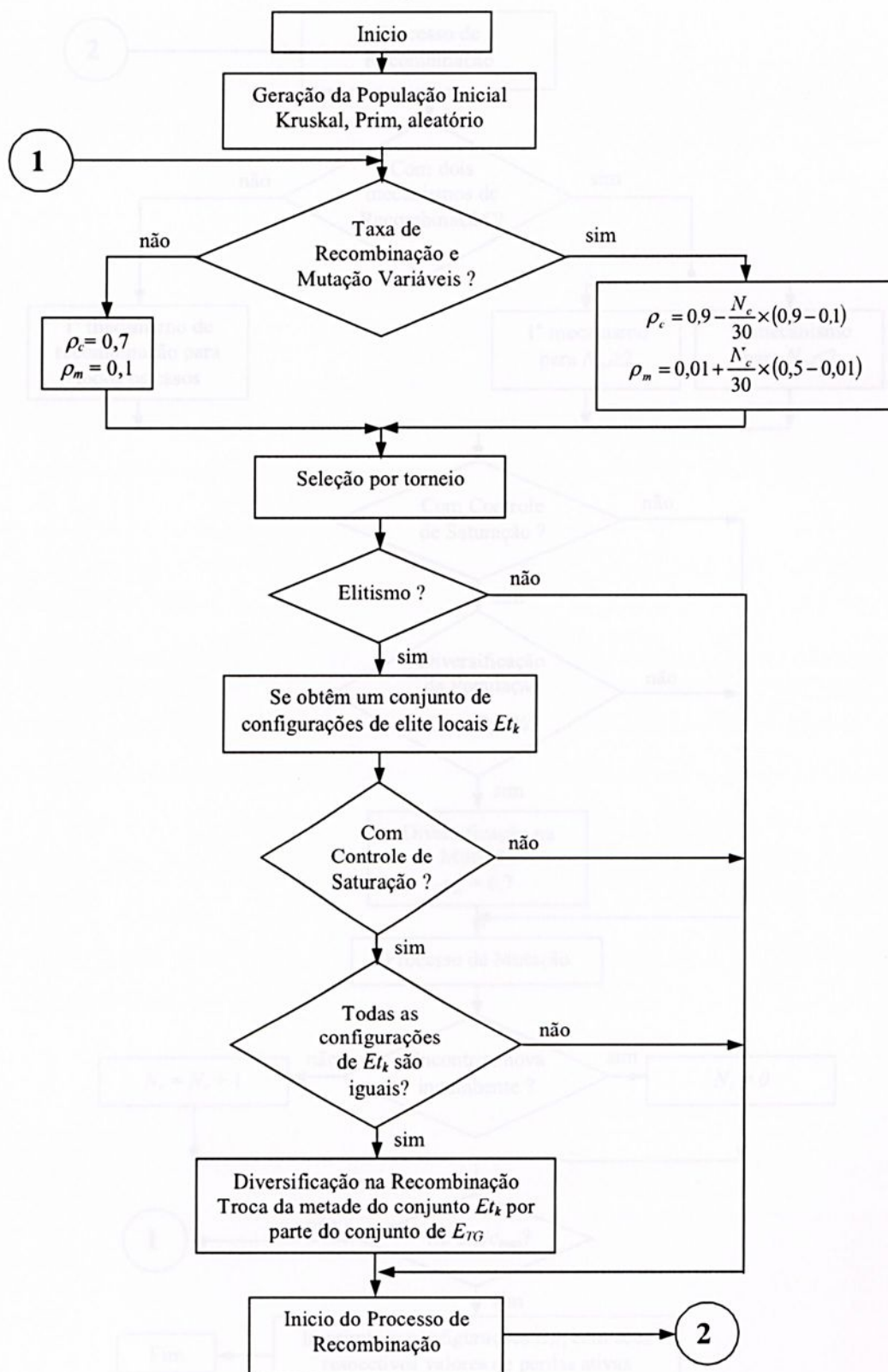


Figura 3.17 Estrutura base do algoritmo evolutivo implementado.

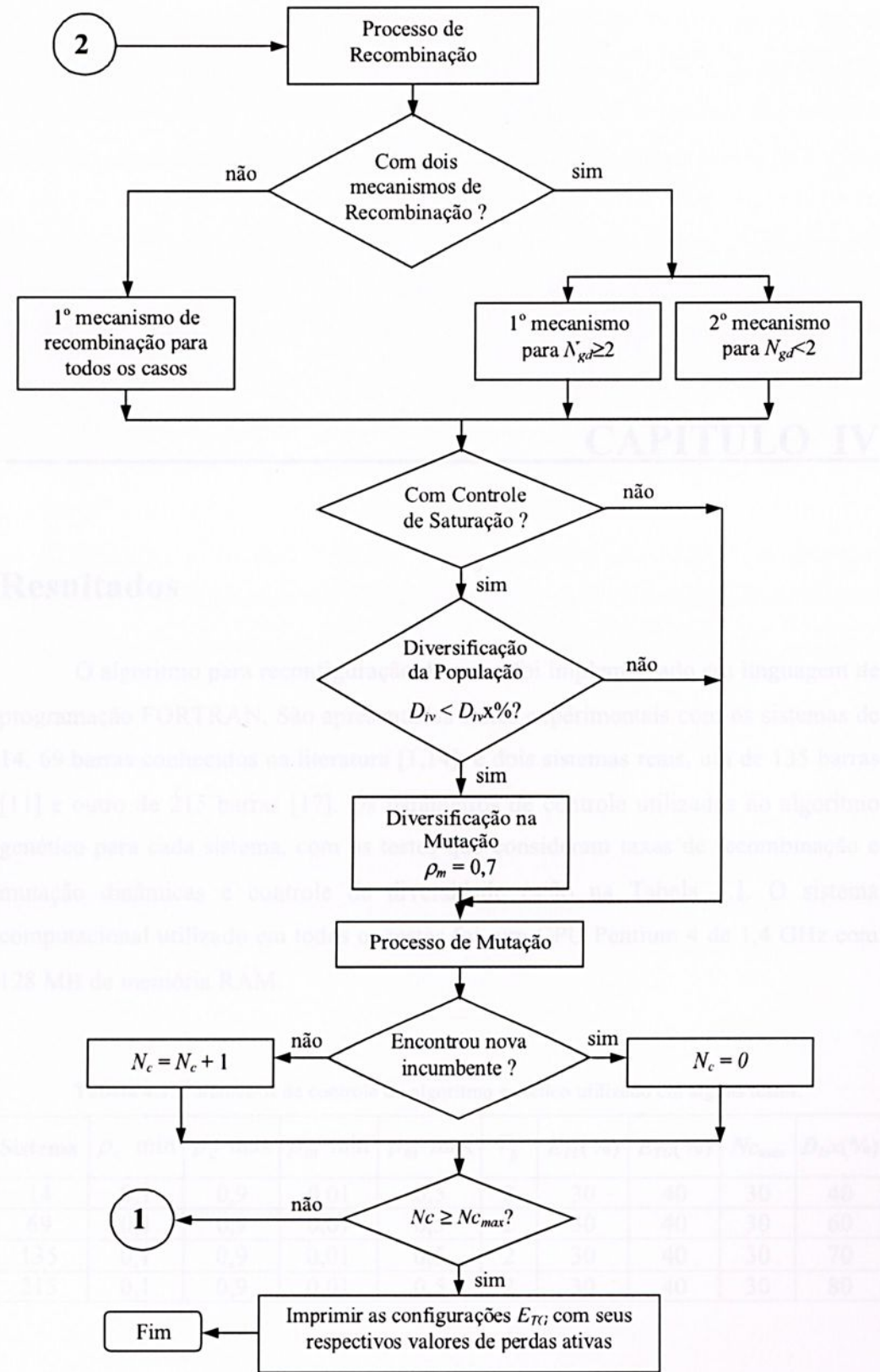


Figura 3.17: Estrutura básica do algoritmo evolutivo implementado.

As configurações iniciais foram geradas usando os critérios de geração de árvore mínima de Prim e de Kruskal, e lentamente. Para a quantidade de configurações geradas pelo Prim e pelo Kruskal, adicionou-se menor valor dentro o 30% do número total da população e do número total de ramais de árvore do sistema testedo. O complemento, para se obter a população, foi obtido usando o critério de aleatoriedade. Tanto para Prim e Kruskal se consideraram para gerar a população três tipos de custos: resistência, reactância e a soma dos quadrados da resistência e reactância. Em todos os testes consideraram-se as magnitudes das variáveis de todas as barras limitadas entre 0,93 e 1,05 pu. Com o objetivo de analisar o desempenho do algoritmo evolutivo de busca a reconfiguração de rede.

CAPÍTULO IV

Resultados

O algoritmo para reconfiguração de redes foi implementado em linguagem de programação FORTRAN. São apresentadas testes experimentais com os sistemas de 14, 69 barras conhecidos na literatura [1,14], e dois sistemas reais, um de 135 barras [11] e outro de 215 barras [17]. Os parâmetros de controle utilizados no algoritmo genético para cada sistema, com os testes que consideram taxas de recombinação e mutação dinâmicas e controle de diversidade estão na Tabela 4.1. O sistema computacional utilizado em todos os testes foi um CPU Pentium 4 de 1,4 GHz com 128 MB de memória RAM.

Tabela 4.1: Parâmetros de controle do algoritmo genético utilizado em alguns testes.

Sistema	ρ_c min	ρ_c max	ρ_m min	ρ_m max	T_k	$E_{TL}(\%)$	$E_{TG}(\%)$	$N_{c_{max}}$	$D_{hx}(\%)$
14	0,1	0,9	0,01	0,5	2	30	40	30	40
69	0,1	0,9	0,01	0,5	2	30	40	30	60
135	0,1	0,9	0,01	0,5	2	30	40	30	70
215	0,1	0,9	0,01	0,5	2	30	40	30	80

As configurações iniciais foram geradas usando os critérios de geração de árvore mínima de Prim e de Kruskal, e aleatoriamente. Para a quantidade de configurações geradas pelo Prim e pelo Kruskal, adotou-se o menor valor dentre o 30% do número total da população e do número total de ramos de árvore do sistema testado. O complemento, para se obter a população, foi obtido usando o critério de aleatoriedade. Tanto para Prim e Kruskal se consideram para gerar a população, três tipos de custos: resistência, reatância e a soma dos quadrados da resistência e reatância. Em todos os testes consideram-se as magnitudes das tensões em todas as barras limitadas entre 0,95 e 1,05 pu. Com o objetivo de analisar o desempenho do algoritmo evolutivo dedicado à reconfiguração de redes os parâmetros de controle envolvidos - tamanho da população, taxas de recombinação e mutação, estratégias de seleção, diversificação e recombinação foram consideradas nos testes, apresentando-se os resultados e discussões. Foram realizados testes apresentando as melhores topologias encontradas, considerando-se cargas fixas e curvas de carga variáveis para as diferentes classes de consumidores: residencial, comercial e industrial.

4.1 Taxas de mutação e recombinação fixas

Os primeiros testes são considerando diferentes comportamentos dos sistemas para diferentes taxas de recombinação e mutação, fixando-se uma delas. Escolhe-se uma população relativamente grande, dependendo do número de chaves normalmente abertas (NA), para encontrar o melhor valor de função objetivo para cada teste.

É aplicado para estes testes só o critério de recombinação explicado na subseção 3.1.5.1, sem usar configurações de elite durante a recombinação (3.1.4.2) e sem controle de diversidade (3.1.8).

Tabela 4.2: Tamanho da população usado para diferentes sistemas.

Sistema	População
69	50
135	100
215	200

Na Tabela 4.2 encontra-se os número de indivíduos da população para cada sistema testado. Estas populações são mantidas durante os testes, tanto para as taxas de recombinação como de mutação fixas.

4.1.1 – Taxa de mutação fixa ($\rho_m=0,1$)

Pode-se observar que nas Figuras 4.1, 4.2 e 4.3 o comportamento das configurações incumbentes pelo número de iterações para diferentes taxas de recombinação ρ_c (0,2; 0,5; 0,7; 0,9), para os sistemas sob testes.

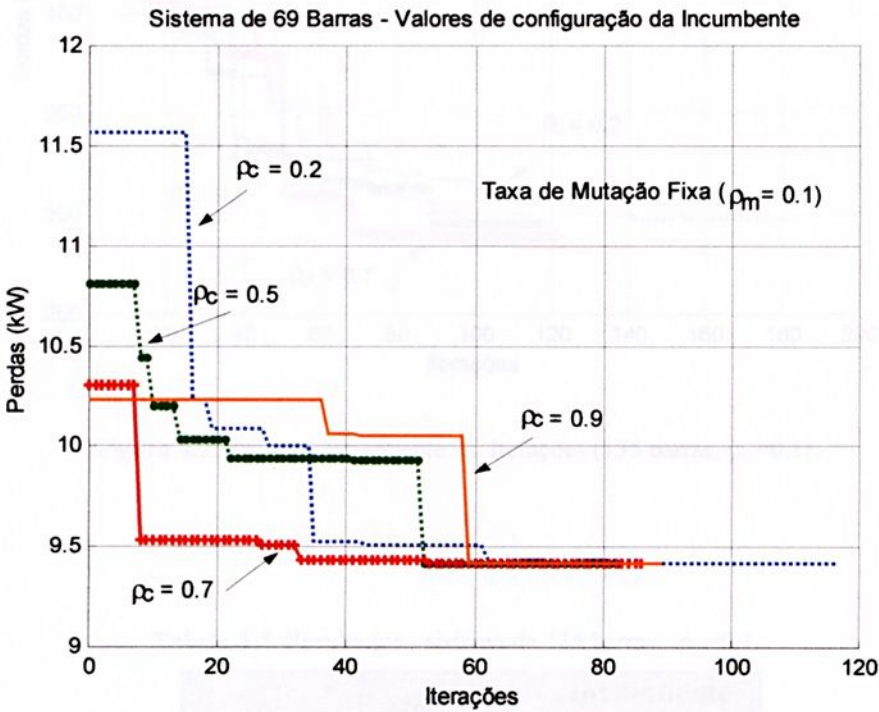


Figura 4.1: Solução incumbente vs. Iterações (69 barras, $\rho_m=0,1$).

Tabela 4.3: Resultados - sistema de 69 barras - $\rho_m=0,1$.

ρ_c	Iterações	Incumbente (kW)
0,2	112	9,41418
0,5	85	9,41418
0,7	86	9,41418
0,9	89	9,41418

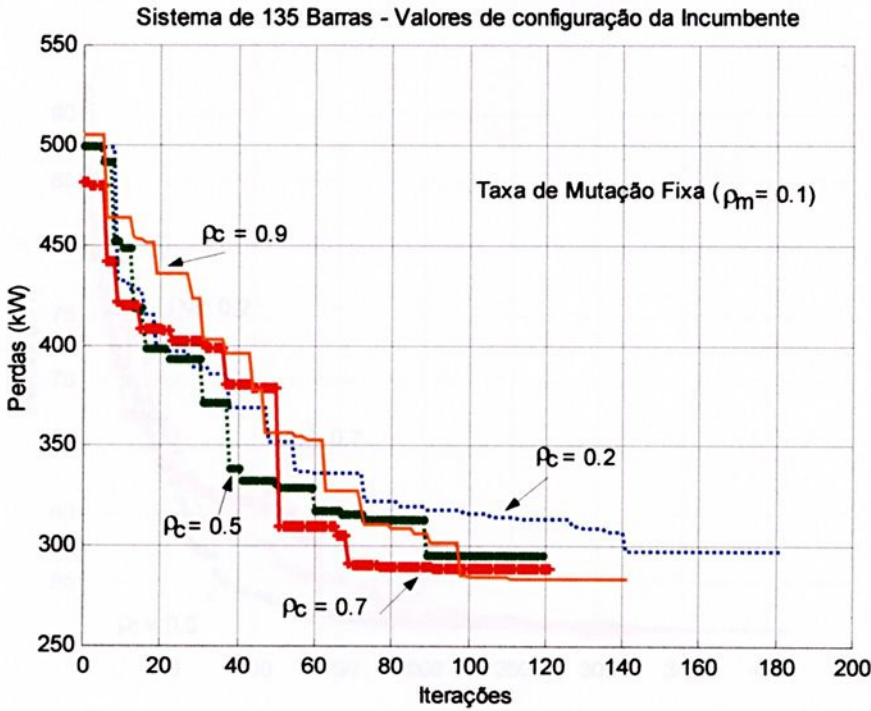


Figura 4.2: Solução incumbente vs. Iterações (135 barras, $\rho_m=0,1$).

Tabela 4.4: Resultados - sistema de 135 barras - $\rho_m=0,1$.

ρ_c	Iterações	Incumbente (kW)
0,2	181	297,0921
0,5	119	299,3904
0,7	121	288,4583
0,9	142	283,3081

Qualificando-se os resultados apresentados nas Tabelas 4.3, 4.4 e 4.5 e Figuras 4.1, 4.2 e 4.3, verifica-se que os testes com sistemas de média porte (135 barras, 21 chaves abertas, 316 barras, 32 chaves abertas) indicam que a taxa de recombinação está entre 0,7 e 0,9 segundo a taxa de mutação fixa em 0,1. Conclui-se que com o aumento da taxa de recombinação as melhores soluções incumbentes de melhor qualidade, mas com um maior número de variáveis. Este aspecto está relacionado

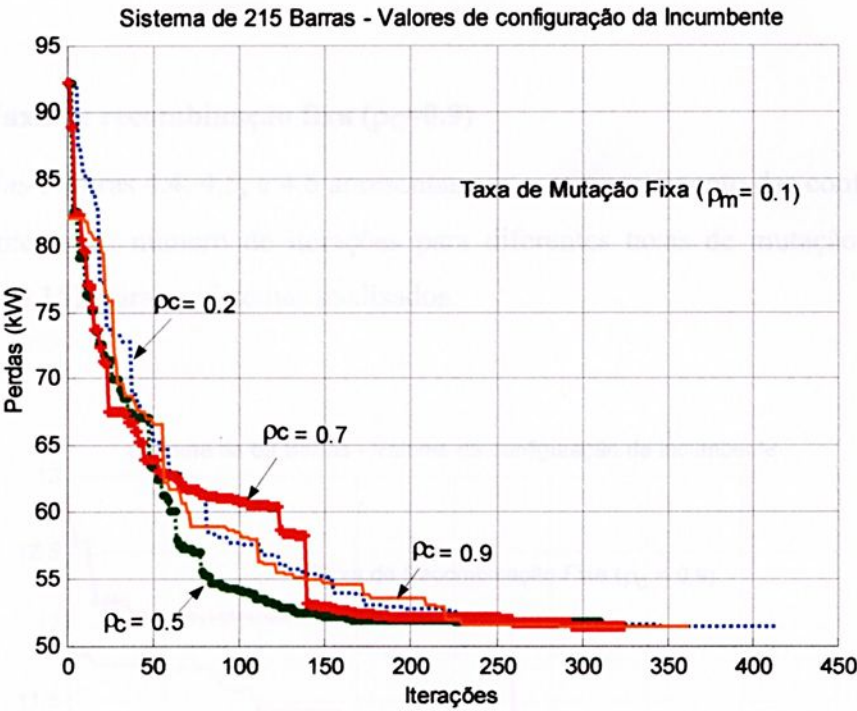


Figura 4.3: Solução incumbente vs. iterações(215 barras, $\rho_m=0,1$).

Tabela 4.5: Resultados - sistema de 215 barras, $\rho_m=0,1$.

ρ_c	Iterações	Incumbente (kW)
0,2	414	51,46101
0,5	311	51,84086
0,7	324	51,43443
0,9	362	51,42133

Analisando-se os resultados apresentados nas Tabelas 4.3, 4.4 e 4.5 e Figuras 4.1, 4.2 e 4.3, verifica-se que os testes com sistemas de médio porte (135 barras, 21 chaves abertas, 215 barras, 72 chaves abertas) indicam que a taxa de recombinação está entre 0,7 e 0,9 mantendo a taxa de mutação fixa em 0,1. Conclui-se que com o aumento da taxa de recombinação são obtidas soluções incumbentes de melhor qualidade, mas com um maior numero de iterações. Este aspecto está relacionado

com a influência da recombinação na melhor distribuição do material genético, e propicia o aumento do espaço de busca e a probabilidade de encontrar soluções ótimas de boa qualidade.

4.1.2 – Taxa de recombinação fixa ($\rho_c=0.9$)

Nas Figuras 4.4, 4.5, e 4.6 apresentam-se o comportamento das configurações incumbentes pelo número de iterações para diferentes taxas de mutação ρ_c (0,01; 0,05; 0,1; 0,15), para os sistemas analisados.

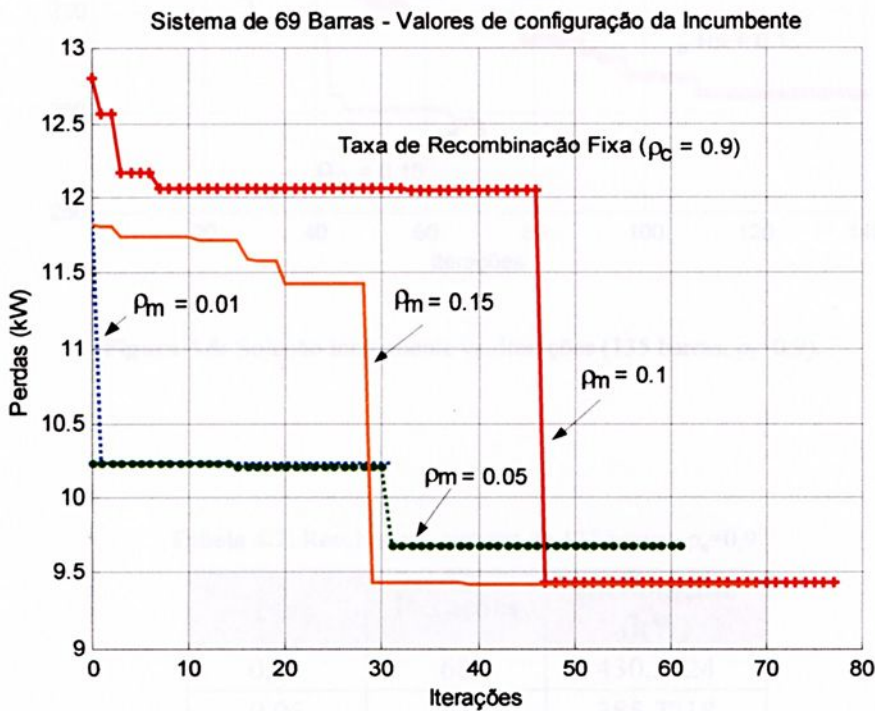


Figura 4.4: Solução incumbente vs. Iterações (69 barras, $\rho_c=0,9$).

Tabela 4.6: Resultados - sistema de 69 barras, $\rho_c=0,9$.

ρ_m	Iterações	Incumbente (kW)
0,01	31	10,2278
0,05	62	9,6918
0,1	77	9,4312
0,15	69	9,4170

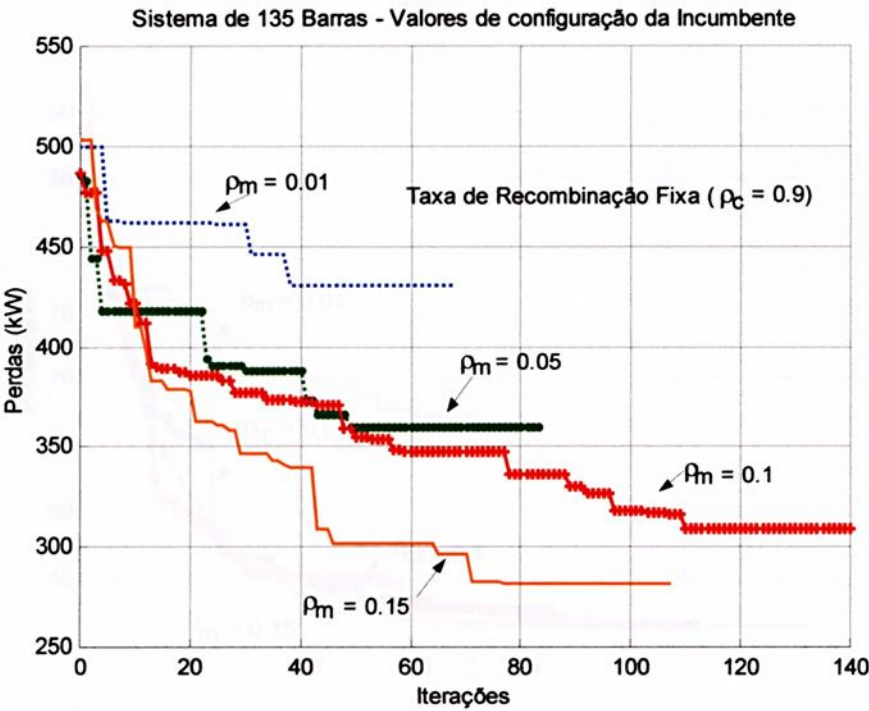


Figura 4.5: Solução incumbente vs. Iterações (135 barras, $\rho_c=0,9$).

Tabela 4.6: Resultados - sistema de 135 barras, $\rho_c=0,9$.

Tabela 4.7: Resultados - sistema de 135 barras, $\rho_c=0,9$

ρ_m	Iterações	Incumbente (kW)
0,01	68	430,2924
0,05	83	385,7218
0,1	141	308,5197
0,15	107	281,7603

Mantendo a taxa de recombinação fixa para distintos valores de taxas de mutação, verificamos que com o aumento da taxa de mutação obtêm-se soluções incumbentes de melhor qualidade, mas com um maior número de iterações, conforme as Figuras 4.4, 4.5, e 4.6 e as Tabelas 4.6, 4.7 e 4.8. Este aspecto mostra a importância da taxa de mutação para a saída de pontos de ótimos locais e alcançar novos espaços de busca, provocando maior número de iterações, mas obtendo-se soluções incumbentes de melhor qualidade.

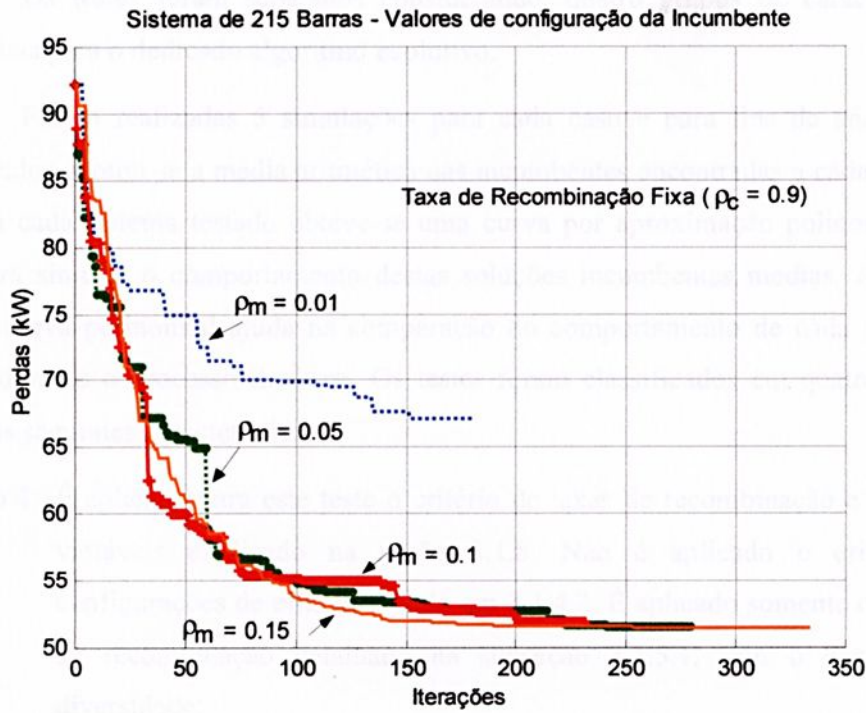


Figura 4.6: Solução incumbente vs. Iterações (215 barras, $\rho_c=0,9$).

Tabela 4.8: Resultados - sistema de 215 barras, $\rho_c=0,9$.

ρ_m	Iterações	Incumbente (kW)
0,01	183	67,12854
0,05	280	51,63354
0,1	232	51,84805
0,15	334	51,43620

Mantendo a taxa de recombinação fixa para distintos valores de taxas de mutação, verifica-se que com o aumento da taxa de mutação obtém-se soluções incumbentes de melhor qualidade, mas com um maior número de iterações, conforme as Figuras 4.4, 4.5, e 4.6 e as Tabelas 4.6, 4.7 e 4.8. Este aspecto mostra a importância da taxa de mutação para a saída de pontos de ótimos locais e alcançar novos espaços de busca, provocando maior número de iterações, mas obtendo-se soluções incumbentes de melhor qualidade.

4.2 Análises dos diferentes critérios Aplicados no algoritmo evolutivo

Os testes foram separados considerando, quatro grupos de características previstas para o dedicado algoritmo evolutivo.

Foram realizadas 5 simulações para cada caso e para fins de análise dos resultados adotou-se a media aritmética das incumbentes encontradas a cada iteração. Para cada sistema testado obteve-se uma curva por aproximação polinomial que procura simular o comportamento destas soluções incumbentes medias. A análise desta curva polinomial ajuda na comparação do comportamento de cada grupo de teste durante o processo iterativo. Os testes foram classificados em quatro grupos com as seguintes características.

- Grupo 4: É aplicado para este teste o critério de taxas de recombinação e mutação variáveis explicado na seção 3.1.8. Não é aplicado o critério de configurações de elite detalhado em 3.1.4.2. É aplicado somente o método de recombinação detalhado na subseção 3.1.5.1, sem o controle de diversidade;
- Grupo 3: É aplicado para este teste o critério de taxas de recombinação e mutação variáveis, com a inclusão do critério de configurações de elite detalhado em 3.1.4.2. É aplicado somente o método de recombinação detalhado na subseção 3.1.5.1, sem o controle de diversidade;
- Grupo 2: É aplicado para este teste o critério de taxas de recombinação e mutação variáveis, com a inclusão do critério de configurações de elite detalhado em 3.1.4.2. É aplicado os dois critérios de recombinação explicado em 3.1.5.1 e 3.1.5.2, sem o controle de diversidade.
- Grupo 1: É aplicado para este teste o critério de taxas de recombinação e mutação variáveis 3.1.8, com a inclusão do critério de configurações de elite detalhado em 3.1.4.2. É aplicado os dois critérios de recombinação explicado em 3.1.5.1 e 3.1.5.2, com o uso dos controles de diversidade 3.1.9.1 e 3.1.9.2.

Os testes foram realizados utilizando as populações da Tabela 4.9



Tabela 4.9: Populações para todos os testes

Sistema	População		
14	10	20	30
69	10	30	50
135	30	60	120
215	30	60	120

4.2.1 – Sistema de 14 barras.

Para o analisar o comportamento do algoritmo evolutivo sob diferentes características para o sistema de 14 barras se fixa em 30 o numero máximo de iterações. Analisam-se as populações da Tabela 4.9. As Figuras 4.7, 4.9, e 4.11 mostram a media das soluções incumbentes por iteração, e as Figuras 4.8, 4.10, e 4.12 mostram a curva polinomial que simula a tendência do comportamento das medias das soluções incumbentes por iteração para cada grupo analisado.

Tabela 4.10: Sistema de 14 barras - população 10.

População	Tempo médio (10 ⁻² seg)	Melhor Incumbente media (kW)
Grupo 1	35	466,12
Grupo 2	30	468,31
Grupo 3	6	466,12
Grupo 4	7	471,36

Tabela 4.11: Sistema de 14 barras - população 20.

População	Tempo médio (10 ⁻² seg)	Melhor Incumbente media (kW)
Grupo 1	65	466,12
Grupo 2	59	466,12
Grupo 3	15	466,12
Grupo 4	22	466,12

Tabela 4.12: Sistema de 14 barras - população 30.

População	Tempo médio (10 ⁻² seg)	Melhor Incumbente media (kW)
Grupo 1	95	466,12
Grupo 2	85	466,12
Grupo 3	32	466,12
Grupo 4	33	466,12

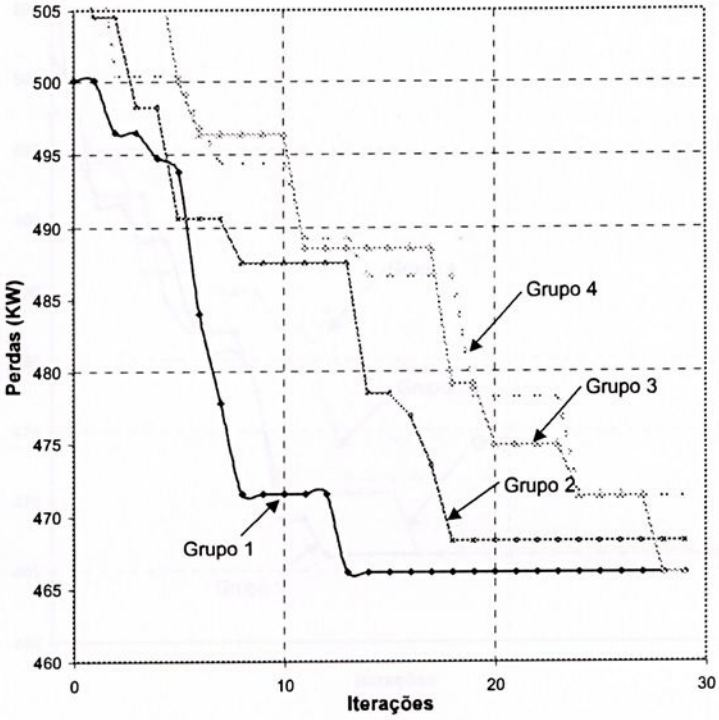


Figura 4.7: Solução incumbente media vs. Iterações (14 barras, 10 população).

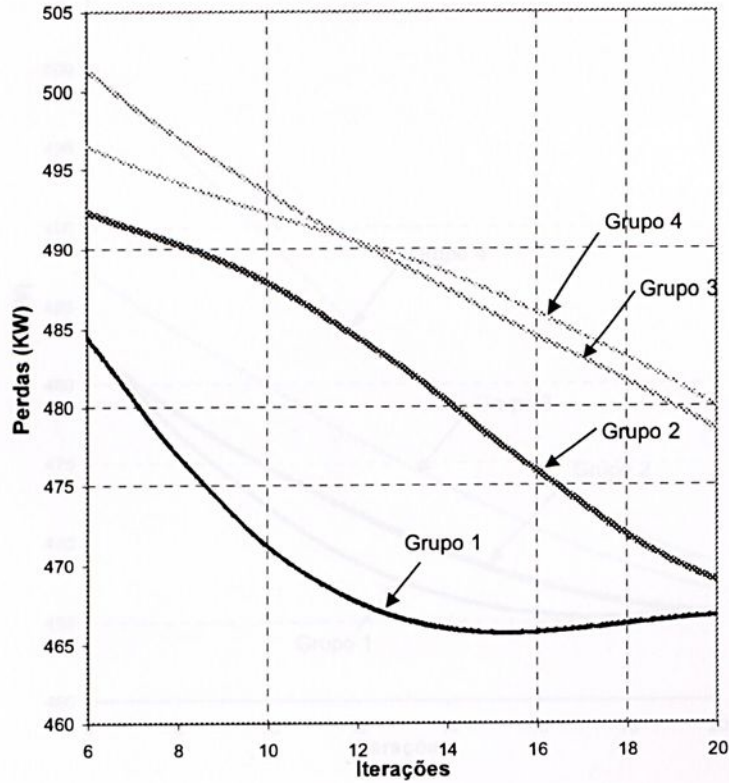


Figura 4.8: Tendência da solução incumbente media vs. Iterações (14 barras, 10 população).

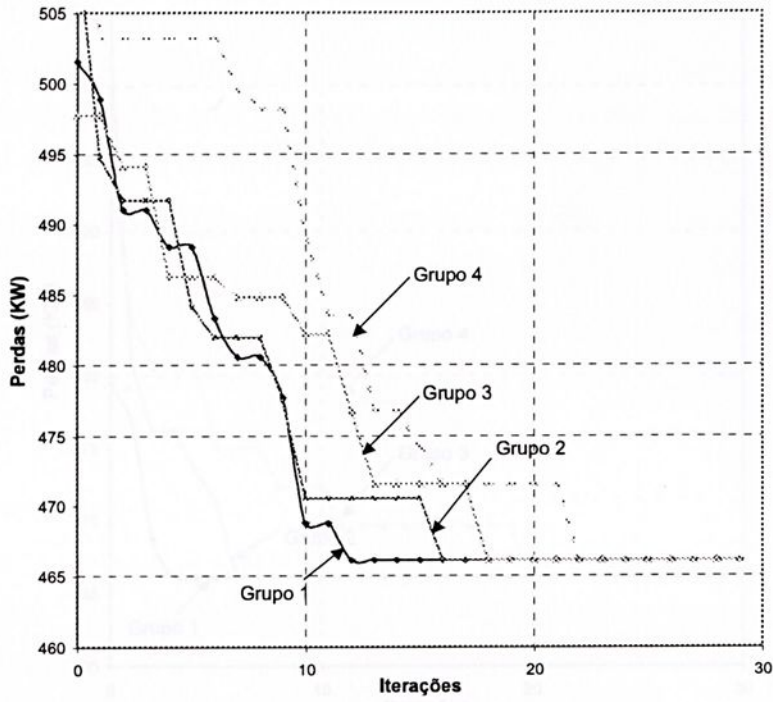


Figura 4.9: Solução incumbente media vs. Iterações (14 barras, 20 população).

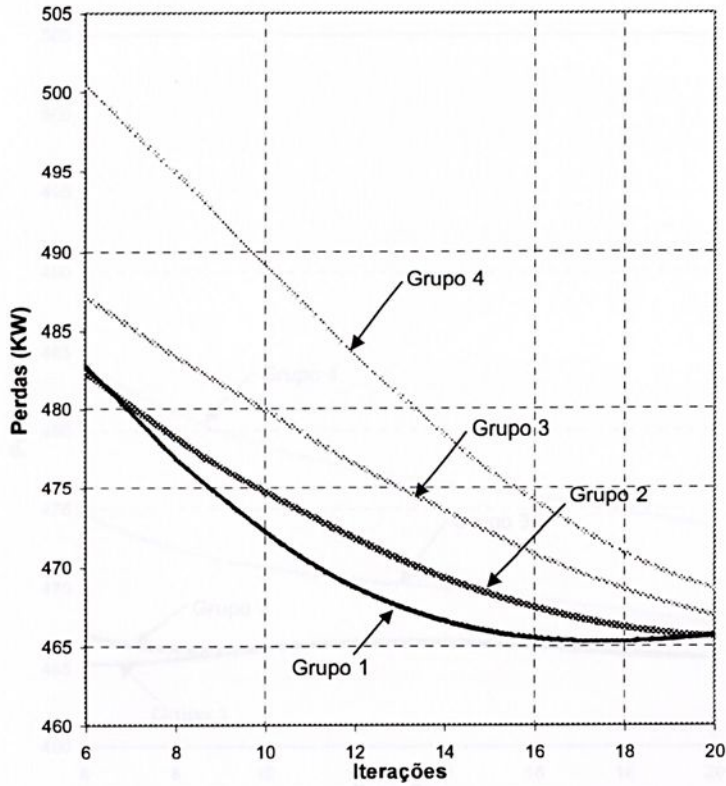


Figura 4.10: Tendência da solução incumbente media vs. Iterações (14 barras, 20 população).

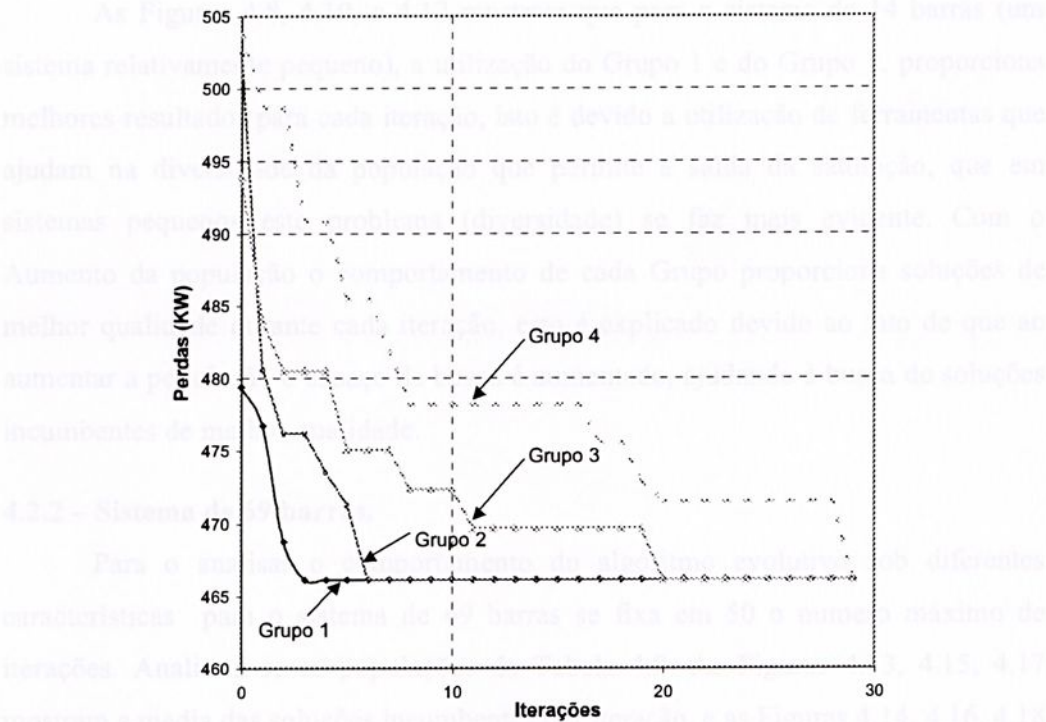


Figura 4.11: Solução incumbente media vs. Iterações (14 barras, 30 população).

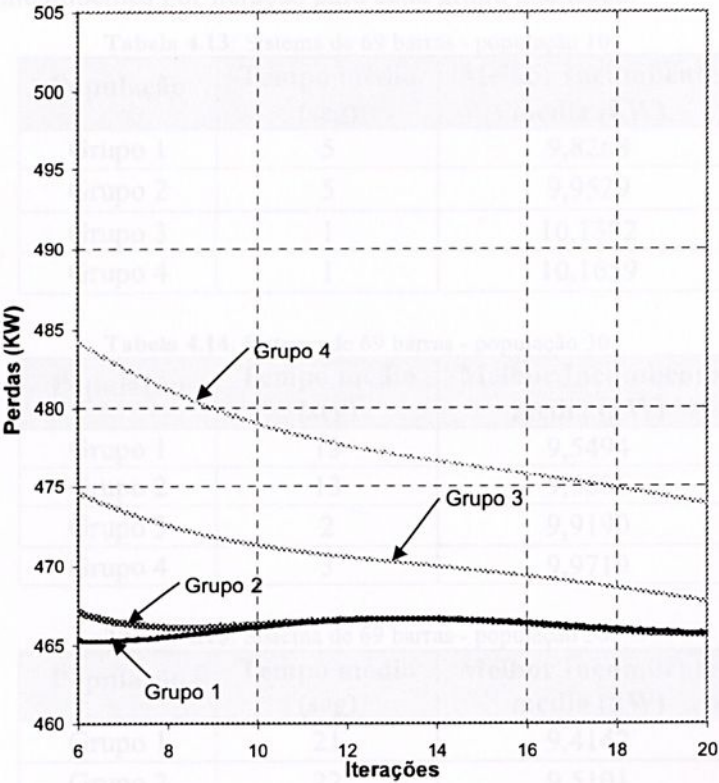


Figura 4.12: Tendência da solução incumbente media vs. Iterações (14 barras, 30 população).

As Figuras 4.8, 4.10, e 4.12 mostram que para o sistema de 14 barras (um sistema relativamente pequeno), a utilização do Grupo 1 e do Grupo 2, proporciona melhores resultados para cada iteração, isto é devido a utilização de ferramentas que ajudam na diversidade da população que permite a saída da saturação, que em sistemas pequenos este problema (diversidade) se faz mais evidente. Com o Aumento da população o comportamento de cada Grupo proporciona soluções de melhor qualidade durante cada iteração, isto é explicado devido ao fato de que ao aumentar a população o espaço de busca é aumentado, ajudando à busca de soluções incumbentes de melhor qualidade.

4.2.2 – Sistema de 69 barras.

Para o analisar o comportamento do algoritmo evolutivo sob diferentes características para o sistema de 69 barras se fixa em 50 o numero máximo de iterações. Analisam-se as populações da Tabela 4.9. As Figuras 4.13, 4.15, 4.17 mostram a media das soluções incumbentes por iteração, e as Figuras 4.14, 4.16, 4.18 mostram a curva polinomial que simula a tendência do comportamento das medias das soluções incumbentes por iteração para cada grupo analisado.

Tabela 4.13: Sistema de 69 barras - população 10.

População	Tempo médio (seg)	Melhor Incumbente media (kW)
Grupo 1	5	9,8268
Grupo 2	5	9,9529
Grupo 3	1	10,1382
Grupo 4	1	10,1659

Tabela 4.14: Sistema de 69 barras - população 30.

População	Tempo médio (seg)	Melhor Incumbente media (kW)
Grupo 1	13	9,5494
Grupo 2	13	9,5606
Grupo 3	2	9,9190
Grupo 4	3	9,9719

Tabela 4.15: Sistema de 69 barras - população 50.

População	Tempo médio (seg)	Melhor Incumbente media (kW)
Grupo 1	21	9,4142
Grupo 2	22	9,5101
Grupo 3	5	9,4181
Grupo 4	6	9,7031



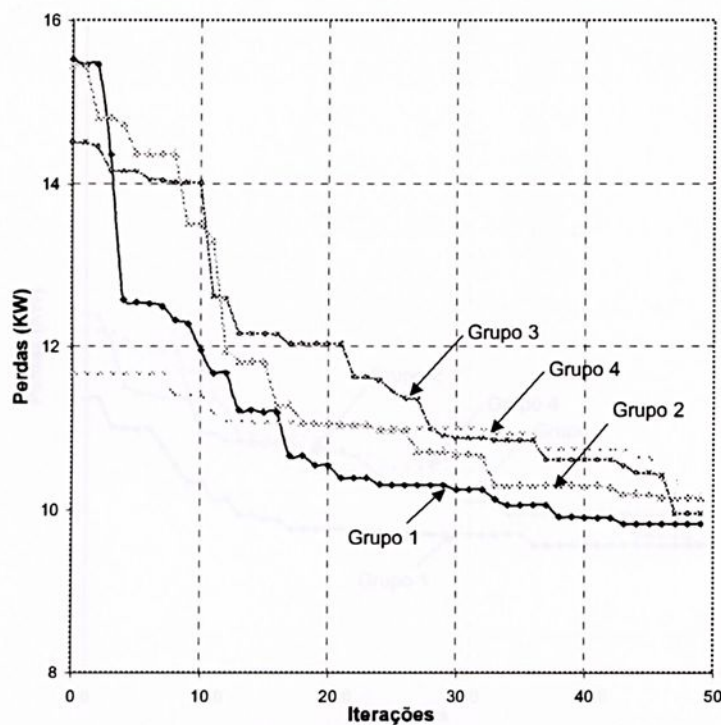


Figura 4.13: Solução incumbente media vs. Iterações (69 barras, 10 população).

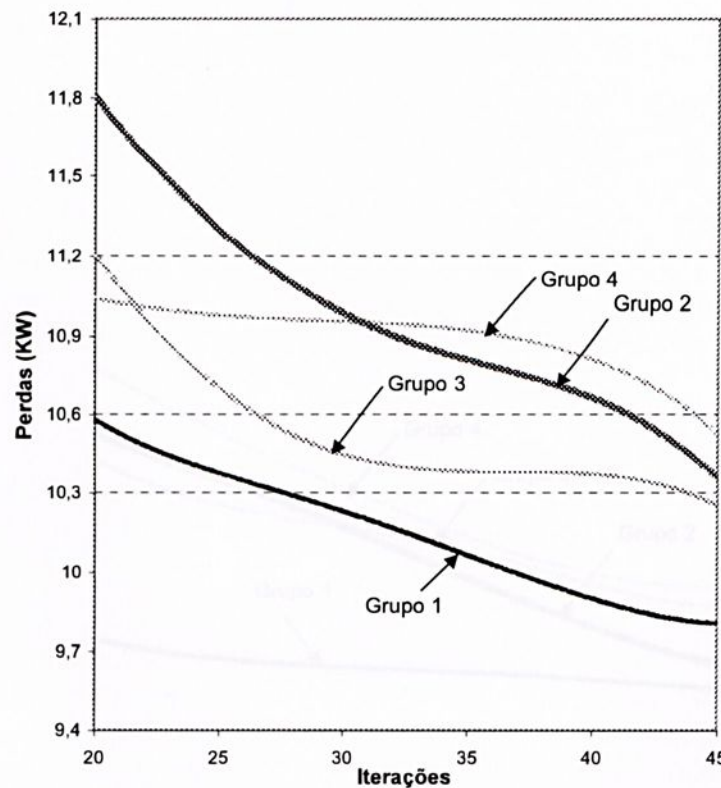


Figura 4.14: Tendência da solução incumbente media vs. Iterações (69 barras, 10 população).

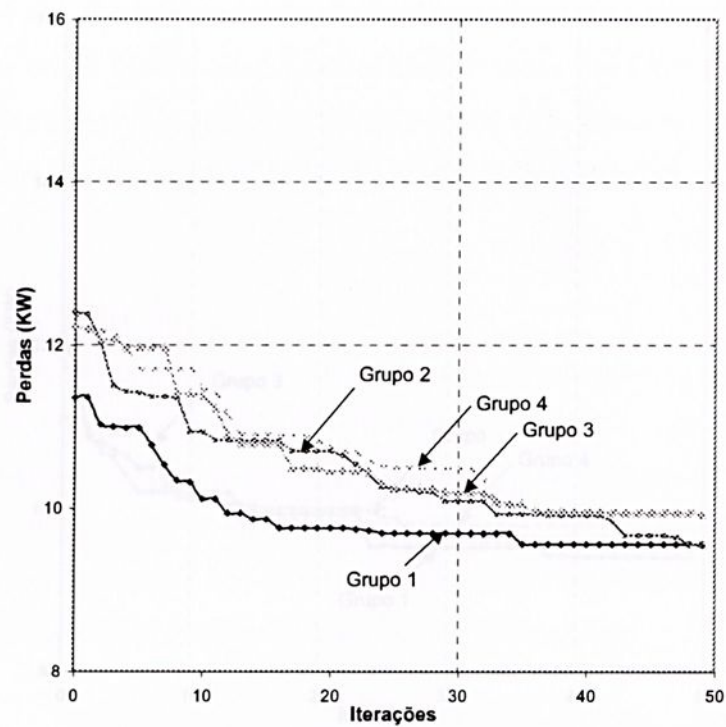


Figura 4.15: Solução incumbente media vs. Iterações (69 barras, 30 população).

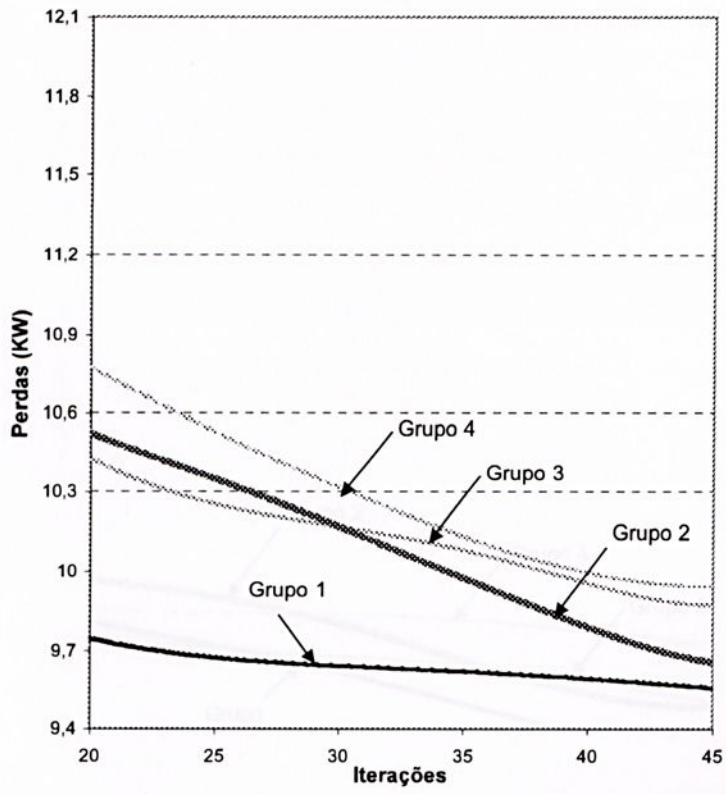


Figura 4.16: Tendência da solução incumbente media vs. Iterações (69 barras, 30 população).

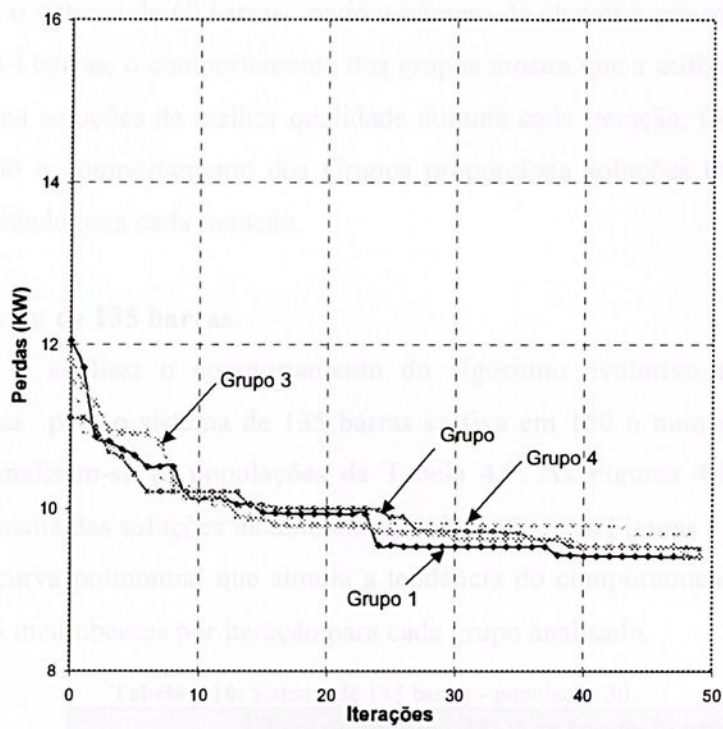


Figura 4.17: Solução incumbente media vs. Iterações (69 barras, 50 população).

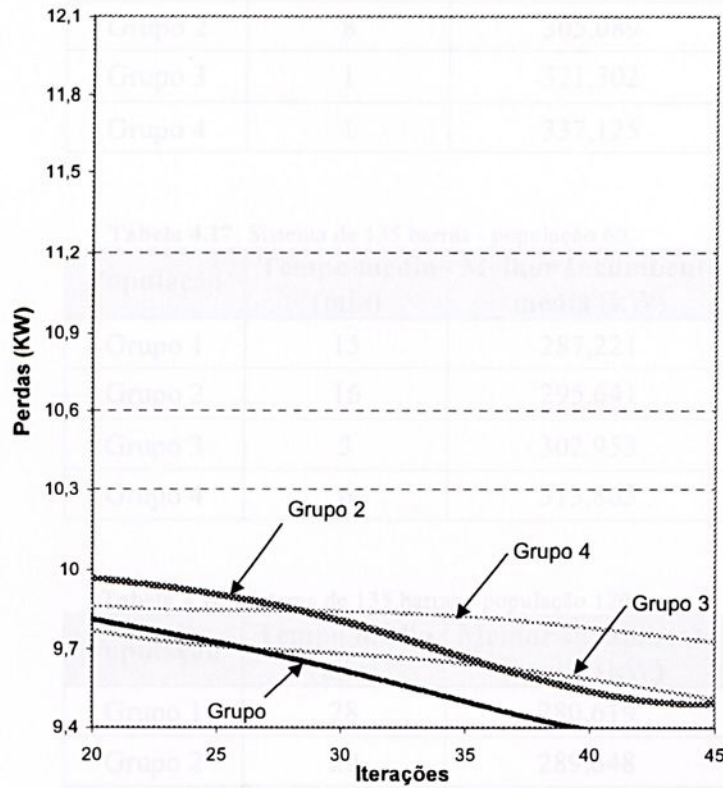


Figura 4.18: Tendência da solução incumbente media vs. Iterações (69 barras, 50 população).

Para o sistema de 69 barras, onde o número de chaves é pouco maior que do sistema de 14 barras, o comportamento dos grupos mostra que a utilização do Grupo 1 proporciona soluções de melhor qualidade durante cada iteração. Com o aumento da população o comportamento dos Grupos proporciona soluções incumbentes de melhor qualidade para cada iteração.

4.2.3 – Sistema de 135 barras.

Para o analisar o comportamento do algoritmo evolutivo sob diferentes características para o sistema de 135 barras se fixa em 150 o número máximo de iterações. Analisam-se as populações da Tabela 4.9. As Figuras 4.19, 4.21, 4.23 mostram a média das soluções incumbentes por iteração, e as Figuras 4.20, 4.22, 4.24 mostram a curva polinomial que simula a tendência do comportamento das médias das soluções incumbentes por iteração para cada grupo analisado.

Tabela 4.16: Sistema de 135 barras - população 30.

População	Tempo médio (min)	Melhor Incumbente média (kW)
Grupo 1	7	289,187
Grupo 2	8	305,089
Grupo 3	1	321,302
Grupo 4	1	337,125

Tabela 4.17: Sistema de 135 barras - população 60.

População	Tempo médio (min)	Melhor Incumbente média (kW)
Grupo 1	15	287,221
Grupo 2	16	295,641
Grupo 3	3	302,953
Grupo 4	6	313,865

Tabela 4.18: Sistema de 135 barras - população 120.

População	Tempo médio (min)	Melhor Incumbente média (kW)
Grupo 1	28	280,619
Grupo 2	29	289,648
Grupo 3	6	285,463
Grupo 4	9	302,903

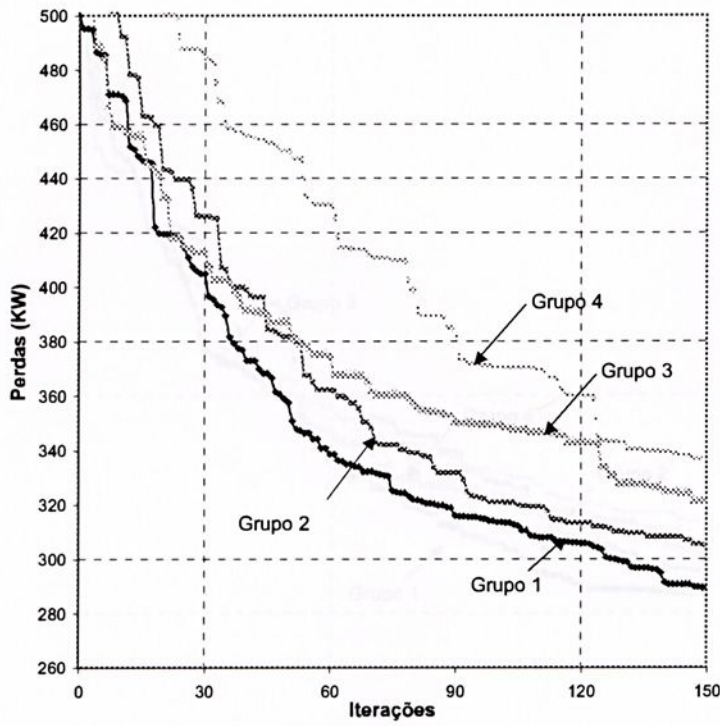


Figura 4.19: Solução incumbente media vs. Iterações (135 barras, 30 população).

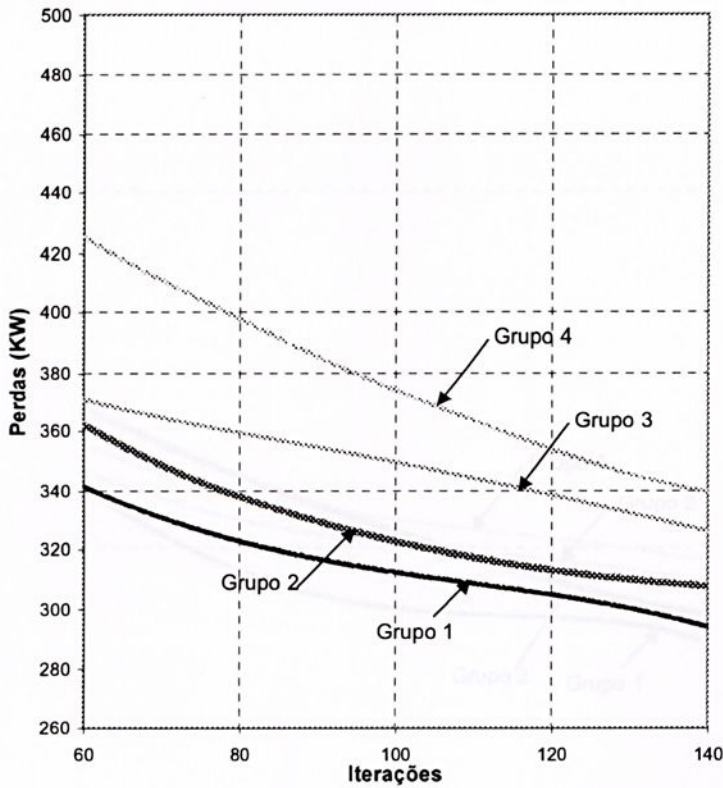


Figura 4.20: Tendência da solução incumbente media vs. Iterações (135 barras, 30 população).

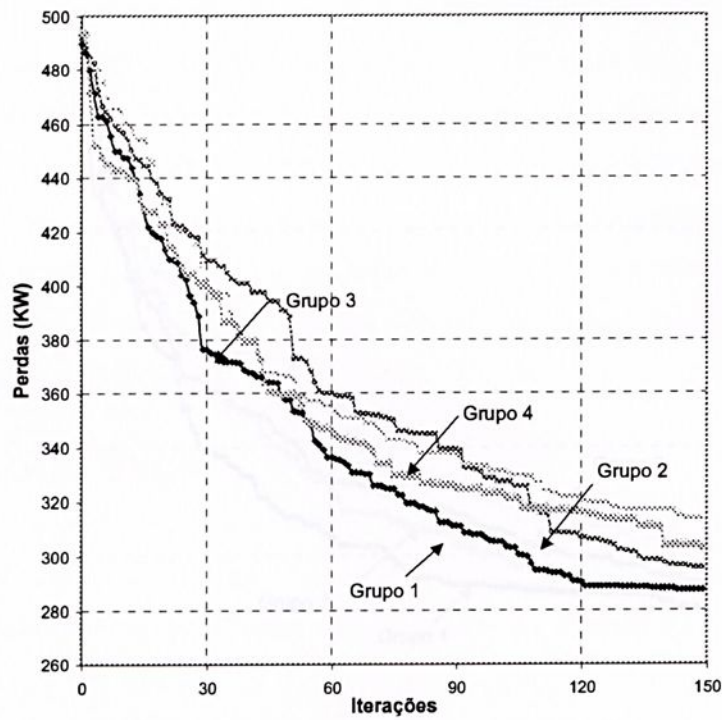


Figura 4.21: Solução incumbente media vs. Iterações (135 barras, 60 população).

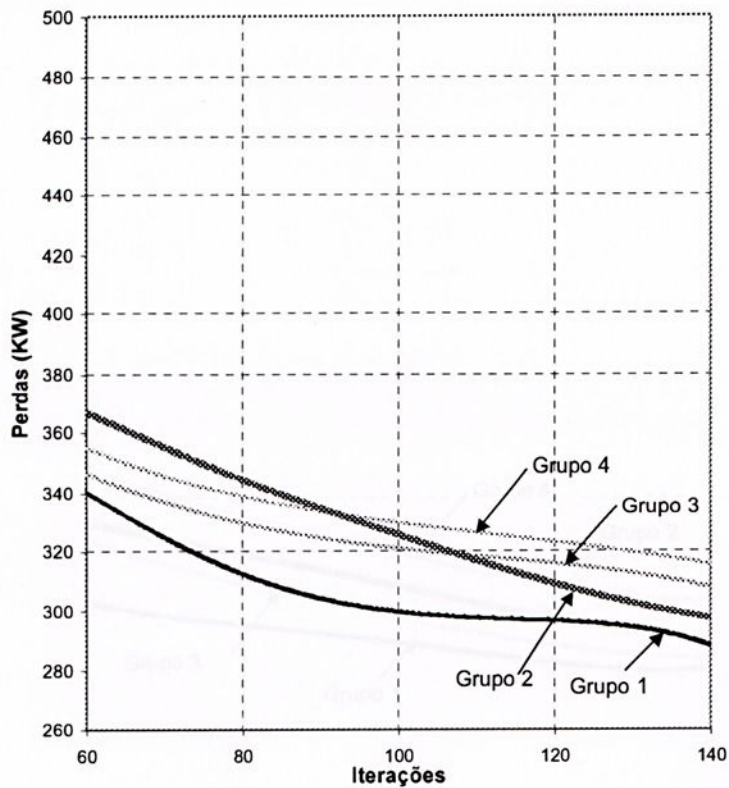


Figura 4.22: Tendência da solução incumbente media vs. Iterações (135 barras, 60 população).

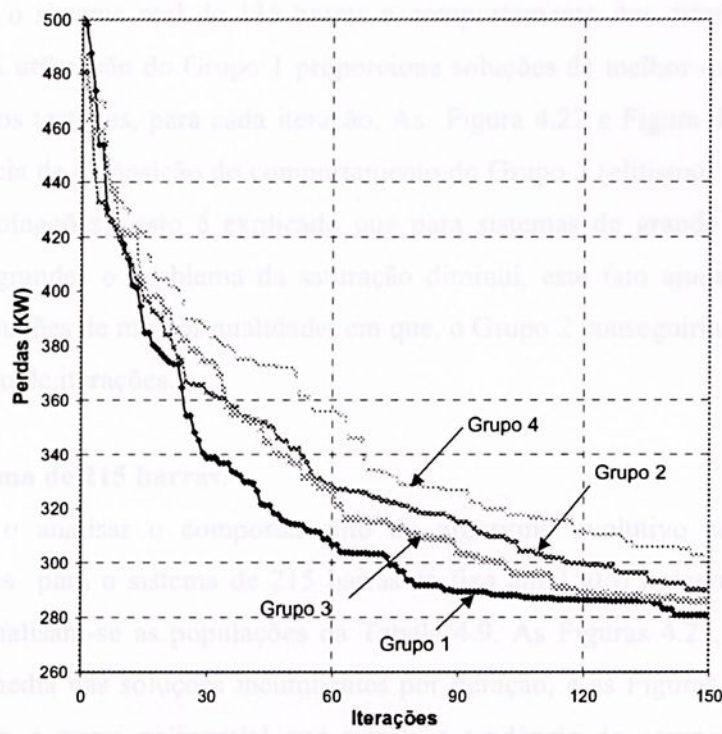


Figura 4.23: Solução incumbente media vs. Iterações (135 barras, 120 população).

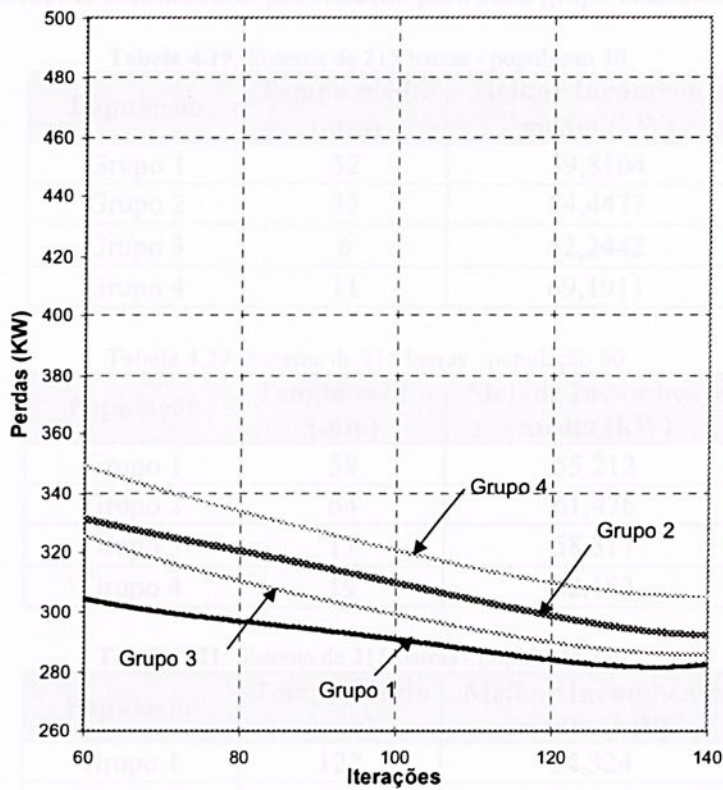


Figura 4.24: Tendência da solução incumbente media vs. Iterações (135 barras, 120 população).

Com o sistema real de 135 barras o comportamento dos diferentes Grupos mostra que a utilização do Grupo 1 proporciona soluções de melhor qualidade, para todos os casos testados, para cada iteração. As Figura 4.22 e Figura 4.24, mostram uma diferencia da disposição do comportamento do Grupo 3 (elitismo) e do Grupo 4 (dois recombinações), isto é explicado que para sistemas de grande porte e com populações grandes o problema da saturação diminui, este fato ajuda ao Grupo 3 encontrar soluções de melhor qualidade, em que, o Grupo 2 conseguiria mas com um maior numero de iterações.

4.2.4 – Sistema de 215 barras.

Para o analisar o comportamento do algoritmo evolutivo sob diferentes características para o sistema de 215 barras se fixa em 150 o numero máximo de iterações. Analisam-se as populações da Tabela 4.9. As Figuras 4.25, 4.27, e 4.29 mostram a media das soluções incumbentes por iteração, e as Figuras 4.26, 4.28, e 4.30 mostram a curva polinomial que simula a tendência do comportamento das medias das soluções incumbentes por iteração para cada grupo analisado.

Tabela 4.19: Sistema de 215 barras - população 30.

População	Tempo médio (min)	Melhor Incumbente media (kW)
Grupo 1	32	59,8104
Grupo 2	33	64,4477
Grupo 3	6	62,2442
Grupo 4	11	69,1911

Tabela 4.20: Sistema de 215 barras - população 60.

População	Tempo médio (min)	Melhor Incumbente media (kW)
Grupo 1	59	55,212
Grupo 2	64	61,476
Grupo 3	17	58,317
Grupo 4	19	62,183

Tabela 4.21: Sistema de 215 barras - população 120.

População	Tempo médio (min)	Melhor Incumbente media (kW)
Grupo 1	122	54,324
Grupo 2	123	56,444
Grupo 3	40	55,691
Grupo 4	56	56,755



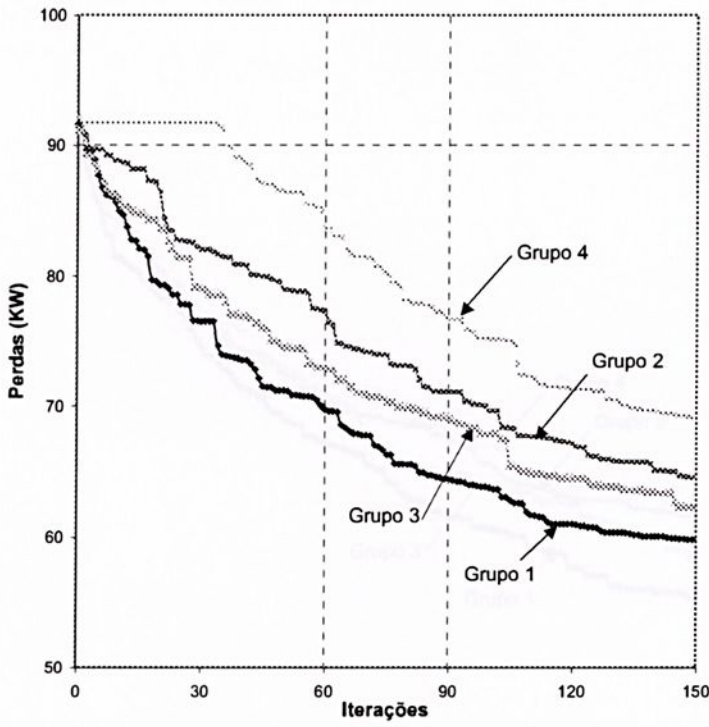


Figura 4.25: Solução incumbente media vs. Iterações (215 barras, 30 população).

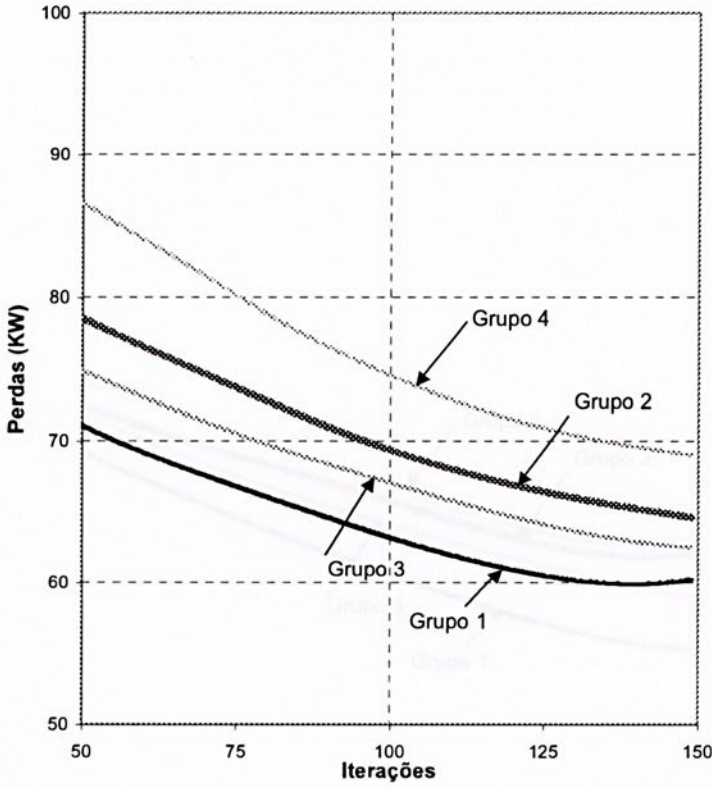


Figura 4.26: Tendência da solução incumbente media vs. Iterações (215 barras, 30 população).

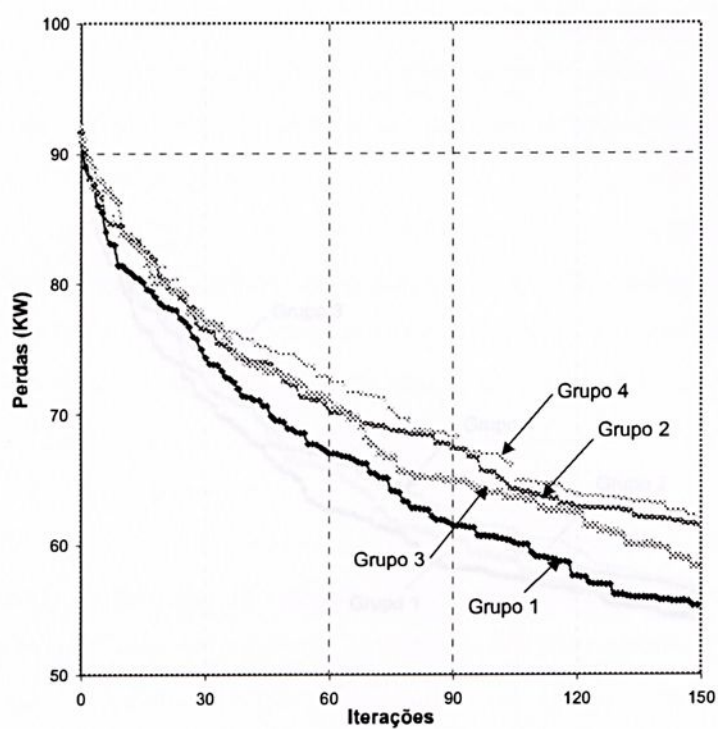


Figura 4.27: Solução incumbente media vs. Iterações (215 barras, 60 população).

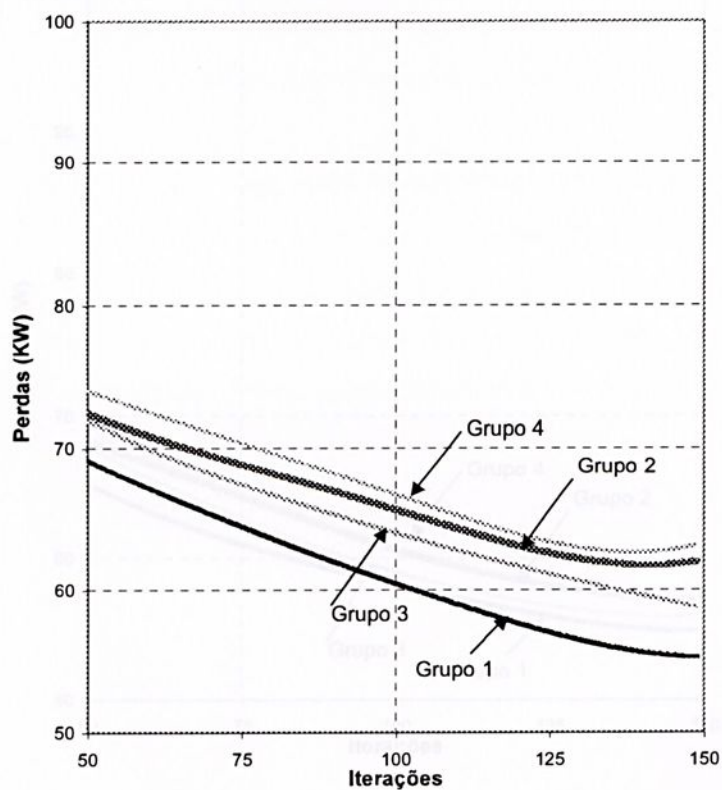


Figura 4.28: Tendência da solução incumbente media vs. Iterações (215 barras, 60 população).

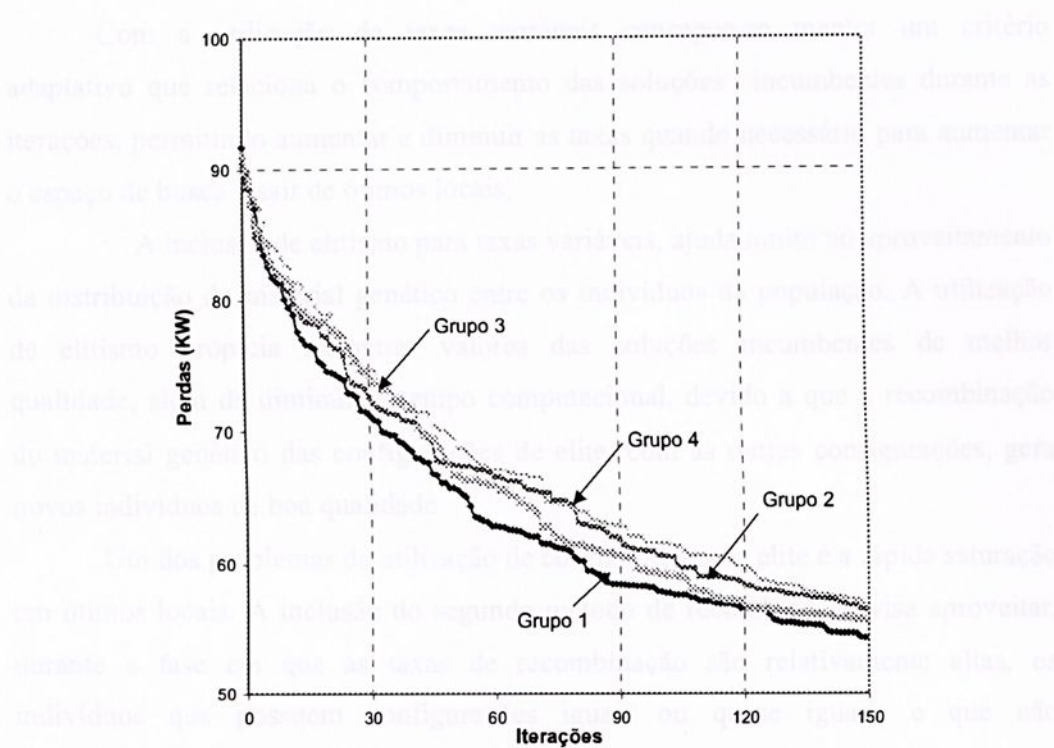


Figura 4.29: Solução incumbente media vs. Iterações (215 barras, 120 população).

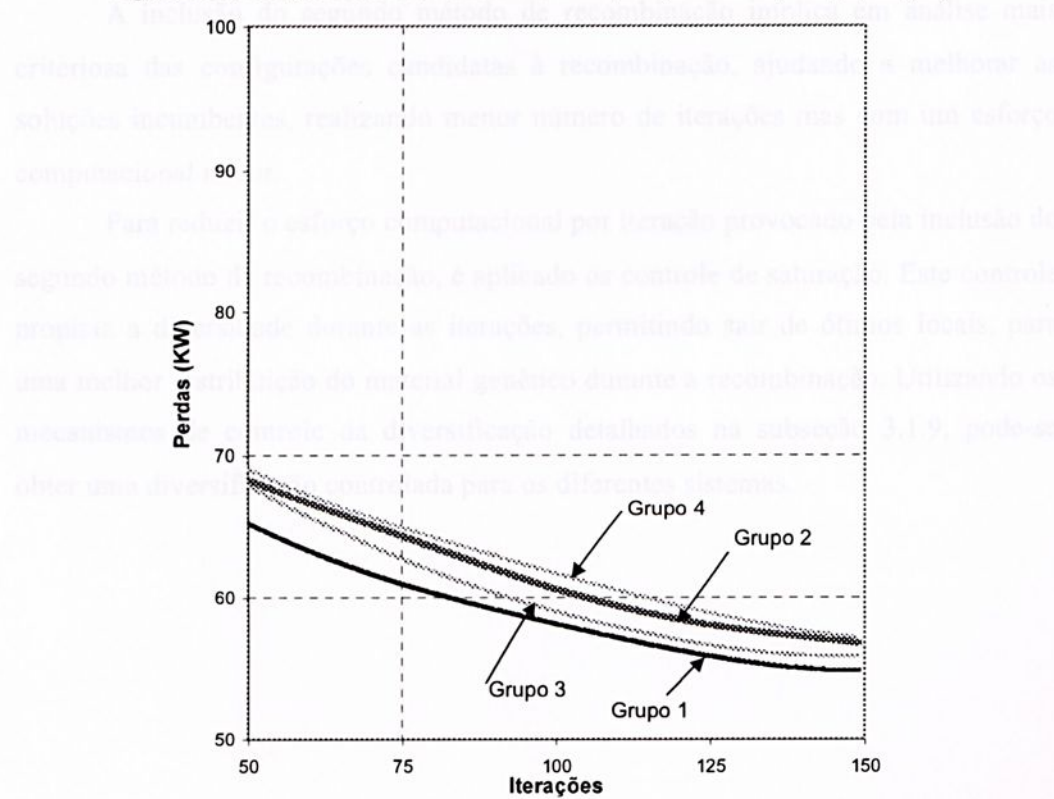


Figura 4.30: Tendência da solução incumbente media vs. Iterações (215 barras, 120 população).

Com a utilização de taxas variáveis consegue-se manter um critério adaptativo que relaciona o comportamento das soluções incumbentes durante as iterações, permitindo aumentar e diminuir as taxas quando necessário para aumentar o espaço de busca e sair de ótimos locais.

A inclusão de elitismo para taxas variáveis, ajuda muito no aproveitamento da distribuição do material genético entre os indivíduos da população. A utilização de elitismo propicia encontrar valores das soluções incumbentes de melhor qualidade, além de diminuir o tempo computacional, devido a que a recombinação do material genético das configurações de elite, com as outras configurações, gera novos indivíduos de boa qualidade.

Um dos problemas da utilização de configurações de elite é a rápida saturação em ótimos locais. A inclusão do segundo método de recombinação visa aproveitar, durante a fase em que as taxas de recombinação são relativamente altas, os indivíduos que possuem configurações iguais ou quase iguais, e que não conseguiram se recombinar quando realizado o primeiro método.

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

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 3.1.9, pode-se obter uma diversificação controlada para os diferentes sistemas.



4.3 Comparação da diversidade

Nestes testes analisa-se a diversidade da população durante o ciclo geracional do algoritmo considerando elitismo, dois métodos de recombinação e controle da saturação. Em todos os testes as taxas de recombinação e mutação variam dependentemente da solução incumbente.

4.3.1 - Diversidade com elitismo

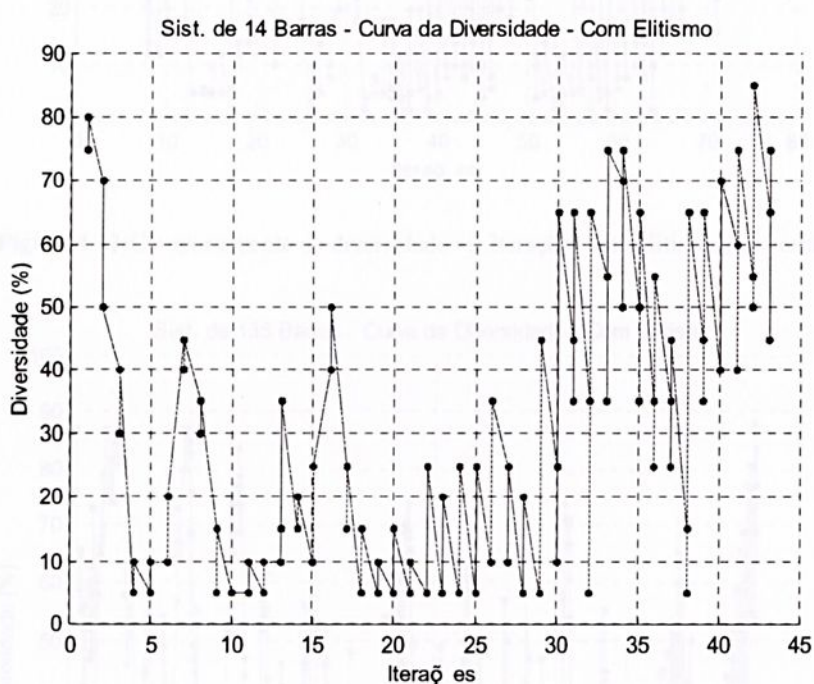


Figura 4.31: Comportamento da diversidade vs. Iterações com elitismo (14 barras).

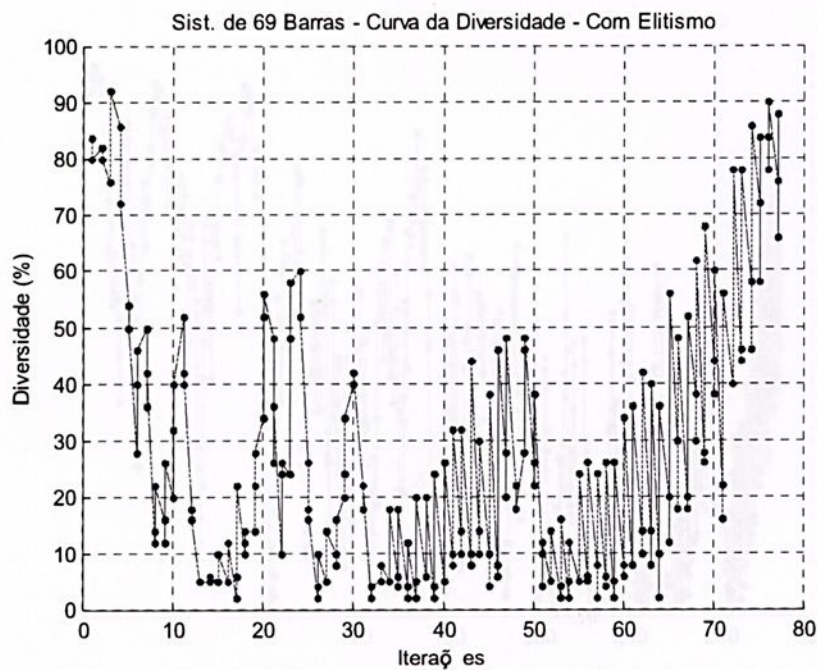


Figura 4.32: Comportamento da diversidade vs. Iterações com elitismo (69 barras).

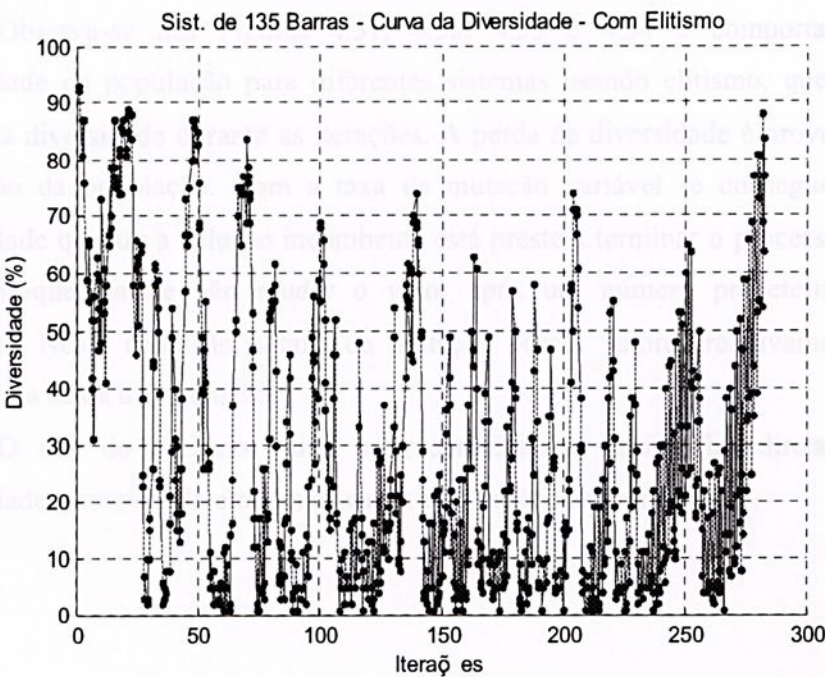


Figura 4.33: Comportamento da diversidade vs. Iterações com elitismo (135 barras).

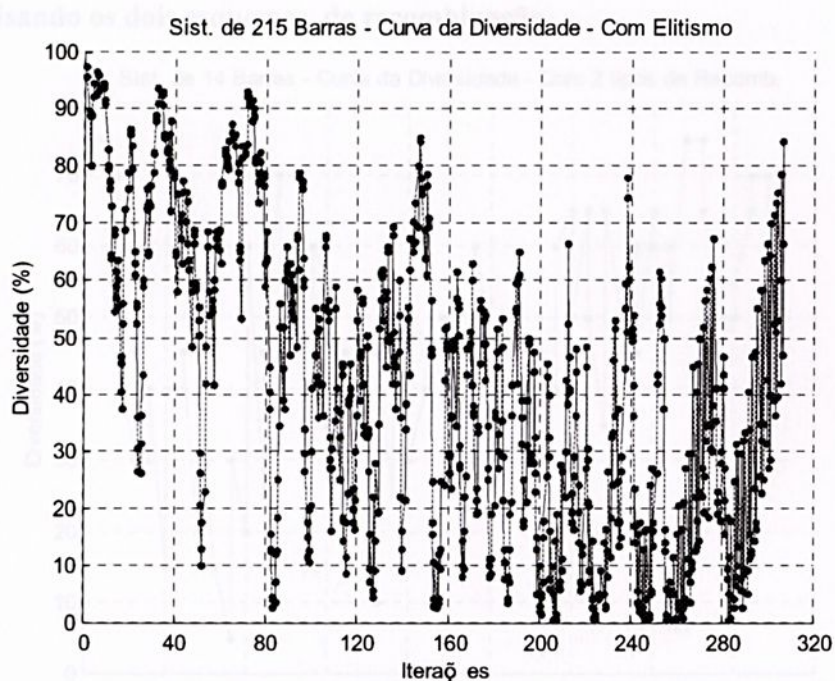


Figura 4.34: Comportamento da diversidade vs. Iterações com elitismo (215 barras).

Observa-se nas Figuras 4.31, 4.32, 4.33 e 4.34 o comportamento da diversidade da população para diferentes sistemas usando elitismo, que mostra a perda da diversidade durante as iterações. A perda de diversidade é provocada pela saturação da população. Com a taxa de mutação variável se consegue elevar a diversidade quando a solução incumbente está preste a terminar o processo iterativo em consequência de não mudar o valor após um número predeterminado de iterações. Nesta condição a taxa de mutação possui valores relativamente altos, ajudando a saída da saturação.

O uso de elitismo ajuda na recombinação, mas influi diretamente na diversidade, provocando em alguns casos convergências prematuras.

4.3.2 Usando os dois esquemas de recombinação

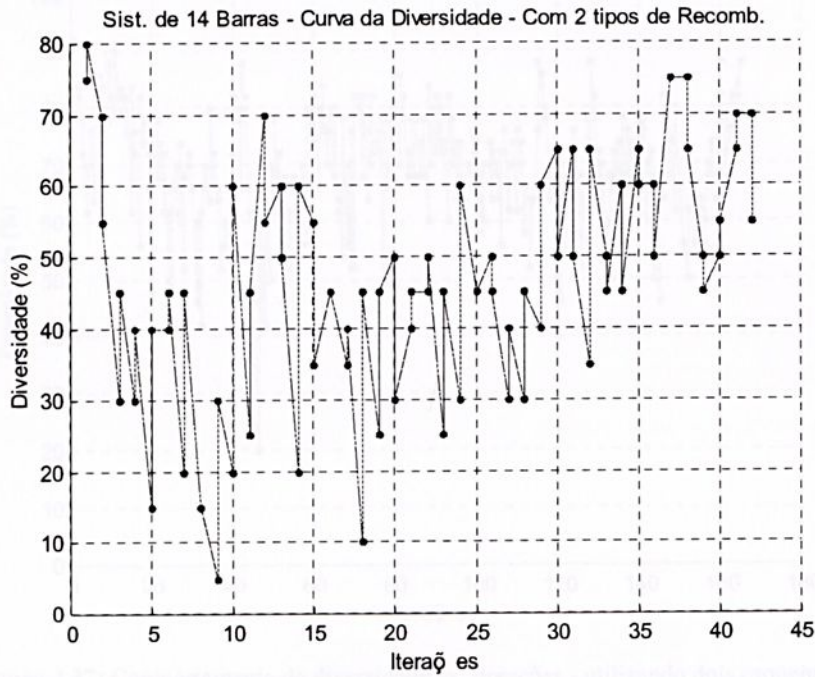


Figura 4.35: Comportamento da diversidade vs. Iterações - utilizando os dois esquemas de recombinação (14 barras).

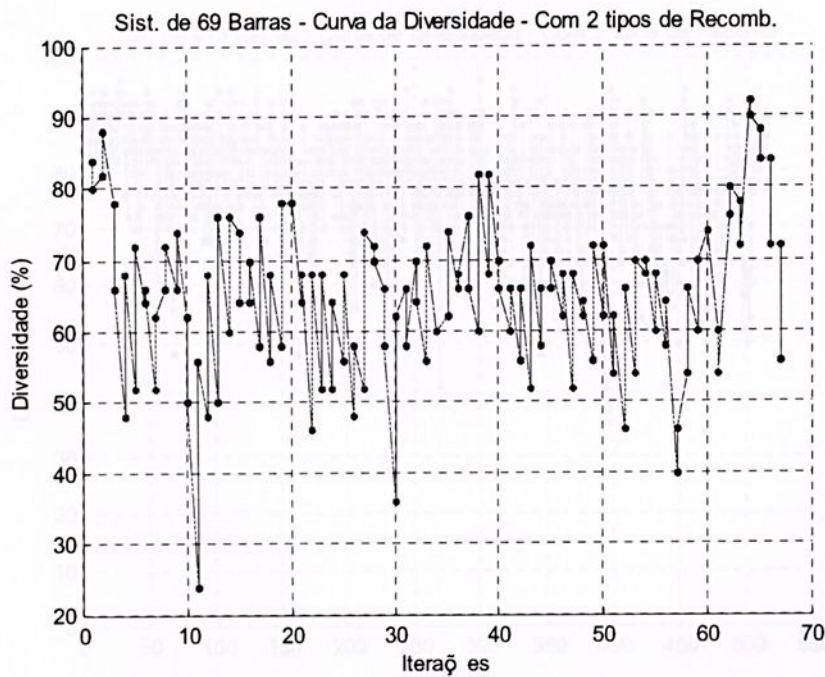


Figura 4.36: Comportamento da diversidade vs. Iterações - utilizando dois esquemas de recombinação (69 barras).

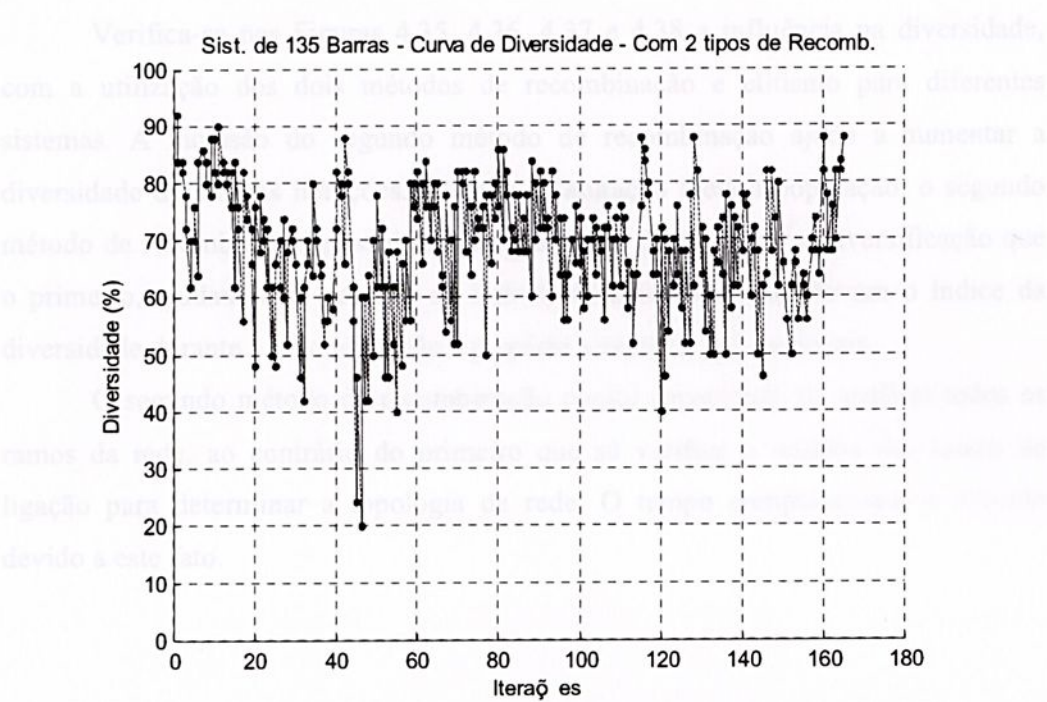


Figura 4.37: Comportamento da diversidade vs. Itens - utilizando dois esquemas de recombinação(135 barras).

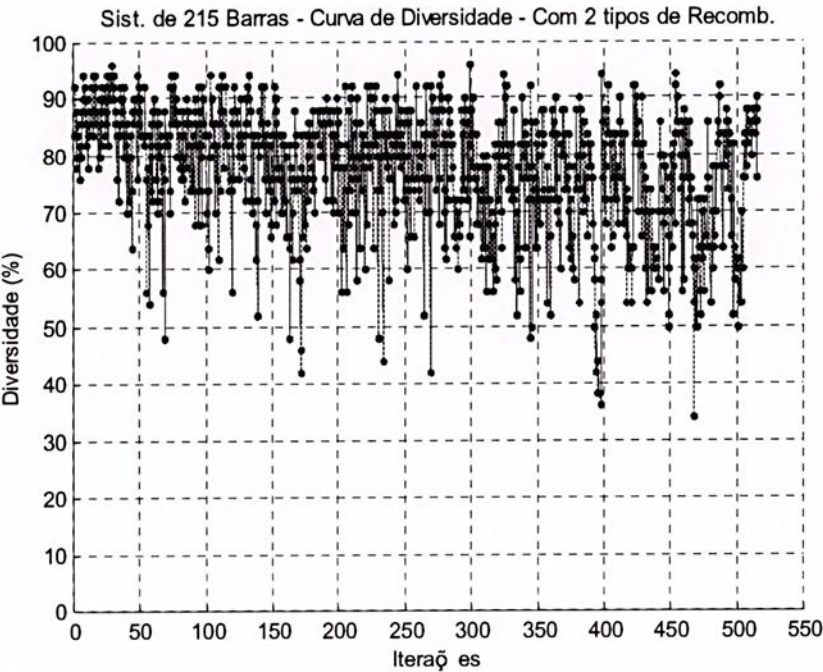


Figura 4.38: Comportamento da diversidade vs. Itens - utilizando dois esquemas de recombinação (215 barras).

Verifica-se nas Figuras 4.35, 4.36, 4.37 e 4.38 a influência na diversidade, com a utilização dos dois métodos de recombinação e elitismo para diferentes sistemas. A inclusão do segundo método de recombinação ajuda a aumentar a diversidade durante as iterações. Quando a saturação afeta a população, o segundo método de recombinação possui maior capacidade de aumentar a diversificação que o primeiro, ajudando na geração de indivíduos diferentes que elevam o índice da diversidade durante a recombinação e propicia a saída de ótimos locais.

O segundo método de recombinação possui capacidade de analisar todos os ramos da rede, ao contrário do primeiro que só verifica o estados dos ramos de ligação para determinar a topologia da rede. O tempo computacional é elevado devido a este fato.



Figura 4.35: Comportamento da diversidade vs. iterações - aplicação controle de diversidade ($\alpha_{\text{div}} = 10\%$) (14 barras).



Figura 4.36: Comportamento da diversidade vs. iterações - aplicação controle de diversidade ($\alpha_{\text{div}} = 50\%$) (54 barras).

4.3.3 - Usando os Controle de Diversidade

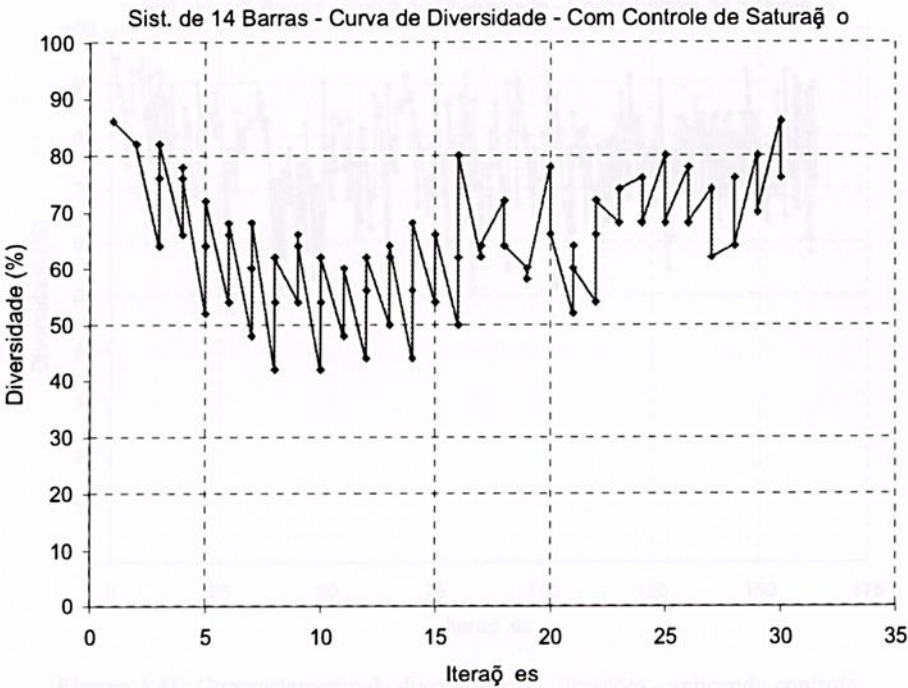


Figura 4.39: Comportamento da diversidade vs. Iterações - aplicando controle da diversidade $D_{\mu,x} = 40\%$ (14 barras).

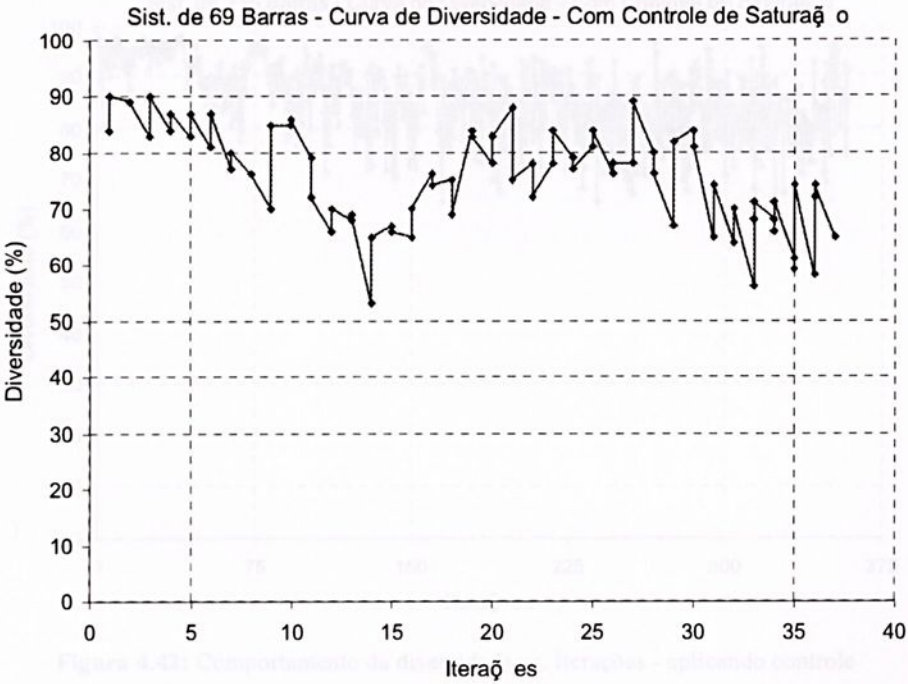


Figura 4.40: Comportamento da diversidade vs. Iterações - aplicando controle da diversidade $D_{\mu,x} = 60\%$ (69 barras).

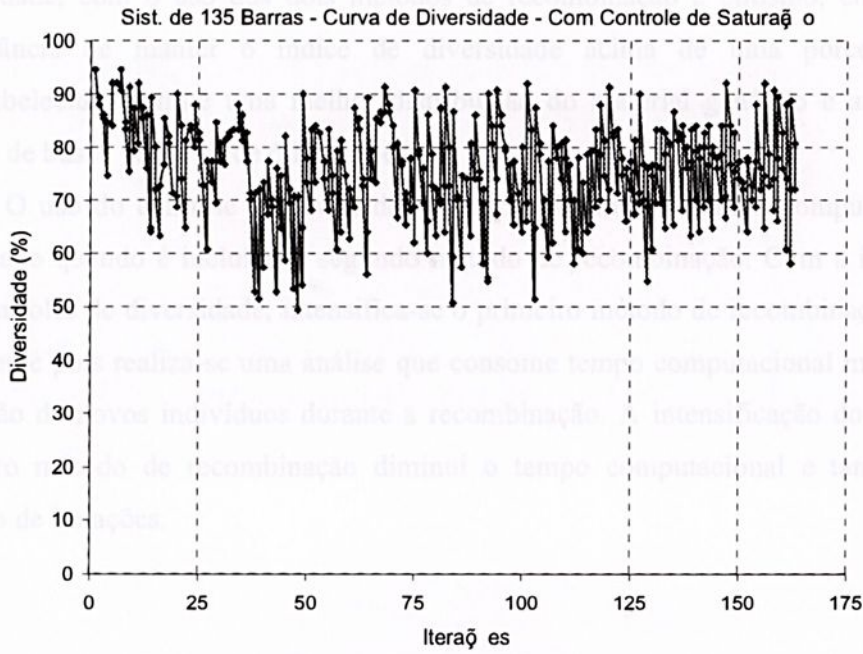


Figura 4.41: Comportamento da diversidade vs. Itens - aplicando controle da diversidade $D_{n,x} = 70\%$ (135 barras).

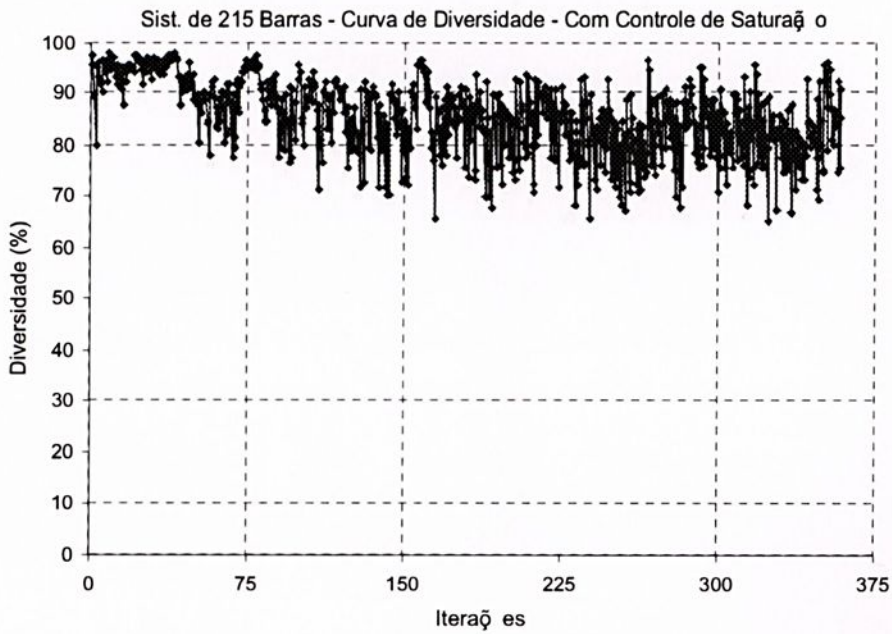


Figura 4.42: Comportamento da diversidade vs. Itens - aplicando controle da diversidade $D_{n,x} = 80\%$ (215 barras).

Nas Figuras 4.39, 4.40, 4.41 e 4.42 observa-se a utilização do controle da diversidade, com o uso dos dois métodos de recombinação e elitismo, em que a importância de manter o índice de diversidade acima de uma porcentagem preestabelecida permite uma melhor distribuição do material genético e amplia o espaço de busca para sair de ótimos locais.

O uso do controle de diversidade permite diminuir o tempo computacional provocado quando é incluído o segundo método de recombinação. Com a inclusão dos controles de diversidade, intensifica-se o primeiro método de recombinação, que é eficiente pois realiza-se uma análise que consome tempo computacional menor na obtenção de novos indivíduos durante a recombinação. A intensificação do uso do primeiro método de recombinação diminui o tempo computacional e também o número de iterações.

Tabela 4.22. Melhores topologias para carga fixa - 14 barras

No. Da Configuração	Chaves Abertas	Valor da Perda (kW)
01	7-8-13	466,13
02	7-8-4	479,29
03	7-13-15	483,87
04	7-8-12	492,83
05	8-14-15	493,15

A melhor configuração da Tabela 4.22 gera o mesmo valor de perdas ativas em comparação com [1] e o valor de magnitude mínima tensão é de 0,97 pu. Na Figura 4.43 estão representadas as topologias para as melhores configurações encontradas.

4.4 Configurações Encontradas - Cargas Fixas

Nesta seção serão apresentadas as melhores topologias encontradas através do programa de reconfiguração para as redes de distribuição sob estudo, considerando-se curva de carga constante para o horizonte de planejamento.

4.4.1 – Sistema de 14 barras

O primeiro sistema testado apresenta 3 alimentadores, 13 ramos de árvore normalmente fechados, 3 ramos de ligação normalmente abertos, tensão de 23 kV, potência base 100 MVA e cargas ativa total de 28,9 MW. A topologia inicial do sistema é mostrada na Figura-3.8(a).

Tabela 4.22: Melhores topologias para carga fixa - 14 barras

No. Da Configuração	Chaves Abertas	Valor da Perda (kW)
01	7-8-15	466,12
02	7-8-4	479,29
03	7-13-15	483,87
04	7-8-12	492,83
05	8-14-15	493,15

A melhor configuração da Tabela 4.22 gera o mesmo valor de perdas ativas em comparação com [1] e o valor da magnitude mínima tensão é de 0,971 pu. Na Figura 4.43 estão representadas as topologias para as melhores configurações encontradas.

Figura 4.43: Topologias das quatro melhores configurações encontradas para carga fixa - 14 barras.

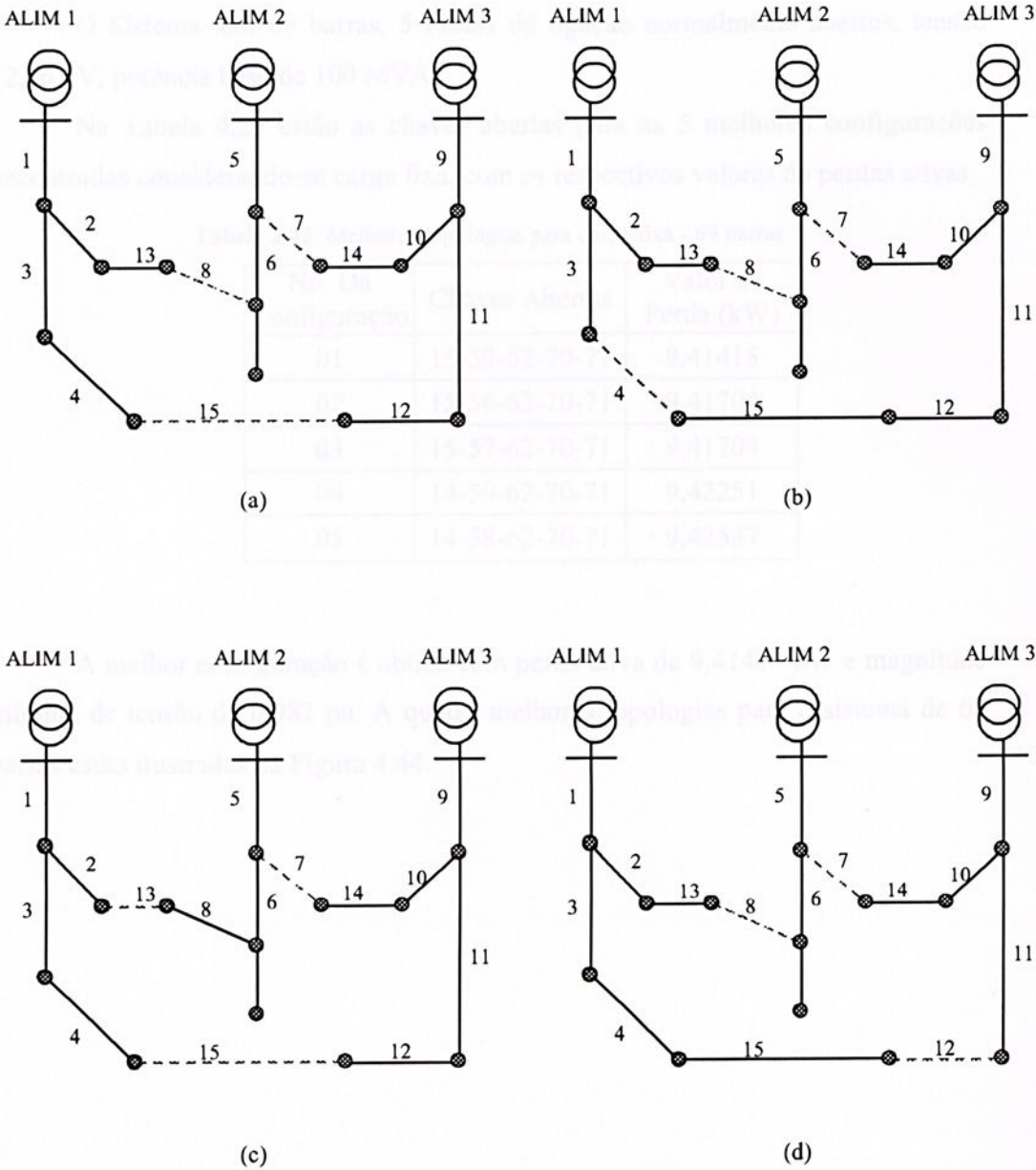


Figura 4.43: Topologia das quatro melhores configurações encontradas com carga fixa - 14 barras.

4.4.2 – Sistema de 69 barras

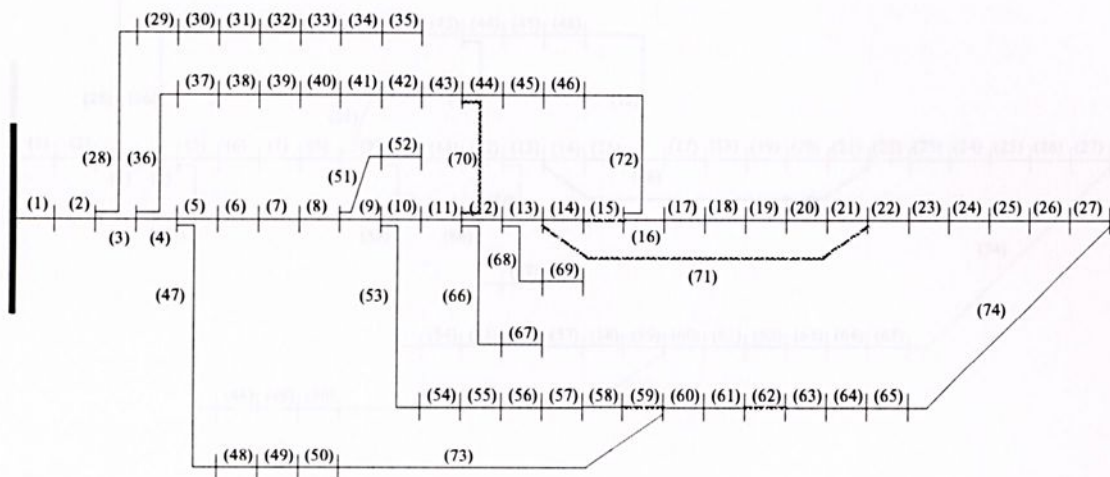
O Sistema tem 69 barras, 5 ramos de ligação normalmente abertos, tensão 12,66 kV, potência base de 100 MVA.

Na Tabela 4.23 estão as chaves abertas para as 5 melhores configurações encontradas considerando-se carga fixa, com os respectivos valores de perdas ativas.

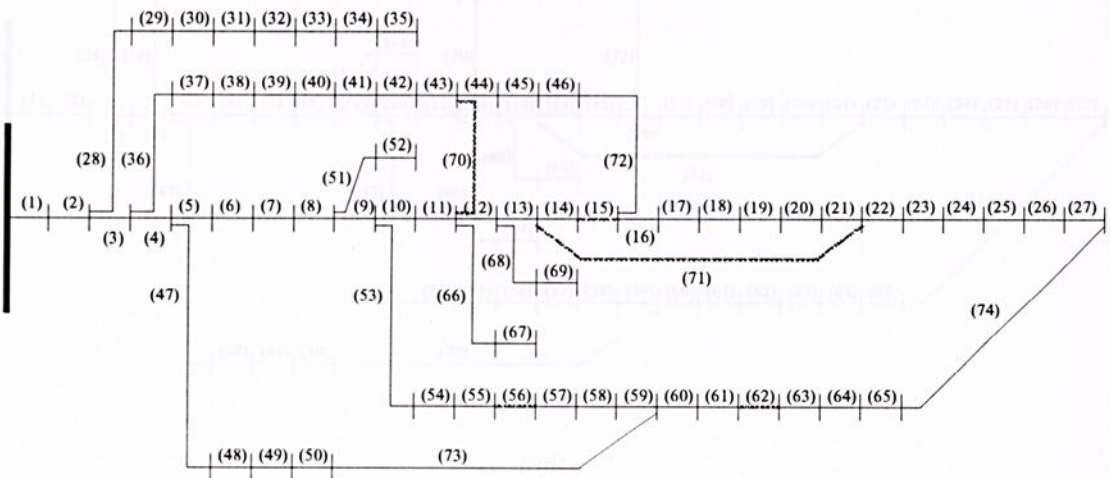
Tabela 4.23: Melhores topologias para carga fixa - 69 barras

No. Da Configuração	Chaves Abertas	Valor da Perda (kW)
01	15-59-62-70-71	9,41418
02	15-56-62-70-71	9,41704
03	15-57-62-70-71	9,41704
04	14-59-62-70-71	9,42251
05	14-58-62-70-71	9,42537

A melhor configuração é obtida com perda ativa de 9,41418 kW e magnitude mínima de tensão de 0,982 pu. As quatro melhores topologias para o sistema de 69 barras estão ilustradas na Figura 4.44.



(a)



(b)

Figura 4.41 Topologia das quatro melhores configurações encontradas
com carga fixa = 69 barras

(29)	(30)	(31)	(32)	(33)	(34)	(35)
------	------	------	------	------	------	------

(37), (38), (39), (40), (41), (42), (43), (44), (45), (46),

(59)

(28)	(36)	(51)	(70)	(72)
------	------	------	------	------

(47)	(53)	(66)	(69)	(71)	(74)
------	------	------	------	------	------

		(67)	
--	--	------	--

	(54)	(55)	(56)	(57)	(58)	(59)	(60)	(61)	(62)	(63)	(64)	(65)	
--	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	--

(48)	(49)	(50)	(73)
------	------	------	------

(29), (30), (31), (32), (33), (34), (35).

[illegible]

Figura 4.13. Na figura 4.13 são apresentadas as melhores imagens

$$\left. \begin{array}{l} (28) \\ (36) \end{array} \right\} \begin{array}{c} (51) \\ (52) \end{array} \left. \begin{array}{l} (70) \\ (72) \end{array} \right\} \quad (72)$$

(68)	(69)	(71)
------	------	------

		(67)	(74)
--	--	------	------

(54) (55) (56) (57) (58) (59) (60) (61) (62) (63) (64) (65)

(48), (49), (50), (73)

com carga fixa = 60 barras

unesp 

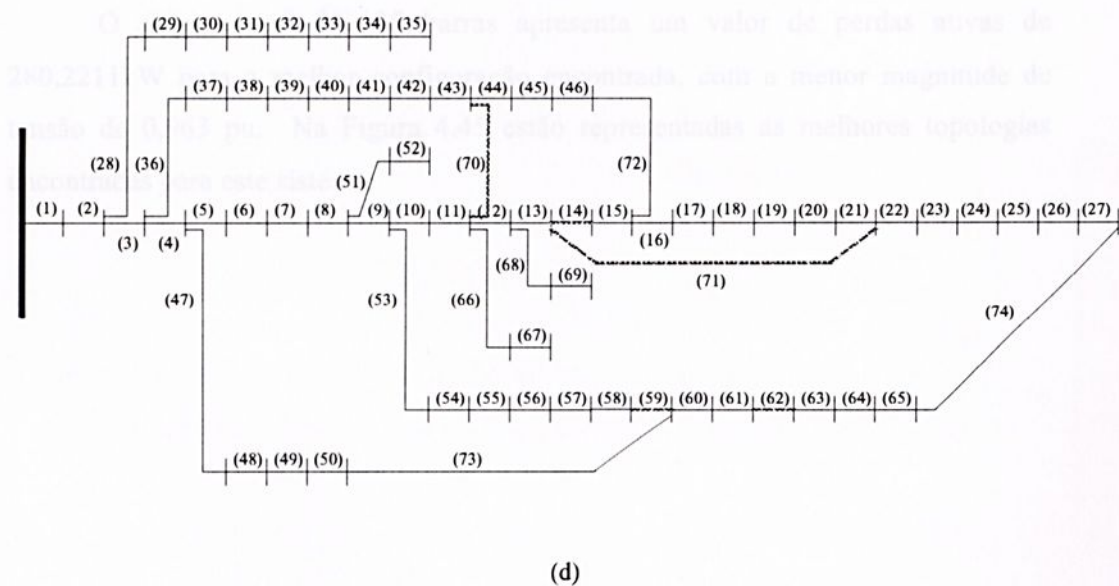
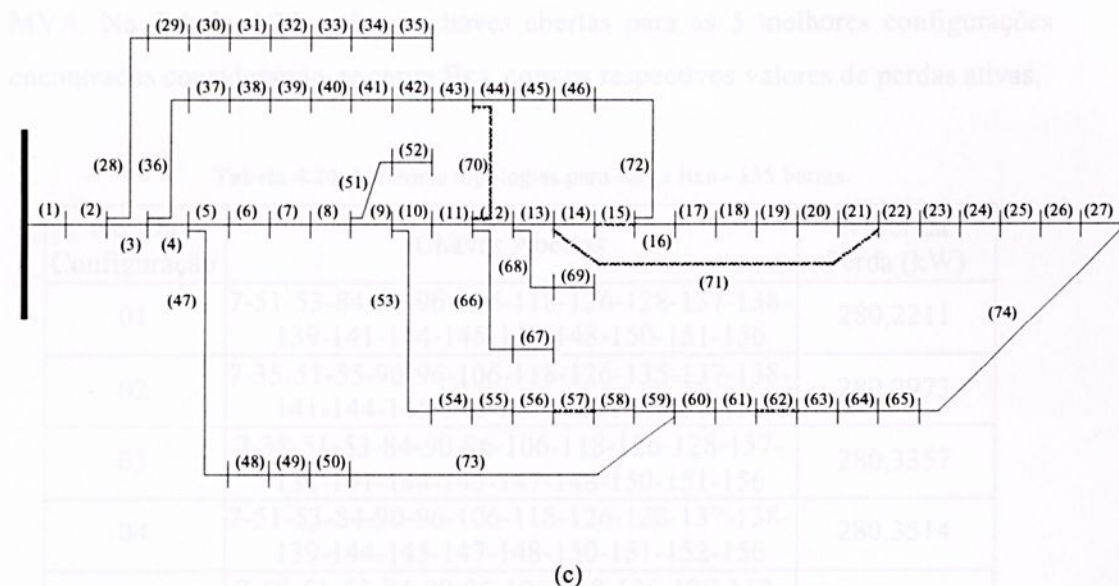


Figura 4.44: Topologia das quatro melhores configurações encontradas com carga fixa - 69 barras.

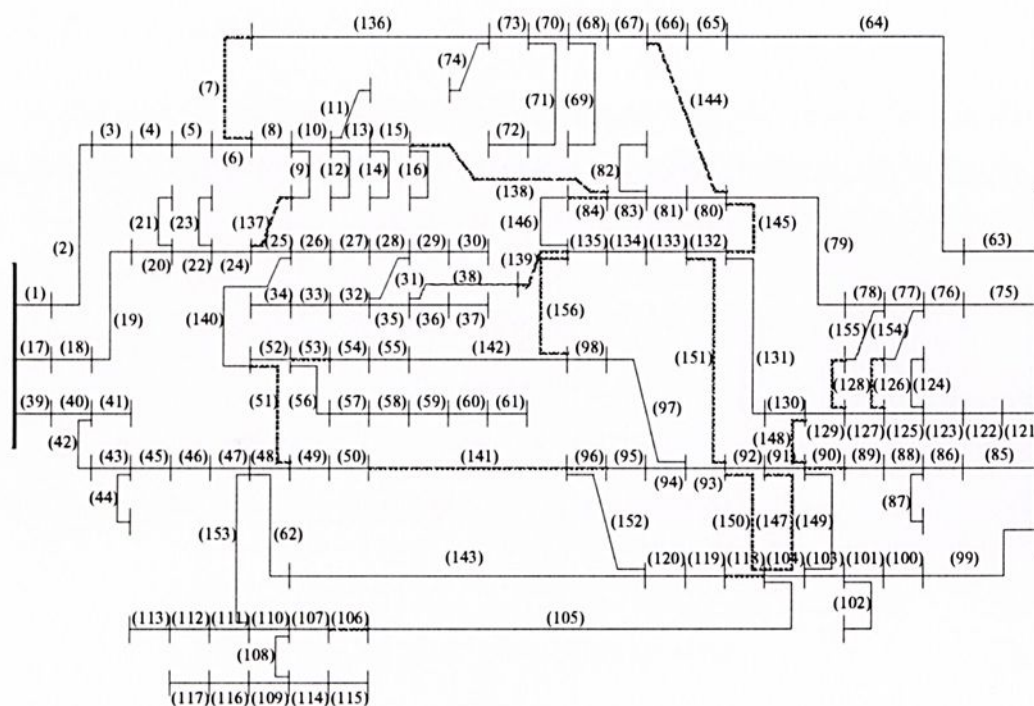
4.4.3 – Sistema de 135 barras

O outro sistema estudado neste trabalho é um sistema real de 135 barras com 21 ramos de ligação normalmente abertos, tensão 13,8 kV, potência base de 100 MVA. Na Tabela 4.24 estão as chaves abertas para as 5 melhores configurações encontradas considerando-se carga fixa, com os respectivos valores de perdas ativas.

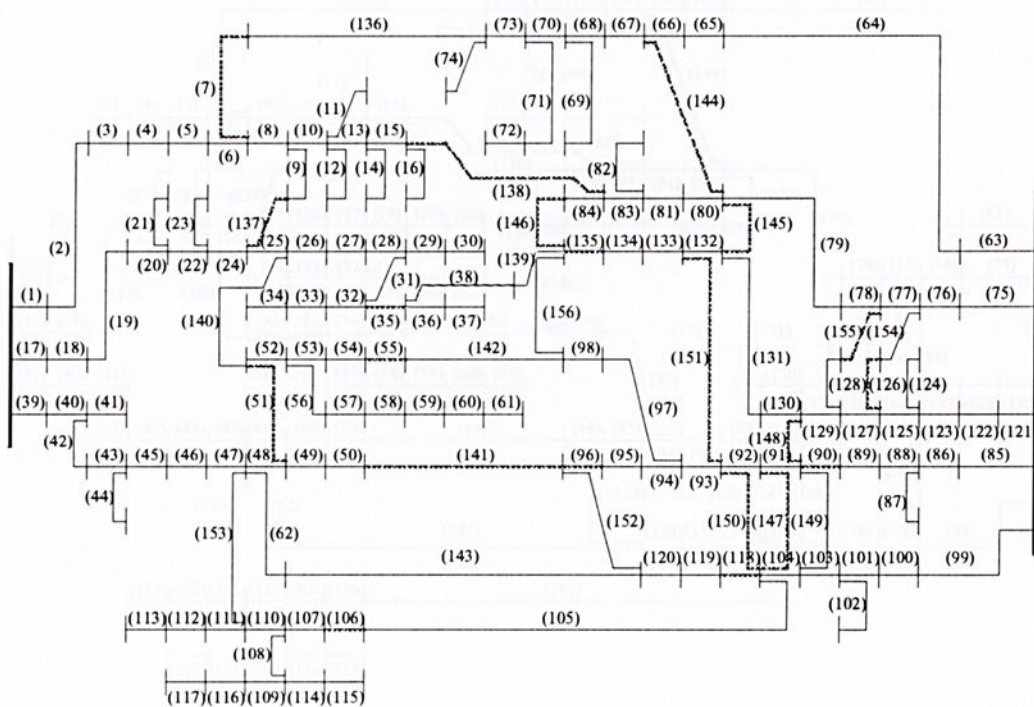
Tabela 4.24: Melhores topologias para carga fixa - 135 barras.

No. Da Configuração	Chaves Abertas	Valor da Perda (kW)
01	7-51-53-84-90-96-106-118-126-128-137-138-139-141-144-145-147-148-150-151-156	280,2211
02	7-35-51-55-90-96-106-118-126-135-137-138-141-144-145-146-147-148-150-151-155	280,2973
03	7-38-51-53-84-90-96-106-118-126-128-137-138-141-144-145-147-148-150-151-156	280,3357
04	7-51-53-84-90-96-106-118-126-128-137-138-139-144-145-147-148-150-151-152-156	280,3514
05	7-50-51-53-84-90-96-106-118-126-128-137-138-139-144-145-147-148-150-151-156	280,3570

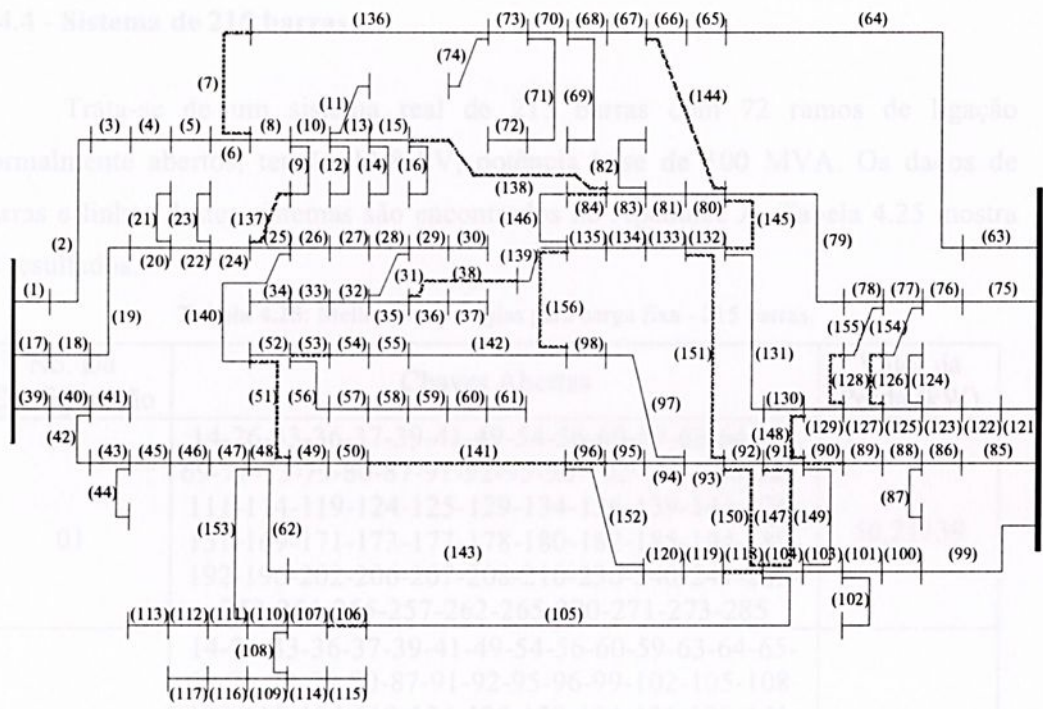
O sistema real de 135 barras apresenta um valor de perdas ativas de 280,2211kW para a melhor configuração encontrada, com a menor magnitude de tensão de 0,963 pu. Na Figura 4.45 estão representadas as melhores topologias encontradas para este sistema.



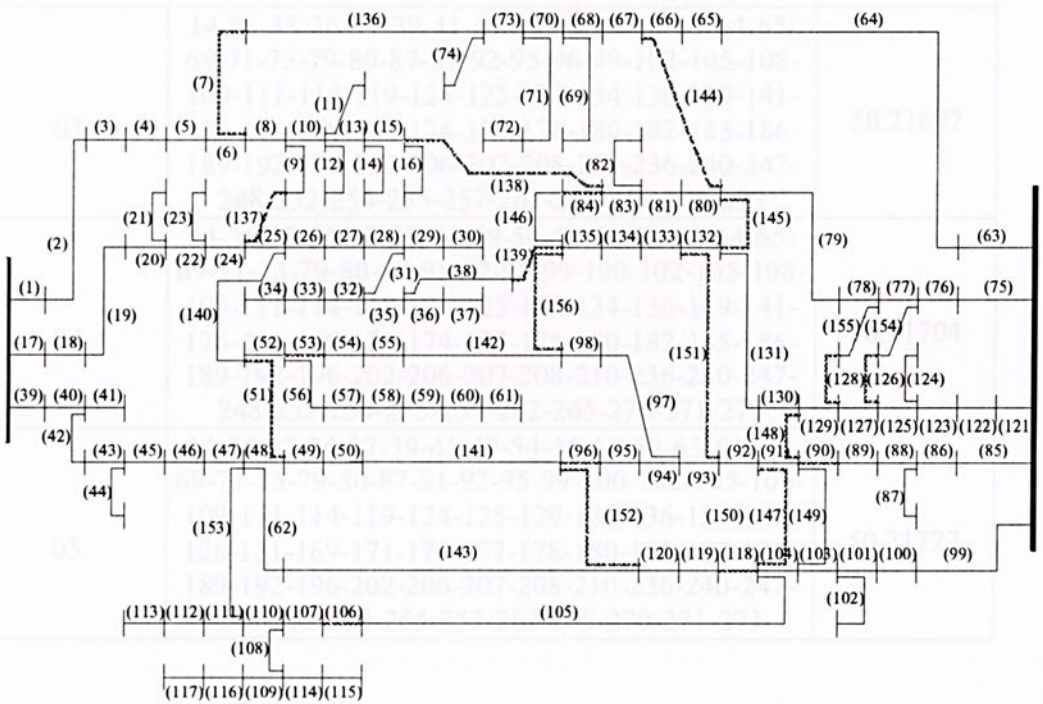
(a)



(b)



(c)



(d)

Figura 4.45: Topologia das quatro melhores configurações encontradas com carga fixa - sistema de 135 barras.

4.4.4 - Sistema de 215 barras

Trata-se de um sistema real de 215 barras com 72 ramos de ligação normalmente abertos, tensão 13,8 kV, potência base de 100 MVA. Os dados de barras e linhas destes sistemas são encontrados no Apêndice A. Tabela 4.25 mostra os resultados.

Tabela 4.25: Melhores topologias para carga fixa - 215 barras.

No. Da Configuração	Chaves Abertas	Valor da Perda (kW)
01	14-26-33-36-37-39-41-49-54-56-60-59-63-64-65-69-71-73-79-80-87-91-92-95-96-102-105-108-109-111-114-119-124-125-129-134-136-139-141-176-151-169-171-173-177-178-180-182-185-194-189-192-196-202-206-207-208-210-236-240-247-248-252-254-255-257-262-265-270-271-273-285	50,21139
02	14-26-33-36-37-39-41-49-54-56-60-59-63-64-65-69-71-73-79-80-87-91-92-95-96-99-102-105-108-109-111-114-119-124-125-129-134-136-139-141-176-151-169-171-174-177-178-180-182-185-186-189-192-196-202-206-207-208-210-236-240-247-248-252-254-255-257-262-265-270-271-273	50,21674
03	14-26-33-36-37-39-41-49-54-56-60-59-63-64-65-69-71-73-79-80-87-91-92-95-96-99-102-105-108-109-111-114-119-124-125-129-134-136-139-141-126-151-169-171-174-177-178-180-182-185-186-189-192-196-202-206-207-208-210-236-240-247-248-252-254-255-257-262-265-270-271-273	50,21697
04	14-26-33-36-37-39-41-49-54-56-60-59-63-64-65-69-71-73-79-80-87-91-92-95-99-100-102-105-108-109-111-114-119-124-125-129-134-136-139-141-176-151-169-171-174-177-178-180-182-185-186-189-192-196-202-206-207-208-210-236-240-247-248-252-254-255-257-262-265-270-271-273	50,21704
05	14-26-33-36-37-39-41-49-54-56-60-59-63-64-65-69-71-73-79-80-87-91-92-95-99-100-102-105-108-109-111-114-119-124-125-129-134-136-139-141-126-151-169-171-174-177-178-180-182-185-186-189-192-196-202-206-207-208-210-236-240-247-248-252-254-255-257-262-265-270-271-273	50,21727

4.5 Configurações Encontradas - Cargas Variáveis

Para simular a reconfiguração sob cargas variáveis, consideram-se as curvas de carga representadas nas Figuras 4.46, 4.47 e 4.48 para os três tipos de cargas, residencial, comercial, e industrial.

Utilizando-se as curvas de carga, considera-se uma porcentagem dos dados de carga dos sistemas encontrados nos Apêndices A-1, A-2, A-3 e A-4 dependendo do tipo de carga (1-residencial, 2-comercial, 3-industrial), em função das horas durante o dia.

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

Aplicam-se os mecanismos de recombinação (subseção 3.1.5) para as condições de N_{gd} (número de genes diferentes) maior ou igual a dois (subseção 3.1.5.1), e o mecanismo de recombinação (subseção 3.1.5.2), somente nas configurações que possuem $N_{gd} < 2$. Utilizam-se as taxas de recombinação e mutação variáveis detalhadas na subseção 3.1.8, o critério de configurações de elite (subseção 3.1.4.2), e com controle de diversidade (subseção 3.1.9), para diferentes valores de D_{div} da Tabela 4.1.

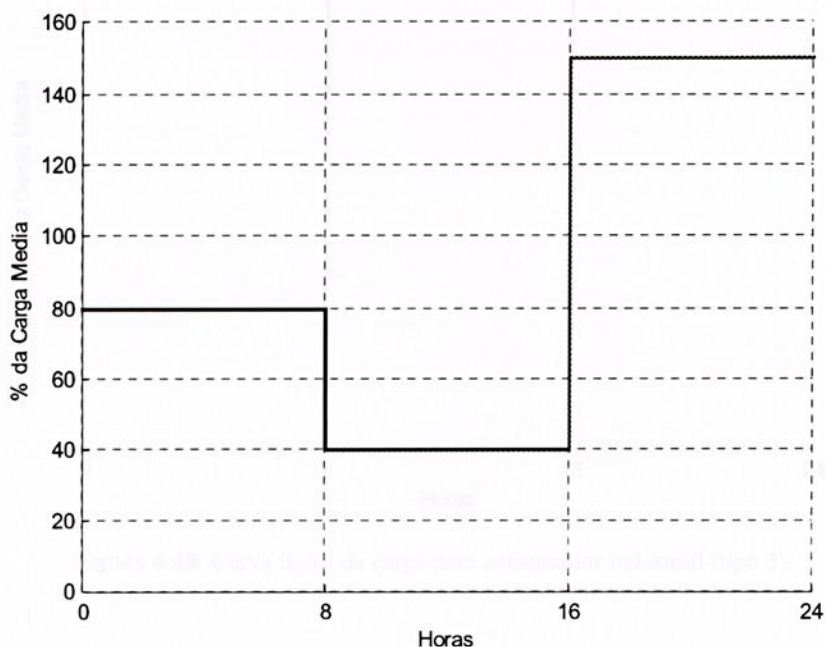


Figura 4.46: Curva típica de carga para consumidor residencial (tipo 1).

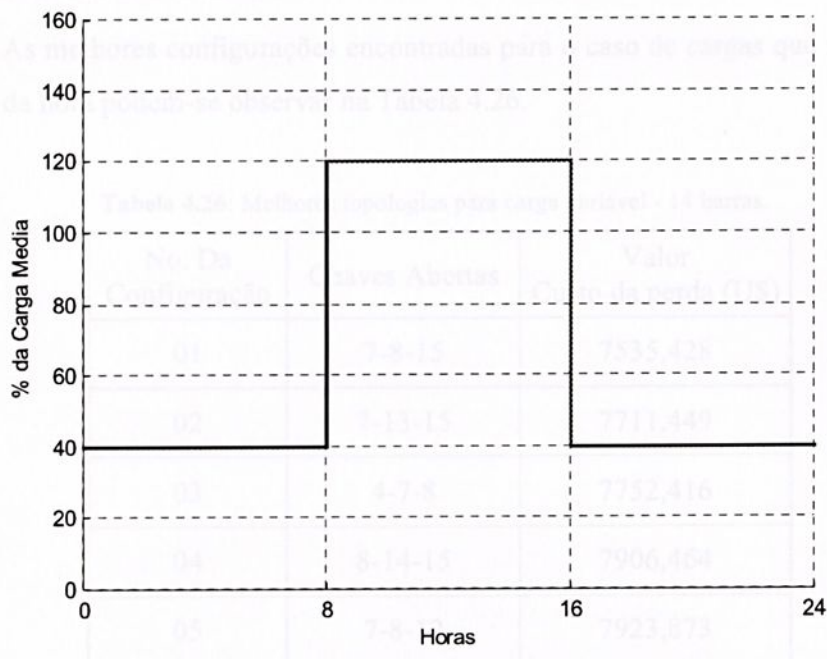


Figura 4.47: Curva típica de carga para consumidor comercial (tipo 2).

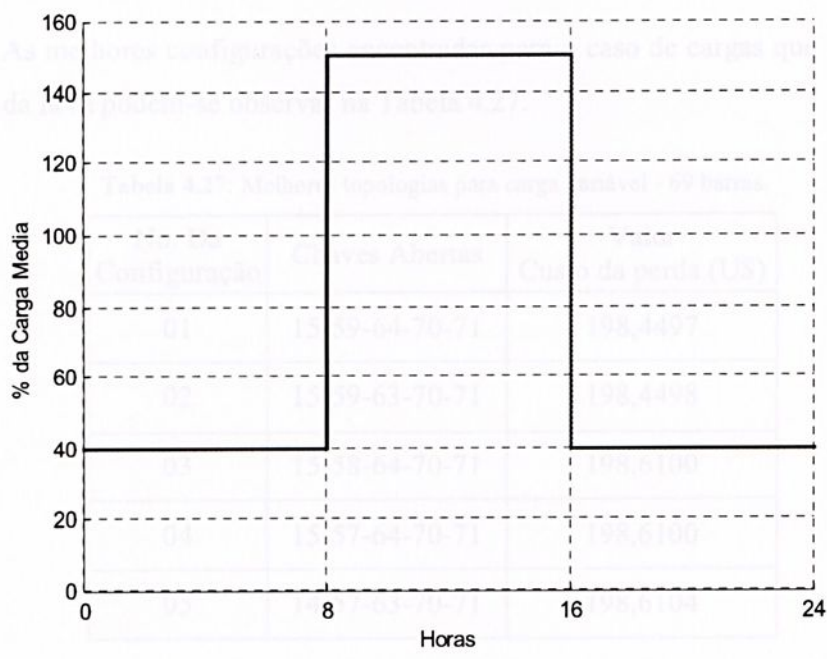


Figura 4.48: Curva típica de carga para consumidor industrial (tipo 3).

4.5.1 – Sistema de 14 barras

As melhores configurações encontradas para o caso de cargas que variam em função da hora podem-se observar na Tabela 4.26.

Tabela 4.26: Melhores topologias para carga variável - 14 barras.

No. Da Configuração	Chaves Abertas	Valor Custo da perda (US\$)
01	7-8-15	7535,428
02	7-13-15	7711,449
03	4-7-8	7752,416
04	8-14-15	7906,464
05	7-8-12	7923,873

4.5.2 – Sistema de 69 barras

As melhores configurações encontradas para o caso de cargas que variam em função da hora podem-se observar na Tabela 4.27.

Tabela 4.27: Melhores topologias para carga variável - 69 barras.

No. Da Configuração	Chaves Abertas	Valor Custo da perda (US\$)
01	15-59-64-70-71	198,4497
02	15-59-63-70-71	198,4498
03	15-58-64-70-71	198,6100
04	15-57-64-70-71	198,6100
05	14-57-63-70-71	198,6104



4.5.3 – Sistema de 135 barras

As melhores configurações encontradas para o caso de cargas que variam em função da hora podem-se observar na Tabela 4.28.

Tabela 4.28: Melhores topologias para carga variável - 135 barras.

No. Da Configuração	Chaves Abertas	Valor Custo da perda (US)
01	7-9-54-84-107-118-126-128-138-139-140-141-143-144-145-147-148-149-150-151-156	4759,113
02	7-9-55-84-107-118-126-128-138-139-140-141-143-144-145-147-148-149-150-151-156	4761,766
03	7-9-54-84-107-118-126-138-139-140-141-143-144-145-147-148-149-150-151-155-156	4762,042
04	7-9-84-107-118-126-128-138-139-140-141-142-143-144-145-147-148-149-150-151-156	4762,299
05	7-9-38-54-84-107-118-126-128-138-140-141-143-144-145-147-148-149-150-151-156	4764,159

4.5.4 – Sistema de 215 barras

As melhores configurações encontradas para o caso de cargas que variam em função da hora são apresentadas na Tabela 4.29.



Tabela 4.29: Melhores topologias para carga variável - 215 barras.

No. Da Configuração	Chaves Abertas	Valor Custo da perda (US)
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	838,7214
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	838,7461
03	37-14-26-33-36-41-42-45-49-54-56-59-60-63-64-65-69-71-75-79-80-87-91-92-95-96-98-99-102-105-111-114-112-129-120-125-127-172-133-134-141-142-151-168-169-171-178-176-177-180-182-189-194-192-196-202-206-207-208-210-236-244-248-252-254-255-257-265-268-270-271-273	838,7692
04	37-14-26-33-36-41-42-45-49-54-56-59-60-63-64-65-69-71-75-79-80-87-91-92-95-96-98-99-102-105-111-114-112-129-120-125-127-172-133-134-141-142-151-168-169-171-178-176-177-180-182-189-194-192-196-202-206-204-208-210-236-245-248-252-254-255-257-265-268-270-271-273	838,7706
05	37-14-26-33-36-41-42-45-49-54-56-59-60-63-64-65-69-71-73-79-80-87-91-92-95-96-98-99-102-105-111-114-112-129-120-125-127-172-133-134-141-142-151-168-169-171-178-176-177-180-182-189-194-192-196-202-206-207-208-210-236-245-248-252-254-255-257-265-268-270-271-273	838,7780

4.9 – Discussão dos Resultados

Os testes para analisar o desempenho do algoritmo com a variação e natureza dos parâmetros (taxas variáveis, elitismo, dois métodos de recombinação e controle de saturação), observam-se diferentes comportamentos, que sempre convergem para soluções de boa qualidade, com diferentes números de iterações, assim como, diferentes tempos de processamento.

A utilização de taxas de recombinação e mutação variáveis melhora significativamente na busca de ótimos locais de boa qualidade, devido a intensificação na busca, mediante uma ferramenta adaptativa que favorece o processo de recombinação e mutação. Com este critério adaptativo intensificando durante o ciclo geracional, os processos de recombinação e mutação nos instantes em que são necessários, encontram-se ótimos locais de melhor qualidade, mas provocando um aumento do número de iterações, que influencia no acréscimo do tempo de processamento.

O conceito de elitismo também é aplicado, conjuntamente, com o uso de taxas variáveis, com o objetivo de aproveitar aqueles indivíduos de boa qualidade durante a troca do material genético no processo de recombinação, com vista a gerar novos indivíduos de melhor qualidade. Desta forma, o uso do conceito de elitismo permite ao processo de recombinação tornar-se mais eficiente e, conseqüentemente, provoca uma influência direta na diminuição do tempo de processamento, devido ao fato de que são encontrados ótimos locais de melhor qualidade com menor números de iterações.

A utilização do segundo método de recombinação, assim como o método de controle da diversidade, é para diminuir o efeito da saturação provocada pela influência e permanência de algumas configurações durante a seleção. Esta influência se faz mais rigorosa com a utilização de elitismo. Ao utilizar o segundo método de recombinação e o controle da diversidade proporciona-se uma ferramenta adicional para a análise do comportamento dos indivíduos da população durante o ciclo geracional. A aplicação conjunta das taxas de recombinação e mutação variáveis e elitismo, diversidade, recombinação baseada na topologia da rede, permite obter soluções de melhor qualidade, mas com um tempo de processamento alto em comparação aos obtidos quando se utiliza somente as taxas variáveis e o

elitismo. Deve-se salientar que todos os testes foram realizados considerando-se que em todos os ramais existe chaves de conexão o que não ocorre nos sistemas reais. Desta forma para o sistema de 135 barras, o número de combinações possíveis é 2^{20} , e para o sistema de 215 barras o número de combinações possíveis 2^{71} , o que torna o espaço de busca infinito. Mesmo assim o algoritmo desenvolvido encontra soluções de qualidade para o problema utilizando tempo computacional adequado para o problema de planejamento.

Se a qualidade da solução é a prioridade, é recomendável o uso de todos estes critérios e mecanismos. Mas, quando é requerida apenas uma solução de referência rápida e de boa qualidade, porém não muito refinada, é recomendável o uso somente dos critérios de taxas variáveis e elitismo.

Nas Tabelas 4.26, 4.27, 4.28, e 4.29, mostram-se as configurações com valores de custos encontradas para os diferentes sistemas submetidos a cargas variáveis, que dependem do tipo e da magnitude da carga em cada barra. Estes valores de custos 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. As configurações obtidas para cargas variáveis são diferentes das obtidas quando as cargas são fixas, para os sistemas que apresentam maior espaço de busca. Como o modelo de carga variável se aproxima mais da realidade e trata dos custos da perda de energia nos alimentadores, durante o período de um ano, os resultados obtidos com este modelo devem ser adotados para o planejamento da operação do sistema.

CONCLUSÕES

Neste trabalho foram estudados os principais aspectos envolvidos no desempenho dos algoritmos evolutivos 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, controle de diversidade e os critérios de seleção. Um dos objetivos da metodologia apresentada é a obtenção do estado da rede para cada configuração radial, mas para isto é necessário uma programação de fluxo de potência que leve em consideração o tempo de simulação e a sua eficiência, devido ao elevado número de vezes que o mesmo deve ser processado durante o processo de solução. Baseado nesse aspecto, foi implementado um programa de fluxo de potência que se mostrou adequadamente preciso e rápido no auxílio à busca de soluções para o problema de reconfiguração. 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. Estes valores de perdas 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 algoritmo evolutivo, desde que o elitismo das configurações seja preservado de uma forma inteligente no decorrer do ciclo geracional. 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 computacional 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. A mutação é aplicada 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 considera a sazonalidade. Embora a complexidade do problema aumente de forma acentuada considerando as curvas de cargas, o algoritmo evolutivo mostrou-se adequado e eficiente para solução do problema, encontrando configurações de boa qualidade num tempo computacional não proibitivo para problemas de planejamento.

Sugestões para futuros trabalhos

Dentre algumas sugestões para futuros trabalhos destacam-se:

1. Implementar algoritmos heurísticos construtivos mais robustos para gerar a população inicial.
2. Pesquisar outras técnicas de recombinação e mutação que considerem a topologia e a qualidade das configurações filhas geradas a partir dos pais.
3. Pesquisar o uso de algoritmos heurísticos ou de otimização clássica para resolver o problema de reconfiguração considerando demanda variáveis em função da classe dos consumidores.

Volume: 4 No 2, April 1989, pp: 1401-1407.

[3] Bana, M. and Wu, F.F., "Optimal sizing of capacitors placed on a radial distribution system", IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 4 No 1, January 1989, pp: 735-743.

[4] Morelato, A.L. and Momicelli, A.J., "Heuristic search approach to distribution system restoration", IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 4 No 4, October 1989, pp: 2235-2241.

[5] Borozan, V., Raptai, D. and Arkonaki, R., "Improved method for loss minimization in distribution networks" IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 10 No 3, August 1995, pp: 1420-1425.



[6] Stamatoukou, D. and Hong, H.W., "Reconfiguration of electric distribution networks for resistive line losses reduction", **IEEE Transactions on Power Delivery**, Volume: 4 No 2, April 1989, pp: 1492-1496.

[7] Kagan, N. and Oliveira, C.C.B., "Reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica através de ferramentas para solução de problemas de decisão com múltiplos objetivos e incertezas", **Revista Controle & Automação, Sociedade Brasileira de Automação, SBA**, Volume: 9 No 1, 1995.

[8] Lee, W.M., C. Y. Chang, and C. C. Chang, "Reconfiguration of distribution systems for loss reduction", **IEEE Transactions on Power Delivery**, Volume: 147 No 6, November, 2000, pp: 349-354.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[1] Civanlar, S.; Grainger, J.J.; Yin, H. and Lee, S.S.H., "Distribution feeder reconfiguration for loss reduction", **IEEE Transactions on Power Delivery**, Volume: 3 No 3, July 1988, pp. 1217-1223.

[2] Baran, M.E. and Wu, F.F., "Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing", **IEEE Transactions on Power Delivery**, Volume: 4 No 2, April 1989, pp: 1401-1407.

[3] Baran, M. and Wu, F.F., "Optimal sizing of capacitors placed on a radial distribution system", **IEEE Transactions on Power Delivery**, Volume: 4 No 1, January 1989, pp: 735-743.

[4] Morelato, A.L. and Monticelli, A.J., "Heuristic search approach to distribution system restoration", **IEEE Transactions on Power Delivery**, Volume: 4 No 4, October, 1989, pp: 2235-2241.

[5] Borozan, V.; Rajcic, D. and Ackovski, R., "Improved method for loss minimization in distribution networks", **IEEE Transactions on Power Delivery**, Volume: 10 No 3, August, 1995, pp: 1420-1425.

- [6] Shirmohammadi, D. and Hong, H.W., "Reconfiguration of electric distribution networks for resistive line losses reduction". **IEEE Transactions on Power Delivery**, Volume: 4 No 2, April 1989, pp: 1492 –1498.
- [7] Kagan, N. and Olivera.C.C.B., "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. Volume.9 No 1, 1998.
- [8] Lin, W.M.; Cheng, F.S. and Tsay, M.T., "Distribution feeder reconfiguration with refined genetic algorithm". **IEE Proceedings- Generation, Transmission and Distribution**, Volume: 147 No 6, November. 2000, pp: 349 –354.
- [9] Peponis, G. and Papadopoulos, M., "Reconfiguration of radial distribution networks: application of heuristic methods on large-scale networks", **IEE Proceedings- Generation, Transmission and Distribution**, Volume: 142 No 6, November. 1995, pp: 631 –638.
- [10] Song, Y.H.; Wang, G.S.; Johns, A.T. and Wang, P.Y., "Distribution network reconfiguration for loss reduction using fuzzy controlled evolutionary programming". **IEE Proceedings- Generation, Transmission and Distribution**, Volume: 144 No 4, July 1997, pp: 345 –350.
- [11] Mantovani, J. R. S.; Casari F. and Romero R. A., "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 2000.
- [12] Kuo, C. -C. and Chang, H.-C., "Applying a refined genetic algorithm to network reconfiguration for loss reduction". **IEE of Japan Power & Energy**, 1994, pp: 37 – 42.

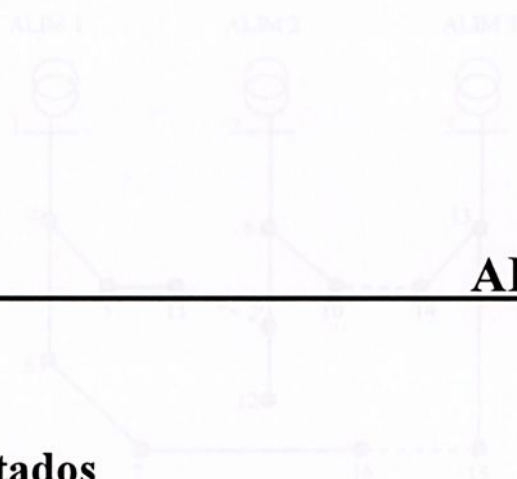
- [13] Golbarg, M.C. and Luna H.P.L., "Otimização Combinatória e Programação Linear", **Editora CAMPUS**, Rio de Janeiro, 2000.
- [14] Chiang, H.-D. and Jumeau, R. J., "Optimal Network Reconfiguration in Distribution Systems: Part 2: Solution Algorithms and Numerical Results". **IEEE Transactions on Power Delivery**, Vol. 5, No.3, July 1990, pp. 1568-1574.
- [15] Young, J.J.; Kim, J.-C.; Kim, J.O.; Shin, J.-R. and Lee, K.Y., "An efficient simulated annealing algorithm for network reconfiguration in large-scale distribution systems". **IEEE Transactions on Power Delivery**, Vol. 17, No: 4, Oct 2002, pp: 1070 –1078.
- [16] Qin, Z.; Shirmohammadi, D. and Liu, W.-H.E., "Distribution feeder reconfiguration for operation cost reduction". **IEEE Transactions on Power Systems**, Vol. 12 No. 2, May 1997, pp 730 –735.
- [16] Costa, N. and M. F., "Computação evolutiva para minimização de perdas resistivas em sistemas de distribuição de energia elétrica". **Dissertação de mestrado - FEEC – Unicamp**, 1999.

BIBLIOGRAFIA

- [1] Taleski, R.; Rajicic, D., "Distribution network reconfiguration for energy loss reduction". **IEEE Transactions on Power Systems**, Volume: 12 No 1 , February. 1997. Pp: 398 –406
- [2]Toune, S.; Fudo, H.; Genji, T.; Fukuyama, Y.; Nakanishi, Y., "Comparative study of modern heuristic algorithms to service restoration in distribution systems". **IEEE Transactions on Power Delivery**, Volume: 17 No 1 , Jan. 2002 Pp. 173 –181
- [3]Reeves C. R., "Modern Heuristic Techniques for combinatorial Problems". Oxford, U. K. : **Blackwell Scientific**, 1993.
- [4]Goldberg D. E., "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning". **Reading, MA: Addison-Wesley**, 1989.
- [5]Mori, H.; Takeda, K., "Parallel simulated annealing for power system decomposition"., **IEEE Transactions on Power Systems** , Volume: 9 No 2 , May 1994 Pp. 789 –795
- [6]Glover F., "Tabu search: Part I," **ORSA J. Computing**, vol. 1, no. 3, Summer 1989.
- [7]Battiti R., "The Reactive Tabu Search", **ORSA J. Computing**, vol. 6, no.2, Pp. 126-140, 1994.

A.1. Dados Completos do Sistema de 14 Barras

O sistema hipotético de 14 barras tem 3 chaves de interconexão, tensão de 23KV, potência base de 100 MVA. Seus dados foram referenciados de [1] e se apresentam na Tabela A1. Na Figura A1 se mostra a topologia do sistema.



A.1. Dados Completos do Sistema de 14 Barras

O sistema hipotético de 14 barras tem 3 chaves de interconexão, tensão de 23KV, potência base de 100 MVA. Seus dados foram referenciados de [1] e se apresentam na Tabela A1. Na Figura A1 se mostra a topologia do sistema.

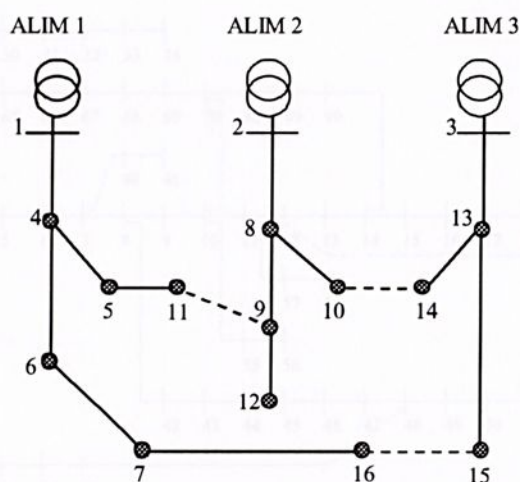


Figura A.1: Diagrama unifilar do sistema de Distribuição de 14 barras

Tabela A.1: Dados do sistema de 14 Barras

Noi	Nof	R (Ohm)	X (Ohm)	No de Linha
1	4	0,39675	0,52900	1
4	5	0,42320	0,58190	2
4	6	0,47610	0,95220	3
6	7	0,21160	0,21160	4
2	8	0,58190	0,58190	5
8	9	0,42320	0,58190	6
8	10	0,58190	0,58190	7
9	11	0,58190	0,58190	8
9	12	0,42320	0,58190	9
3	13	0,58190	0,58190	10
13	14	0,47610	0,68430	11
13	15	0,42320	0,58190	12
15	16	0,21160	0,21160	13
5	11	0,21160	0,21160	14
10	14	0,21160	0,21160	15
7	16	0,47610	0,68430	16

Barra (No)	P (Kw)	Q (Kvar)	Tipo de Barra
4	2000	1600	2
5	3000	400	1
6	2000	-400	3
7	1500	1200	2
8	4000	2700	1
9	5000	1800	3
10	1000	900	2
11	600	-500	1
12	4500	-1700	2
13	1000	900	2
14	1000	-1100	1
15	1000	900	3
16	2100	-800	2

A.2. Dados Completos do Sistema de 69 Barras

O sistema hipotético de 69 barras tem 5 chaves de interconexão, tensão de 12.66KV, potência base de 100 MVA. Seus dados forma referenciados de [14] e se mostram da Tabela A.2, na Figura A.2 se mostra a topologia do sistema.

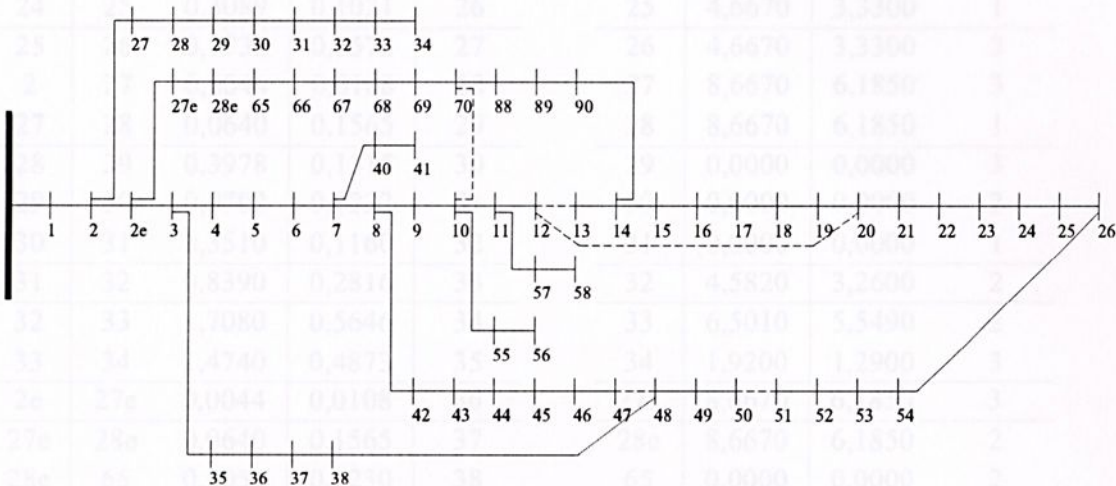


Figura A.2: Diagrama unifilar do sistema de Distribuição de 69 barras

Tabela A.2: Dados do sistema de 69 Barras

Noi	Nof	R (Ohm)	X (Ohm)	No de Linha	Barra (No)	P (Kw)	Q (Kvar)	Tipo de Barra
0	1	0,0005	0,0012	1	1	0,0000	0,0000	1
1	2	0,0005	0,0012	2	2	0,0000	0,0000	2
2	2e	0,0000	0,0000	3	2e	0,0000	0,0000	3
2e	3	0,0015	0,0036	4	3	0,0000	0,0000	3
3	4	0,0251	0,0294	5	4	0,0000	0,0000	1
4	5	0,3660	0,1864	6	5	0,8780	0,7200	2
5	6	0,3811	0,1941	7	6	13,4550	0,7200	2
6	7	0,0922	0,0470	8	7	24,8870	17,8100	1
7	8	0,0493	0,0251	9	8	10,0000	7,2080	3
8	9	0,8190	0,2707	10	9	9,3330	6,6660	1
9	10	0,1872	0,0619	11	10	48,5000	34,6090	2
10	11	0,7114	0,2351	12	11	48,5000	34,6090	2
11	12	1,0300	0,3400	13	12	2,7100	1,8210	3
12	13	1,0440	0,3450	14	13	2,7100	1,5210	2
13	14	1,0580	0,3496	15	14	0,0000	0,0000	2
14	15	0,1966	0,0650	16	15	15,1760	10,1980	3
15	16	0,3744	0,1238	17	16	16,5000	11,7750	3
16	17	0,0047	0,0016	18	17	16,5000	11,7750	3

17	18	0,3276	0,1083	19	18	0,0000	0,0000	3
18	19	0,2106	0,0696	20	19	0,3160	0,2120	1
19	20	0,3416	0,1129	21	20	37,9830	27,1000	2
20	21	0,0140	0,0046	22	21	1,7620	1,1840	3
21	22	0,1591	0,0526	23	22	0,0000	0,0000	2
22	23	0,3463	0,1145	24	23	9,3900	6,6700	3
23	24	0,7488	0,2475	25	24	0,0000	0,0000	3
24	25	0,3089	0,1021	26	25	4,6670	3,3300	1
25	26	0,1732	0,0572	27	26	4,6670	3,3300	3
2	27	0,0044	0,0108	28	27	8,6670	6,1850	3
27	28	0,0640	0,1565	29	28	8,6670	6,1850	1
28	29	0,3978	0,1315	30	29	0,0000	0,0000	3
29	30	0,0702	0,0232	31	30	0,0000	0,0000	2
30	31	0,3510	0,1160	32	31	0,0000	0,0000	1
31	32	0,8390	0,2816	33	32	4,5820	3,2600	2
32	33	1,7080	0,5646	34	33	6,5010	5,5490	2
33	34	1,4740	0,4873	35	34	1,9200	1,2900	3
2e	27e	0,0044	0,0108	36	27e	8,6670	6,1850	3
27e	28e	0,0640	0,1565	37	28e	8,6670	6,1850	2
28e	65	0,1053	0,1230	38	65	0,0000	0,0000	2
65	66	0,0304	0,0355	39	66	8,0000	5,7090	1
66	67	0,0018	0,0021	40	67	8,0000	5,7090	2
67	68	0,7283	0,8509	41	68	0,3920	0,3250	2
68	69	0,3100	0,3623	42	69	0,0000	0,0000	2
69	70	0,0410	0,0478	43	70	2,0000	1,4270	3
70	88	0,0092	0,0116	44	88	0,0000	0,0000	2
88	89	0,1089	0,1373	45	89	3,0760	8,7870	3
89	90	0,0009	0,0012	46	90	3,0760	8,7870	1
3	35	0,0034	0,0084	47	35	0,0000	0,0000	1
35	36	0,0851	0,2083	48	36	26,3500	18,8000	1
36	37	0,2898	0,7091	49	37	28,2260	91,4920	3
37	38	0,0822	0,2011	50	38	128,2260	91,4920	1
7	40	0,0928	0,0473	51	40	13,5120	0,8940	1
40	41	0,3319	0,1114	52	41	1,2020	1,1620	2
8	42	0,1740	0,0886	53	42	1,4490	1,1620	2
42	43	0,2030	0,1034	54	43	8,7870	6,3220	3
43	44	0,2842	0,1447	55	44	8,0000	5,7080	1
44	45	0,2813	0,1433	56	45	0,0000	0,0000	2
45	46	1,5900	0,5337	57	46	0,0000	0,0000	2
46	47	0,7837	0,2630	58	47	0,0000	0,0000	3
47	48	0,3042	0,1006	59	48	0,6670	24,0250	3
48	49	0,3861	0,1172	60	49	0,0000	0,0000	2
49	50	0,5075	0,2585	61	50	414,6670	295,9100	1

Figura A.20: Valores críticos do teste de Dickey-Fuller para $\alpha = 1\%$

50	51	0,9740	0,0496	62	51	10,6670	7,6120	3
51	52	0,1450	0,0738	63	52	0,0000	0,0000	2
52	53	0,7105	0,3619	64	53	75,6700	53,8730	2
53	54	1,0410	0,5302	65	54	19,6700	13,9120	1
10	55	0,2012	0,0611	66	55	6,0000	4,2820	1
55	56	0,0047	0,0014	67	56	6,0000	4,2820	1
11	57	0,7394	0,2444	68	57	9,3330	6,6600	2
57	58	0,0047	0,0016	69	58	9,3330	6,6600	1
10	70	0,5000	0,5000	70				
12	20	0,5000	0,5000	71				
14	90	1,0000	1,0000	72				
38	48	2,0000	2,0000	73				
26	54	1,0000	1,0000	74				

A.3. Dados Completos do Sistema de 135 Barras

O sistema real da cidade de Três Lagoas – Sistema CESP de 135 barras, com 21 chaves de interconexão, tensão de 13.8 KV, potência base de 100 MVA. Seus dados forma referenciados de [11] e se mostram da Tabela A.3, na Figura A.3 se mostra a topologia do sistema.

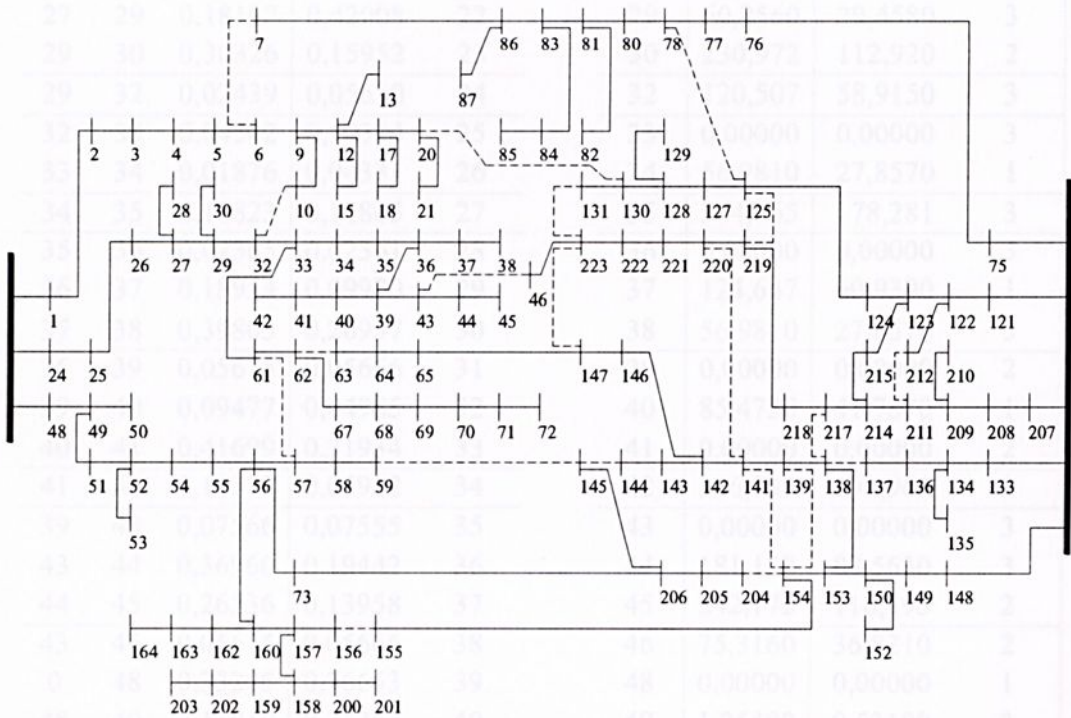


Figura A.3: Diagrama unifilar do sistema de Distribuição de 135 barras

Tabela A3: Dados do sistema de 135 Barras

Noi	Nof	R (Ohm)	X (Ohm)	No de Linha	Barra (No)	P (Kw)	Q (Kvar)	Tipo de Barra
0	1	0,33205	0,76653	1	1	0,00000	0,00000	1
1	2	0,00188	0,00433	2	2	47,7800	19,0090	2
2	3	0,22324	0,51535	3	3	42,5510	16,9290	3
3	4	0,09943	0,22953	4	4	87,0220	34,6220	3
4	5	0,15571	0,35945	5	5	311,310	123,855	1
5	6	0,16321	0,37677	6	6	148,869	59,2280	2
6	7	0,11444	0,26417	7	7	238,672	94,9560	2
6	9	0,05675	0,05666	8	9	62,2990	24,7860	1
9	10	0,52124	0,27418	9	10	124,598	49,5710	3
9	12	0,10877	0,10860	10	12	140,175	55,7680	1
12	13	0,39803	0,20937	11	13	116,813	46,4740	2
12	15	0,91744	0,31469	12	15	249,203	99,1450	2
12	17	0,11823	0,11805	13	17	291,447	115,952	3
17	18	0,50228	0,26421	14	18	303,720	120,835	2
17	20	0,05657	0,05666	15	20	215,396	85,6950	2
20	21	0,29379	0,15454	16	21	198,586	79,0070	3
0	24	0,33205	0,76653	17	24	0,00000	0,00000	3
24	25	0,00188	0,00433	18	25	0,00000	0,00000	3
25	26	0,22324	0,51535	19	26	0,00000	0,00000	3
26	27	0,10881	0,25118	20	27	30,1270	14,7290	1
27	28	0,71078	0,37388	21	28	230,972	112,920	2
27	29	0,18197	0,42008	22	29	60,2560	29,4580	3
29	30	0,30326	0,15952	23	30	230,972	112,920	2
29	32	0,02439	0,05630	24	32	120,507	58,9150	3
32	33	0,04502	0,10394	25	33	0,00000	0,00000	3
33	34	0,01876	0,04331	26	34	56,9810	27,8570	1
34	35	0,11823	0,11805	27	35	364,665	178,281	3
35	36	0,02365	0,02361	28	36	0,00000	0,00000	3
36	37	0,18954	0,09970	29	37	124,647	60,9390	1
37	38	0,39803	0,20937	30	38	56,9810	27,8570	3
36	39	0,05675	0,05666	31	39	0,00000	0,00000	2
39	40	0,09477	0,04985	32	40	85,4730	41,7870	1
40	41	0,41699	0,21934	33	41	0,00000	0,00000	2
41	42	0,11372	0,05982	34	42	396,735	193,960	2
39	43	0,07566	0,07555	35	43	0,00000	0,00000	3
43	44	0,36960	0,19442	36	44	181,152	88,5630	3
44	45	0,26536	0,13958	37	45	242,172	118,395	2
43	46	0,05675	0,05666	38	46	75,3160	36,8210	2
0	48	0,33205	0,76653	39	48	0,00000	0,00000	1
48	49	0,11819	0,27283	40	49	1,25400	0,53100	2
49	50	2,96288	1,01628	41	50	6,27400	2,66000	2

49	51	0,00188	0,00433	42	51	0,00000	0,00000	2
51	52	0,06941	0,16024	43	52	117,880	49,9710	3
52	53	0,81502	0,42872	44	53	62,6680	26,5660	2
52	54	0,06378	0,14724	45	54	172,285	73,0340	3
54	55	0,13132	0,30315	46	55	458,556	194,388	1
55	56	0,06191	0,14291	47	56	262,962	111,473	1
56	57	0,11444	0,26417	48	57	235,761	99,9420	1
57	58	0,28374	0,28331	49	58	0,00000	0,00000	3
58	59	0,28374	0,28331	50	59	109,215	46,2980	1
57	61	0,04502	0,10394	51	61	0,00000	0,00000	1
61	62	0,02626	0,06063	52	62	72,8090	30,8650	2
62	63	0,06003	0,13858	53	63	258,473	109,570	2
63	64	0,03002	0,06929	54	64	69,1690	29,3220	3
64	65	0,02064	0,04764	55	65	21,8430	9,26000	1
62	67	0,10881	0,25118	56	67	0,00000	0,00000	2
67	68	0,25588	0,13460	57	68	20,5270	8,70200	2
68	69	0,41699	0,21934	58	69	150,548	63,8190	3
69	70	0,50228	0,26421	59	70	220,687	93,5520	3
70	71	0,33170	0,17448	60	71	92,3840	39,1630	2
71	72	0,20849	0,10967	61	72	0,00000	0,00000	1
56	73	0,13882	0,32047	62	73	226,693	96,0980	3
0	75	0,00750	0,01732	63	75	0,00000	0,00000	2
75	76	0,27014	0,62362	64	76	294,016	116,974	2
76	77	0,38270	0,88346	65	77	83,0150	33,0280	1
77	78	0,33018	0,76220	66	78	83,0150	33,0280	1
78	80	0,32830	0,75787	67	80	103,770	41,2850	1
80	81	0,17072	0,39409	68	81	176,408	70,1840	2
81	82	0,55914	0,29412	69	82	83,0150	33,0280	1
81	83	0,05816	0,13425	70	83	217,917	86,6980	2
83	84	0,70130	0,36890	71	84	23,2940	9,26700	2
84	85	1,02352	0,53839	72	85	5,07500	2,01900	2
83	86	0,06754	0,15591	73	86	72,6380	28,8990	3
86	87	1,32352	0,45397	74	87	405,990	161,523	1
0	121	0,01126	0,02598	75	121	0,00000	0,00000	1
121	122	0,72976	1,68464	76	122	100,182	42,4680	3
122	123	0,22512	0,51968	77	123	142,523	60,4170	2
123	124	0,20824	0,48071	78	124	96,0420	40,7130	1
124	125	0,04690	0,10827	79	125	300,454	127,366	1
125	127	0,61950	0,61857	80	127	141,238	59,8730	3
127	128	0,34049	0,33998	81	128	279,847	118,631	3
128	129	0,56862	0,29911	82	129	87,3120	37,0130	1
128	130	0,10877	0,10860	83	130	243,849	103,371	3
130	131	0,56862	0,29911	84	131	247,750	105,025	2

0	133	0,01126	0,02598	85	133	0,00000	0,00000	3
133	134	0,41835	0,96575	86	134	89,8780	38,1010	2
134	135	0,10499	0,13641	87	135	1137,28	482,108	2
134	136	0,43898	1,01338	88	136	458,339	194,296	1
136	137	0,07520	0,02579	89	137	385,197	163,290	1
137	138	0,07692	0,17756	90	138	0,00000	0,00000	3
138	139	0,33205	0,76653	91	139	79,6080	33,7470	2
139	141	0,08442	0,19488	92	141	87,3120	37,0130	3
141	142	0,13320	0,30748	93	142	0,00000	0,00000	1
142	143	0,29320	0,29276	94	143	74,0010	31,3700	1
143	144	0,21753	0,21721	95	144	232,050	98,3690	1
144	145	0,26482	0,26443	96	145	141,819	60,1190	2
142	146	0,10318	0,23819	97	146	0,00000	0,00000	1
146	147	0,13507	0,31181	98	147	76,4490	32,4080	2
0	148	0,00938	0,02165	99	148	0,00000	0,00000	2
148	149	0,16884	0,38976	100	149	51,3220	21,7560	1
149	150	0,11819	0,27283	101	150	59,8740	25,3810	1
150	152	2,28608	0,78414	102	152	9,06500	3,84300	1
150	153	0,45587	1,05236	103	153	2,09200	0,88700	3
153	154	0,69600	1,60699	104	154	16,7350	7,09400	2
154	155	0,45774	1,05669	105	155	1506,52	638,634	1
155	156	0,20298	0,26373	106	156	313,023	132,694	2
156	157	0,21348	0,27737	107	157	79,8310	33,8420	3
157	158	0,54967	0,28914	108	158	51,3220	21,7560	2
158	159	0,54019	0,28415	109	159	0,00000	0,00000	2
157	160	0,04550	0,05911	110	160	202,435	85,8150	1
160	162	0,47385	0,24926	111	162	60,8230	25,7840	1
162	163	0,86241	0,45364	112	163	45,6180	19,3380	1
163	164	0,56862	0,29911	113	164	0,00000	0,00000	2
158	200	0,77711	0,40878	114	200	157,070	66,5840	1
200	201	1,08038	0,56830	115	201	0,00000	0,00000	2
159	202	1,09933	0,57827	116	202	250,148	106,041	1
202	203	0,47385	0,24926	117	203	0,00000	0,00000	3
154	204	0,32267	0,74488	118	204	69,8090	29,5930	1
204	205	0,14633	0,33779	119	205	32,0720	13,5960	2
205	206	0,12382	0,28583	120	206	61,0840	25,8940	1
0	207	0,01126	0,02598	121	207	0,00000	0,00000	1
207	208	0,64910	1,49842	122	208	94,6220	46,2600	2
208	209	0,04502	0,10394	123	209	49,8580	24,3750	3
209	210	0,52640	0,18056	124	210	123,164	60,2140	2
209	211	0,02064	0,04764	125	211	78,3500	38,3040	3
211	212	0,53071	0,27917	126	212	145,475	71,1210	2
211	214	0,09755	0,22520	127	214	21,3690	10,4470	3



214	215	0,11819	0,27283	128
214	217	0,13882	0,32047	129
217	218	0,04315	0,09961	130
218	219	0,09192	0,21220	131
219	220	0,16134	0,37244	132
220	221	0,37832	0,37775	133
221	222	0,39724	0,39664	134
222	223	0,29320	0,29276	135
7	86	0,13132	0,30315	136
10	32	0,26536	0,13958	137
20	130	0,14187	0,14166	138
46	223	0,08512	0,08499	139
33	61	0,04502	0,10394	140
59	145	0,14187	0,14166	141
65	147	0,14187	0,14166	142
73	206	0,03940	0,09094	143
78	125	0,12944	0,29882	144
125	219	0,01688	0,03898	145
131	223	0,33170	0,17448	146
139	154	0,14187	0,14166	147
138	217	0,07692	0,17756	148
138	153	0,07692	0,17756	149
141	154	0,07692	0,17756	150
141	220	0,07692	0,17756	151
145	206	0,26482	0,26443	152
160	56	0,49696	0,64567	153
212	122	0,17059	0,08973	154
215	123	0,05253	0,12126	155
223	147	0,29320	0,29276	156

215	74,7890	36,5640	3
217	227,926	111,431	1
218	35,6140	17,4110	3
219	249,295	121,877	2
220	316,722	154,842	3
221	333,817	163,199	1
222	249,295	121,877	2
223	0,00000	0,00000	3



A.4. Dados Completos do Sistema de 215 Barras

O sistema real de 215 barras, com 72 chaves de interconexão, tensão de 13.8KV, potência base de 100 MVA. Seus dados forma referenciados de [17] e se mostram da Tabela A.4.

Tabela A4: Dados do sistema de 215 Barras

Noi	Nof	R (Ohm)	X (Ohm)	No de Linha	Barra (No)	P (Kw)	Q (Kvar)	Tipo de Barra
1	2	0,00100	0,00100	1	1	0,00	0,00	1
1	112	0,00100	0,00100	2	2	0,00	0,00	1
1	113	0,00100	0,00100	3	3	0,00	0,00	2
1	167	0,00100	0,00100	4	4	0,00	0,00	3
2	3	0,20074	0,63762	5	5	100,00	60,00	3
2	40	0,28995	0,67643	6	6	90,00	40,00	1
2	54	0,21341	0,67786	7	7	120,00	80,00	2
2	60	0,20414	0,47625	8	8	60,00	30,00	2
3	4	0,15264	0,48486	9	9	60,00	20,00	1
4	5	0,07023	0,22309	10	10	60,00	20,00	3
5	6	0,10713	0,34030	11	11	60,00	20,00	1
6	7	0,09459	0,30045	12	12	60,00	20,00	2
6	26	0,05154	0,16370	13	13	60,00	20,00	2
6	38	0,03715	0,11799	14	14	45,00	30,00	3
7	9	0,03223	0,10236	15	15	60,00	35,00	2
7	8	0,10000	0,31764	16	16	60,00	35,00	2
9	10	0,04822	0,15315	17	17	120,00	80,00	3
9	24	0,04613	0,14651	18	18	60,00	10,00	3
10	11	0,04121	0,13088	19	19	60,00	20,00	3
11	12	0,06507	0,20668	20	20	60,00	20,00	3
11	23	0,06212	0,19730	21	21	90,00	40,00	1
12	13	0,05031	0,15980	22	22	90,00	40,00	2
12	14	0,07442	0,23637	23	23	90,00	40,00	3
14	15	0,09766	0,31022	24	24	90,00	40,00	2
15	16	0,07478	0,23755	25	25	90,00	40,00	3
15	17	0,03899	0,12385	26	26	90,00	50,00	3
17	18	0,05351	0,16995	27	27	60,00	60,00	1
18	19	0,06925	0,21996	28	28	60,00	60,00	3
18	20	0,04084	0,12971	29	29	60,00	60,00	3
18	21	0,06937	0,22035	30	30	60,00	25,00	1
21	22	0,07983	0,25356	31	31	60,00	20,00	3
23	17	0,09446	0,30006	32	32	120,00	70,00	2
25	9	0,03026	0,09611	33	33	200,00	600,00	1
26	25	0,04920	0,15628	34	34	150,00	70,00	2
26	27	0,03764	0,11955	35	35	210,00	100,00	2
26	28	0,06125	0,19457	36	36	60,00	40,00	3
26	39	0,04367	0,13870	37	37	90,00	40,00	3
28	29	0,09606	0,30514	38	38	60,00	10,00	2
28	31	0,02103	0,06681	39	39	90,00	10,00	2
29	30	0,21780	0,17812	40	40	60,00	40,00	1



30	177	0,18590	0,15203	41
30	178	0,48235	0,39447	42
31	32	0,07023	0,22309	43
31	33	0,04686	0,14886	44
33	176	0,04133	0,13128	45
34	28	0,05092	0,16175	46
34	35	0,06273	0,19926	47
35	36	0,03198	0,10158	48
35	37	0,05068	0,16097	49
37	48	0,02005	0,06368	50
38	39	0,02448	0,07775	51
38	34	0,03764	0,11955	52
40	41	0,13459	0,31400	53
40	51	0,04576	0,14534	54
41	42	0,06072	0,14166	55
42	4	0,03806	0,08879	56
42	43	0,05450	0,12713	57
43	44	0,09809	0,22884	58
43	47	0,13494	0,31481	59
44	5	0,10311	0,24055	60
44	45	0,03356	0,07830	61
45	46	0,05450	0,12713	62
45	35	0,10536	0,24579	63
46	6	0,03529	0,08233	64
46	34	0,07921	0,25161	65
47	48	0,05069	0,11825	66
48	49	0,12681	0,29584	67
49	50	0,16539	0,38584	68
50	53	0,06401	0,14933	69
51	54	0,07232	0,22973	70
51	41	0,06347	0,20160	71
51	52	0,04526	0,14378	72
52	56	0,06617	0,21020	73
54	55	0,09483	0,30123	74
55	56	0,12456	0,29059	75
56	57	0,13321	0,31077	76
57	58	0,08252	0,19252	77
57	59	0,08733	0,27740	78
58	47	0,10345	0,24135	79
58	43	0,05560	0,17660	80
60	62	0,07700	0,24458	81
60	61	0,32853	0,76644	82
63	64	0,10123	0,32155	83
63	67	0,06310	0,20043	84
63	66	0,15080	0,47900	85
63	71	0,02731	0,08647	86
64	61	0,16902	0,39432	87
64	65	0,26261	0,83414	88
66	49	0,07282	0,23129	89
67	68	0,16322	0,51846	90
67	70	0,14120	0,44852	91
68	69	0,07145	0,16669	92
71	70	0,06903	0,16104	93

41	120,00	70,00	2
42	100,00	60,00	2
43	90,00	40,00	2
44	120,00	80,00	3
45	60,00	30,00	2
46	60,00	20,00	3
47	60,00	20,00	1
48	60,00	20,00	1
49	60,00	20,00	1
50	60,00	20,00	3
51	45,00	30,00	1
52	60,00	35,00	1
53	60,00	35,00	2
54	120,00	80,00	2
55	60,00	10,00	3
56	60,00	20,00	1
57	60,00	20,00	2
58	90,00	40,00	2
59	90,00	40,00	3
60	90,00	40,00	3
61	90,00	40,00	2
62	90,00	40,00	1
63	90,00	50,00	3
64	90,00	50,00	2
65	90,00	50,00	2
66	60,00	25,00	1
67	60,00	25,00	1
68	60,00	20,00	1
69	60,00	20,00	2
70	60,00	20,00	1
71	60,00	20,00	2
72	60,00	20,00	2
73	60,00	40,00	2
74	90,00	40,00	3
75	60,00	10,00	1
76	90,00	40,00	1
77	60,00	40,00	3
78	120,00	70,00	2
79	100,00	60,00	1
80	90,00	40,00	1
81	120,00	80,00	3
82	60,00	30,00	3
83	60,00	20,00	1
84	60,00	20,00	3
85	60,00	20,00	2
86	60,00	20,00	3
87	60,00	20,00	2
88	45,00	30,00	2
89	60,00	35,00	1
90	60,00	35,00	1
91	120,00	80,00	3
92	60,00	10,00	2
93	60,00	20,00	3



72	73	0,02804	0,08908	94
72	71	0,03506	0,11135	95
73	74	0,02632	0,08361	96
73	75	0,02472	0,07853	97
73	80	0,03862	0,12268	98
74	69	0,08881	0,28209	99
70	74	0,02485	0,07892	100
75	76	0,06482	0,20590	101
76	69	0,03961	0,12581	102
77	76	0,02608	0,08283	103
77	79	0,02497	0,07931	104
77	78	0,03838	0,12190	105
78	68	0,08229	0,26138	106
78	53	0,04871	0,15472	107
79	89	0,02681	0,08517	108
80	85	0,02608	0,08283	109
80	81	0,04982	0,15823	110
81	77	0,03776	0,11994	111
81	88	0,02620	0,08322	112
82	83	0,04293	0,13635	113
83	95	0,06421	0,20395	114
83	84	0,06285	0,19965	115
85	84	0,02780	0,08830	116
86	85	0,02608	0,08283	117
86	87	0,04957	0,15745	118
87	88	0,02571	0,08166	119
87	89	0,03702	0,11760	120
82	93	0,02977	0,09455	121
89	90	0,04662	0,14808	122
89	92	0,06667	0,21176	123
90	91	0,04170	0,13245	124
91	53	0,05191	0,16488	125
91	125	0,05363	0,17035	126
91	202	0,02054	0,06525	127
93	94	0,05498	0,17464	128
95	86	0,06470	0,20551	129
95	96	0,03887	0,12346	130
95	94	0,08020	0,25474	131
95	97	0,08278	0,26294	132
97	98	0,05646	0,17933	133
98	99	0,06581	0,20902	134
98	100	0,06593	0,20942	135
98	117	0,06790	0,21567	136
95	99	0,07909	0,25122	137
127	100	0,10996	0,34929	138
83	101	0,09250	0,29381	139
102	103	0,06064	0,19262	140
102	82	0,03727	0,11838	141
103	101	0,03936	0,12502	142
103	104	0,09914	0,31490	143
104	106	0,05289	0,16800	144
104	105	0,05117	0,16253	145
106	107	0,12694	0,40320	146

94	60,00	20,00	1
95	90,00	40,00	1
96	90,00	40,00	1
97	90,00	40,00	2
98	90,00	40,00	1
99	90,00	40,00	2
100	90,00	50,00	2
101	60,00	25,00	1
102	60,00	25,00	1
103	60,00	25,00	1
104	60,00	25,00	3
105	60,00	20,00	2
106	60,00	40,00	1
107	60,00	40,00	2
108	60,00	40,00	3
109	60,00	40,00	2
110	60,00	40,00	2
111	90,00	40,00	1
112	60,00	10,00	1
113	90,00	40,00	1
114	60,00	40,00	2
115	120,00	70,00	1
116	100,00	60,00	2
117	90,00	40,00	1
118	120,00	80,00	3
119	60,00	30,00	1
120	60,00	20,00	2
121	60,00	20,00	1
122	60,00	20,00	1
123	60,00	20,00	2
124	60,00	20,00	3
125	45,00	30,00	2
126	60,00	35,00	3
127	60,00	35,00	2
128	120,00	80,00	3
129	60,00	10,00	3
130	60,00	20,00	1
131	60,00	20,00	3
132	90,00	40,00	2
133	90,00	40,00	3
134	90,00	40,00	1
135	90,00	40,00	2
136	90,00	40,00	3
137	90,00	50,00	3
138	60,00	25,00	3
139	60,00	25,00	3
140	60,00	25,00	3
141	60,00	25,00	2
142	60,00	20,00	1
143	120,00	70,00	1
144	60,00	40,00	2
145	60,00	40,00	3
146	60,00	40,00	1



107	108	0,05966	0,18949	147
107	109	0,08684	0,27583	148
107	110	0,06704	0,21293	149
110	111	0,14256	0,45282	150
110	118	0,04305	0,13675	151
112	63	0,08942	0,28404	152
112	72	0,13813	0,43876	153
112	82	0,06667	0,21176	154
112	102	0,08881	0,28209	155
113	114	0,04588	0,14573	156
113	129	0,11402	0,36218	157
113	143	0,16445	0,52237	158
113	152	0,09926	0,31529	159
113	165	0,11599	0,36843	160
114	115	0,11537	0,36648	161
114	116	0,07503	0,23833	162
116	117	0,13825	0,43915	163
117	118	0,22694	0,72084	164
117	119	0,07921	0,25161	165
119	120	0,05904	0,18754	166
120	121	0,07663	0,24341	167
120	133	0,07478	0,23755	168
121	122	0,05129	0,16292	169
121	126	0,04908	0,15589	170
122	127	0,05892	0,18715	171
122	92	0,06248	0,19848	172
122	123	0,04649	0,14768	173
123	124	0,04194	0,13323	174
124	128	0,05855	0,18597	175
124	125	0,04957	0,15745	176
126	128	0,04293	0,13635	177
128	138	0,05387	0,17113	178
129	130	0,09348	0,29693	179
130	143	0,02829	0,08986	180
130	131	0,10443	0,33170	181
130	144	0,03296	0,10471	182
131	132	0,06765	0,21489	183
131	134	0,03875	0,12307	184
132	133	0,11341	0,36023	185
133	137	0,04871	0,15472	186
135	142	0,04084	0,12971	187
135	134	0,03284	0,10432	188
135	145	0,10910	0,34655	189
136	141	0,05314	0,16878	190
136	135	0,06999	0,22231	191
137	128	0,05117	0,16253	192
137	140	0,05670	0,18011	193
137	136	0,03973	0,12620	194
138	139	0,04096	0,13010	195
143	153	0,04108	0,13049	196
143	144	0,04096	0,13010	197
144	145	0,05818	0,18480	198
145	146	0,04625	0,14690	199

147	60,00	40,00	2
148	90,00	40,00	2
149	60,00	10,00	3
150	90,00	40,00	2
151	60,00	40,00	3
152	120,00	70,00	1
153	100,00	60,00	3
154	90,00	40,00	3
155	120,00	80,00	1
156	60,00	30,00	3
157	60,00	20,00	1
158	60,00	20,00	2
159	60,00	20,00	2
160	60,00	20,00	1
161	60,00	20,00	3
162	45,00	30,00	1
163	60,00	15,00	1
164	60,00	35,00	3
165	120,00	80,00	2
166	60,00	10,00	3
167	60,00	20,00	2
168	60,00	20,00	1
169	90,00	40,00	3
170	90,00	40,00	1
171	90,00	40,00	2
172	90,00	40,00	1
173	90,00	40,00	3
174	90,00	50,00	2
175	60,00	25,00	1
176	60,00	25,00	2
177	60,00	25,00	3
178	60,00	25,00	1
179	60,00	20,00	2
180	120,00	70,00	1
181	200,00	600,00	3
182	150,00	70,00	3
183	210,00	100,00	1
184	60,00	40,00	3
185	90,00	40,00	2
186	100,00	60,00	3
187	90,00	40,00	1
188	120,00	80,00	1
189	60,00	30,00	3
190	60,00	20,00	2
191	60,00	20,00	3
192	60,00	20,00	1
193	60,00	20,00	1
194	60,00	20,00	3
195	45,00	30,00	1
196	60,00	35,00	3
197	60,00	35,00	1
198	120,00	80,00	1
199	60,00	10,00	3



146	147	0,04859	0,15433	200
146	150	0,07417	0,23559	201
146	155	0,06162	0,19574	202
147	148	0,06212	0,19730	203
147	149	0,06950	0,22075	204
150	151	0,04883	0,15511	205
150	155	0,02276	0,07228	206
150	149	0,02595	0,08244	207
152	164	0,07995	0,25396	208
152	153	0,09016	0,28638	209
153	163	0,13985	0,44423	210
153	154	0,06039	0,19183	211
154	155	0,07073	0,22465	212
155	156	0,15633	0,49658	213
156	157	0,05744	0,18246	214
156	162	0,07208	0,22895	215
156	158	0,11587	0,36804	216
158	159	0,03346	0,10627	217
158	160	0,07565	0,24028	218
158	161	0,14366	0,45634	219
164	163	0,13542	0,43016	220
165	166	0,09951	0,31608	221
165	164	0,05683	0,18050	222
167	216	0,17823	0,56612	223
167	191	0,10972	0,34850	224
167	198	0,16765	0,53252	225
167	204	0,04945	0,15706	226
167	168	0,07626	0,24223	227
168	169	0,10148	0,32233	228
169	170	0,12017	0,38171	229
170	174	0,06236	0,19808	230
170	171	0,09914	0,31490	231
171	173	0,13358	0,42430	232
171	172	0,17023	0,54073	233
175	174	0,07798	0,24770	234
176	175	0,07577	0,24067	235
186	176	0,07417	0,23559	236
177	183	0,11501	0,36530	237
176	177	0,69465	0,56810	238
178	181	0,07380	0,23442	239
177	178	0,08758	0,27818	240
178	179	0,10061	0,31959	241
178	180	0,07958	0,25278	242
181	182	0,15191	0,48251	243
184	185	0,08524	0,27076	244
170	184	0,07097	0,22543	245
186	185	0,07688	0,24419	246
188	186	0,11255	0,35749	247
187	185	0,05264	0,16722	248
189	188	0,07921	0,25161	249
188	187	0,21615	0,17677	250
189	191	0,08204	0,26060	251
190	189	0,12386	0,39343	252

200	60,00	20,00	2
201	60,00	20,00	3
202	90,00	40,00	2
203	90,00	40,00	3
204	90,00	40,00	3
205	90,00	40,00	1
206	90,00	40,00	3
207	90,00	50,00	2
208	60,00	25,00	1
209	60,00	25,00	2
210	60,00	25,00	3
211	60,00	25,00	3
212	60,00	20,00	3
213	60,00	40,00	3
214	60,00	40,00	1
215	60,00	40,00	1
216	60,00	40,00	2



168	190	0,06335	0,20121	253
191	194	0,05547	0,17621	254
192	193	0,21107	0,67044	255
193	188	0,05904	0,18754	256
193	186	0,09791	0,31100	257
193	36	0,08696	0,27622	258
216	195	0,13899	0,44149	259
194	192	0,13100	0,41610	260
195	201	0,04945	0,15706	261
195	197	0,05547	0,17621	262
195	192	0,03862	0,12268	263
195	196	0,07724	0,24536	264
196	53	0,05018	0,15941	265
198	199	0,14514	0,46103	266
199	200	0,06236	0,19808	267
199	197	0,06236	0,19808	268
200	203	0,02386	0,07580	269
200	201	0,01016	0,32272	270
200	138	0,06519	0,20707	271
202	201	0,03592	0,11408	272
196	202	0,07577	0,24067	273
203	124	0,03296	0,10471	274
204	205	0,14637	0,46493	275
204	207	0,05523	0,17542	276
204	209	0,10898	0,34616	277
205	206	0,10074	0,31998	278
207	208	0,18905	0,60051	279
209	210	0,03604	0,11448	280
209	212	0,19323	0,61379	281
210	211	0,07503	0,23833	282
212	138	0,10074	0,31998	283
212	213	0,04908	0,15589	284
69	70	0,12300	0,39070	285
213	214	0,08413	0,26724	286
213	215	0,13395	0,42547	287

APÊNDICE B

trabalhos publicados em três congressos referentes
ao curso de pós-graduação.



B.1. Artigo 01

ALGORITMO EVOLUTIVO DEDICADO À SOLUÇÃO DO PROBLEMA DE RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO RADIAIS

J. C. Cebrián A. J. R. S. Mantovani R. A. Romero, L.

APÊNDICE B

Artigos Publicados

Este apêndice apresenta os artigos publicados em três congressos referentes ao trabalho desenvolvido pelo aluno durante o curso de pós-graduação.

XXXIV SBPO Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional

Rio de Janeiro – Brasil

B.1. Artigo 01

ALGORITMO EVOLUTIVO DEDICADO À SOLUÇÃO DO PROBLEMA DE RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO RADIAIS

J. C. Cebrián A. J. R. S. Mantovani R. A. Romero. L.

Grupo de Pesquisas em Distribuição de Energia Elétrica
Departamento de Engenharia Elétrica
Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, Universidade Estadual
Paulista – UNESP.
Caixa Postal 31, 15385-000, Ilha Solteira, SP, Brasil

XXXIV SBPO Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional

Rio de Janeiro – Brasil

ABSTRACT

Radial distribution networks are mostly radially configured aimed to make under the inherent protection factors, e.g., identification and short circuit currents attenuation, looking for lower equipment costs. These networks present switches located in strategic points aimed to reconfigure the system. Reconfiguration in distribution networks is performed with open/close operations of switches. This work presents an evolutionary algorithm for loss reduction and load balancing. An evolutionary algorithm for reconfiguration problems solving, consisting in an initial population generation of radial topologies, codification schemes, recombination and mutation which let identify and preserve network radiality, is presented. Obtaining the network state for each configuration takes place in the proposed methodology. It was implemented a load flow algorithm for radial networks which showed adequate precision in the solutions search problem.

Keywords: Distribution networks; Losses optimization; Combinatorial optimization.

ALGORITMO EVOLUTIVO DEDICADO À SOLUÇÃO DO PROBLEMA DE RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO RADIAIS

Juan Carlos Cebrián Amasifén^[1]
cebrian@dee.feis.unesp.br

José Roberto Sanches Mantovani^[2]
mant@dee.feis.unesp.br

Rubén Augusto Romero Lázaro^[3]
ruben@dee.feis.unesp.br

^{[1][2][3]}Grupo de Pesquisas em Distribuição de Energia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, Universidade Estadual Paulista – UNESP.

Caixa Postal 31, 15385-000, Ilha Solteira, SP, Brasil.

RESUMO

Os sistemas aéreos de distribuição de energia elétrica são na grande maioria configurados radialmente, com o propósito de facilitar fatores inerentes à proteção, tais como: coordenação e atenuação de correntes de curto-circuito visando diminuir custos com equipamentos. Estes sistemas possuem chaves de manobras localizadas em pontos estratégicos da rede com o objetivo de reconfigurar o sistema. A reconfiguração em sistemas de distribuição é realizada através das operações de fechamento/abertura de chaves seccionadoras, sendo aplicada para redução de perdas e balanceamento de cargas. Neste trabalho apresenta-se um algoritmo evolutivo para resolução de problemas de reconfiguração, que consiste da geração de uma população inicial de topologia radiais, esquemas de codificação, recombinação e mutação que permitem identificar e preservar a radialidade da rede. Como parte da metodologia proposta está envolvida a obtenção do estado da rede para cada configuração, foi implementado um algoritmo de fluxo de carga radial que se mostrou adequadamente preciso e rápido no auxílio à busca de soluções para o problema.

Palavras-Chaves: Sistemas de Distribuição, Otimização de Perdas, Otimização Combinatorial.

ABSTRACT

Aerial distribution networks are mostly radially configured aimed to make easier the inherent protection factors, e.g.: coordination and short circuit currents attenuation, looking for lessen equipment costs. This networks present switches located in strategic points aimed to reconfigure the system. Reconfiguration in distribution networks is performed with open/close operations of sectionalizing switches, been applied for loss reduction and load balancing. An evolutive algorithm for reconfiguration problems solving, consisting in an initial population generation of radial topologies, codification schemes, recombination and mutation which let identify and preserve network radiality, is presented. Obtaining the network state for each configuration take place in the proposed methodology, it was implemented a load flow algorithm for radial networks which showed adequate precision in the solutions search problem.

Keywords: Distribution networks, Losses optimization, Combinatorial optimization.

1.0 - Introdução

O problema de reconfiguração tem uma formulação matemática complexa, em que a exigência de radialidade é uma dificuldade adicional, e dada sua natureza combinatória é de difícil tratamento. Em consequência dessas dificuldades para resolução de problemas com essas características, como é o caso do problema da reconfiguração, além das técnicas de otimização clássica e combinatorial são propostas por alguns pesquisadores os algoritmos heurísticos.

Com o objetivo de reduzir o espaço de busca, muitos autores têm proposto para a solução do problema de reconfiguração de redes de distribuição técnicas heurísticas que consistem em um conjunto de procedimentos simples, muitas vezes baseados em procedimentos práticos retirados da experiência dos operadores, que encontram soluções de boa qualidade para problemas complexos com esforço computacional relativamente pequeno. Entretanto, não garantem encontrar a solução ótima. Geralmente são usados quando não existe método exato de resolução, existe a dificuldade na formulação matemática ou a metodologia existente necessita de elevado esforço computacional para resolver um problema dessa natureza. Civanlar et al. [1] propõem uma metodologia heurística para reconfiguração de redes com vistas a reduzir o número de reconfigurações candidatas, utilizando como critério uma fórmula interessante e de uso simples que exclui opções indesejadas de chaveamento sem a necessidade de se efetuar numerosos cálculos de fluxos de potência, reduzindo significativamente o esforço computacional. Baran et al. [2] utilizam a aproximação proposta por Civanlar et al. [1], para a abertura dos laços gerados no processo de reconfiguração da rede. Entretanto introduzem dois diferentes métodos de cálculo de fluxo de carga para redes radiais, com vários graus de precisão, para calcular o estado da rede depois da transferência de uma carga entre duas subestações, alimentadores ou ramos. Esses métodos de fluxo de carga usam um novo conjunto de equações que foram desenvolvidos especialmente para alimentadores radiais de distribuição e foram usados no problema de alocação de capacitores em redes de distribuição [3]. A técnica para efetuar a reconfiguração de rede de distribuição, para aplicação em tempo real, proposta por Borozan et al. [4] também utiliza um método heurístico para determinar uma configuração com mínimas perdas resistivas nas linhas. A metodologia proposta é similar a de Shirmohammadi et al. [5], em que se inicializa o estudo com todas as chaves do sistema que deveriam estar abertas fechadas, as cargas são convertidas em correntes nodais usando-se as tensões nodais. Borozan et al. [4] dão um enfoque na ordenação e numeração dos nós da rede, sendo que isto é de grande importância para a eficiência da maioria dos métodos para cálculo de fluxo de carga em redes radiais. Um método heurístico simples é proposto por Mantovani et al. [6], onde utilizam uma técnica de busca em árvores do tipo branch and bound para encontrar o conjunto das melhores configurações para redes radiais. Apresentam um método de cálculo de fluxo de carga radial rápido e eficiente, além de um critério de corte para reduzir o espaço de busca de configurações baseado no limite máximo de queda de tensão.

Toune et al. [7] fazem um estudo de comparação dos algoritmos Heurísticas modernos[8], Algoritmos genéticos [9], *simulated annealing* [10], *tabu search* [11], *reactive tabu search*(RTS) [13] na aplicação de vários problemas de otimização combinatorial incluindo reconfiguração de redes de distribuição. O algoritmo heurístico do tipo RTS pode em geral, avaliar apenas uma condição de vizinhança local, porém, os resultados obtidos para sistemas de distribuição típicos usando o RTS, podem ser de alta qualidade. O tempo de processamento do RTS vai depender do número de avaliações da vizinhança e de cada iteração. Em uma análise geral o RTS pode realizar um rápido processamento especialmente para condições de estudos que se deseja análise *on line* da reconfiguração da rede.

Song et al. [14] apresentam uma técnica de solução para o problema de reconfiguração baseada nos métodos evolutivos e para realizar o operador de mutação utilizam uma proposta baseada em controladores lógicos *fuzzy* para melhorar o processo evolutivo ajustando a taxa de mutação. Além disso propõe uma estratégia de busca, para mais adiante no processo iterativo acelerar a convergência do processo de otimização. Uma comparação do SGA (algoritmo genético básico) e o RGA (algoritmo genético refinado) é

desenvolvida por Cheng et al. [15], em que mostram as vantagens do RGA com relação ao SGA em dois aspectos principais: (1) O uso de uma lista tabu que evita buscas inválidas, especialmente em aplicação com muitas ótimos locais; (2) Outro é a regulação automática da frequência dos operadores de recombinação e mutação. Cheng Kuo et al. [12] apresentam um algoritmo genético refinado (RGA) junto com um conjunto de equações de fluxo simplificado que são aplicados para a reconfiguração e minimização de perdas. Apresentam também propostas de uma estrutura de cadeia genética, técnicas de recombinação e mutação, com o objetivo de se obter um procedimento eficiente na reconfiguração de uma rede de distribuição. A mutação combina técnicas de *simulated annealing* que modifica a taxa de mutação de uma forma eficiente.

Neste trabalho o problema de reconfiguração de redes de distribuição é tratado como um problema de programação não linear de grande porte com variáveis reais e inteiras. Para solução desse problema apresenta-se um algoritmo evolutivo que considera um esquema de codificação em base decimal e efetua os operadores recombinação e mutação com vistas a manter a radialidade da rede de distribuição através das gerações. Para efetuar os cálculos referentes a função adaptação e calcular o estado das diferentes topologias de rede foi implementado um algoritmo de cálculo de fluxo de carga rápido e eficiente. Foram simulados e obtidos resultados de boa qualidade para sistemas com 14, 69 e 135 barras, com 3, 5, e 21 chaves de interconexão disponíveis, respectivamente.

2.0 - Formulação Geral Problema de Reconfiguração

Os sistemas aéreos de distribuição de energia elétrica por sua característica radial 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 para os consumidores, aumentar os níveis de confiabilidade e eliminar e/ou isolar faltas restaurando o fornecimento de energia. Assim, estas chaves seccionadoras são utilizadas para ambos os objetivos: proteção (isolamento de faltas) e reconfiguração (gerenciamento da configuração).

Seja uma configuração base da rede com um conjunto de circuitos que estão energizados, formando a configuração radial chamada de *Ramo de Árvore* (teoria grafos). Por outro lado, os circuitos que não estão energizados são chamados de *Ramos de Ligação* como mostra a Fig.-1.

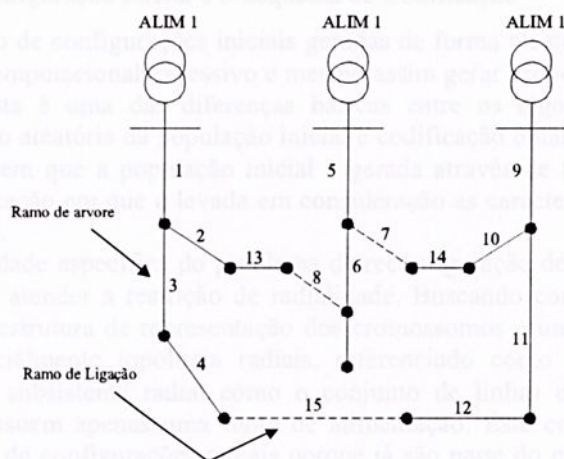


Fig. – 1: Diagrama unifilar de um sistema mostrando os ramos da árvore e de ligação.

Uma troca adequada de um ramo de ligação com um ramo de árvore leva a outra configuração radial. Portanto o problema de reconfiguração ótima de um sistema de

distribuição consiste em encontrar aquela configuração radial, do espaço de configurações radiais possíveis, que produza perdas mínimas de potência e satisfaça restrições de radialidade, queda de tensão, etc. Este processo de busca ótima implica analisar implícita ou explicitamente todas as configurações radiais possíveis.

Dessa forma, o problema da reconfiguração de redes de distribuição pode ser formulado, genericamente, 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: radialidade, restrições de níveis de tensão, confiabilidade do sistema, balanço de carga e fluxo nos alimentadores.

3.0 - Técnica de Solução

Neste trabalho o problema de reconfiguração é resolvido usando um algoritmo genético do tipo evolutivo que é um processo de otimização combinatória e se inicia com a geração de uma população, isto é, um conjunto de soluções (configurações) candidatas. Cada configuração é qualificada pelo valor da função objetivo que apresenta. Todos os indivíduos da população são classificados pela qualidade de sua correspondente função objetivo. Assim, cada indivíduo possui uma determinada probabilidade para gerar os elementos (configurações) na geração seguinte. Os elementos melhores qualificados neste processo têm, no sentido probabilístico, maior probabilidade de participar na geração dos elementos da nova população. Essa nova geração é obtida com as operações de recombinação e mutação. A recombinação leva a uma transferência de material genético entre as melhores configurações. Eventualmente devem aparecer elementos da nova geração com melhor material genético das configurações melhores qualificadas, produzindo novas configurações de excelente qualidade. Na natureza, a mutação produz a regeneração da perda de material genético. Nos algoritmos evolutivos a mutação produz uma modificação esporádica e aleatória de alguns genes de um elemento (configuração) da população. De forma geral, os algoritmos evolutivos são técnicas de otimização combinatória que iniciam o processo com uma população inicial, fazem um ordenamento seletivo dos elementos da população avaliando a qualidade da função de adaptação e geram uma nova população num processo de três etapas: seleção, recombinação e mutação.

3.1 - Geração da Configuração Inicial e o Esquema de Codificação

Um conjunto de configurações iniciais geradas de forma aleatória e ineficazes pode impor um esforço computacional excessivo e mesmo assim gerar propostas de investimentos pouco atraentes. Esta é uma das diferenças básicas entre os algoritmos genéticos que utilizam uma geração aleatória da população inicial e codificação binária, e os algoritmos do tipo evolucionários em que a população inicial é gerada através de técnicas heurísticas, e utilizam uma codificação em que é levada em consideração as características específicas do problema sob estudo.

Uma dificuldade específica do problema de reconfiguração de redes de distribuição está relacionada em atender a restrição de radialidade. Buscando contornar este problema trabalhou-se com a estrutura de representação dos cromossomos e um algoritmo heurístico para identificar inicialmente topologia radiais, referenciado como *teste de subsistemas radiais*. Entenda-se subsistema radial como o conjunto de linhas de todo o sistema de distribuição que possuem apenas uma fonte de alimentação. Este conjunto de linhas não participam na busca de configurações radiais porque já são parte do conjunto de ramos que formam o sistema distribuição radial. Dessa forma é necessário numerar cada ramo (incluindo ramos de árvore e ramos de ligação) e armazenar o número de chaves que correspondem ao ramo de ligação. A representação dos ramos de ligação na cadeia genética está representada na Fig.-2(a), onde " N " é o número total de ramos de ligação que o sistema necessita para manter a condição de radialidade. Como o número dos ramos de ligação é



apenas uma pequena parcela do total de ramos do sistema, a representação de uma cadeia genética para o problema de reconfiguração se mostra eficiente como na Fig.-2(b) que representa o sistema de 14 barras da Fig.-2(c).

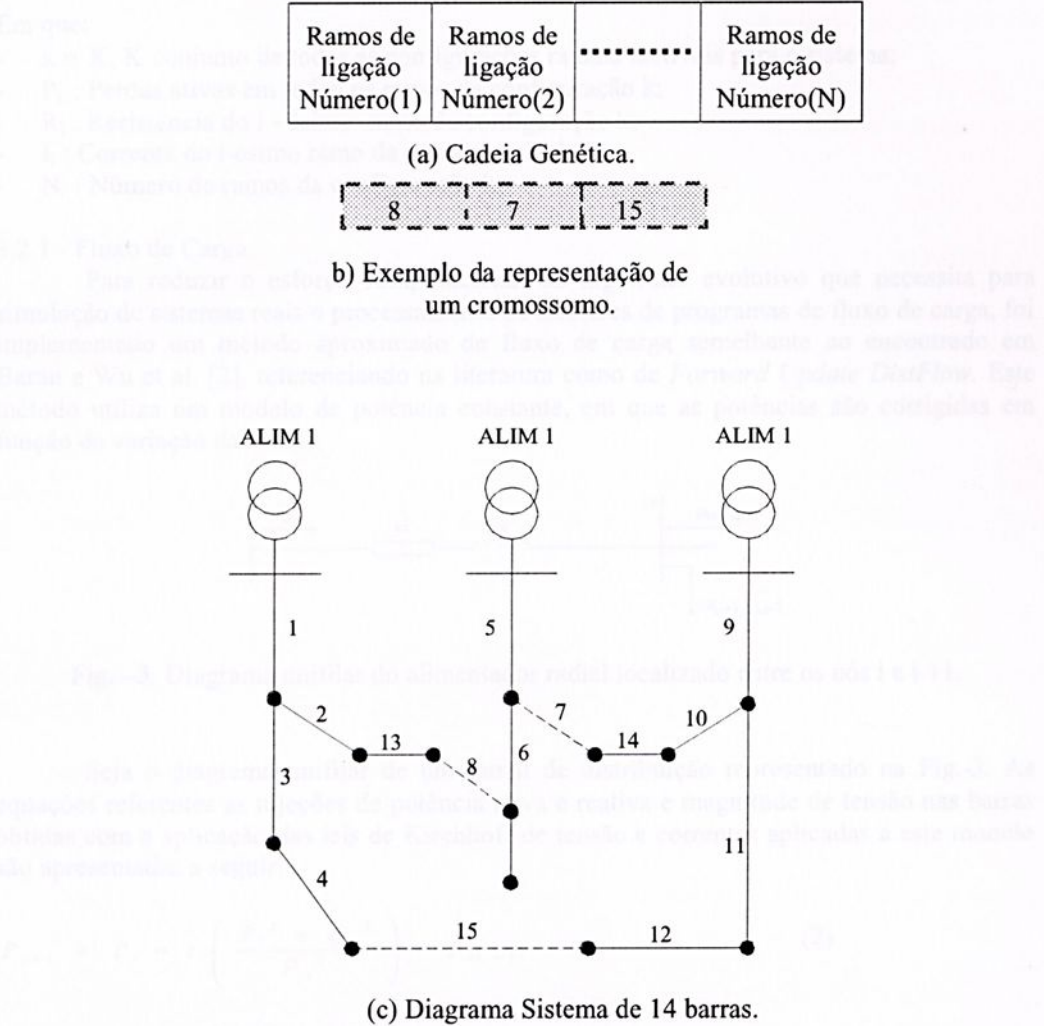


Fig. – 2: Esquema de codificação do algoritmo Evolutivo para Reconfiguração de redes.

3.2 - Avaliação da Função de Adaptação.

Neste trabalho para avaliar a qualidade de cada configuração são considerados aspectos relativos às perdas de energia nos alimentadores e qualidade do perfil de tensão de cada configuração. Para se proceder a essa análise processa-se um programa para cálculo de fluxo de carga para cada configuração e através dos resultados obtidos, as perdas ativas e a magnitude das tensões, avalia-se a qualidade de cada reconfiguração através da equação (1):

Minimizar

$$P_k = \sum_{i=1}^{N_r} R_i \cdot I_i^2$$

(1)

- s.a.
- Radialidade

- Restrições de níveis de tensão
- Confiabilidade do sistema
- Balanço de carga entre os alimentadores

Em que:

- $k \in K$, K conjunto de todas as configurações radiais factíveis para o sistema;
- P_k : Perdas ativas em todos os ramos da configuração k ;
- 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 .

3.2.1 - Fluxo de Carga.

Para reduzir o esforço computacional do algoritmo evolutivo que necessita para simulação de sistemas reais o processamento de milhares de programas de fluxo de carga, foi implementado um método aproximado de fluxo de carga semelhante ao encontrado em Baran e Wu et al. [2], referenciando na literatura como de *Forward Update DistFlow*. Este método utiliza um modelo de potência constante, em que as potências são corrigidas em função da variação da tensão.

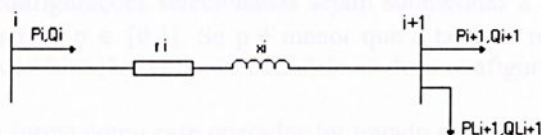


Fig. -3: Diagrama unifilar do alimentador radial localizado entre os nós i e $i+1$.

Seja o diagrama unifilar de um ramal de distribuição representado na Fig.-3. As equações referentes às injeções de potência ativa e reativa e magnitude de tensão nas barras obtidas com a aplicação das leis de Kirchhoff de tensão e correntes aplicadas a este modelo são apresentadas a seguir.

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

$$Q_{i+1} = Q_i - x_i \left(\frac{P_i^2 + Q_i^2}{V_i^2} \right) - Q_{Li+1} \quad (3)$$

$$V_{i+1}^2 = V_i^2 - 2(r_i P_i + x_i Q_i) + \frac{(r_i^2 + x_i^2)}{V_i^2} (P_i^2 + Q_i^2) \quad (4)$$

Este conjunto de equações (2), (3), (4), representam matematicamente o modelo de circuito adotado para o sistema de distribuição de energia elétrica que devem ser resolvidas através de um processo iterativo.

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

- Leitura dos dados do sistema: nó inicial, nó final, resistência, reatância, potência ativa e potência reativa. Tensão no nó fonte (*source voltage*).
- 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 ativas e reativas 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 (≈ 0), vá para passo v. Caso contrario acrescentar o valor das perdas ativas e reativas a P_0 e Q_0 respectivamente e ir para passo ii.
- v. Fim, imprime o valor das tensões em cada barra, assim como também as perdas ativas e reativas do sistema radial.

3.3 - Seleção das Melhores Configurações.

As configurações são escolhidas mediante jogos (torneios) [12] 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 de k configurações e a configuração ganhadora é aquela com melhor função objetivo. O valor de k geralmente é pequeno, tipicamente $k \in \{2, 3, 4, 5\}$. Realizam-se n jogos.

3.4 - Processo de Recombinação

Para que as configurações selecionadas sejam submetidas a recombinação, deve-se gerar um número aleatório $p \in [0,1]$. Se p é menor que a taxa de recombinação ρ_c então, deve-se proceder à recombinação; em caso contrário as duas configurações selecionadas não são recombinadas.

Para ilustrar a forma como esse operador foi tratado neste trabalho, seja Fig.-4(a) em que as duas configurações factíveis são candidatas à recombinação. A codificação está implementada segundo os ramos de ligação, e com esta codificação são exigidas duas propriedades nos cromossomos candidatos para implementar a recombinação:

- 1 - As configurações geradas pela recombinação devem possuir os genes comuns dos pais;
- 2 - Os genes diferentes dos pais são trocados um a um dependendo de sua posição com a condição de manter-se a radialidade da rede na cadeia genética. Se a cadeia genética depois de cada troca é infactível então os genes trocados retornariam às suas posições originais. Considerando n como número de genes diferentes, considera-se o número de possíveis trocas igual a $(n-1)$ para evitar retornar à configuração inicial dos pais. Se depois de testar $(n-1)$ possíveis trocas não é possível encontrar uma codificação factível na cadeia genética os pais selecionados não realizam recombinação.

Nesta técnica de recombinação se faz aplicação da cadeia genética ilustrada na Fig.-2. Mostra-se na Fig.-4 o processo de recombinação em variáveis inteiras. Comparando a codificação do pai 1 e a codificação do pai 2, em que 14 é o gene comum e consequentemente ambos filhos herdam o gene 14 de seus pais. Os genes 13, 15, 4 e 8 são aleatoriamente distribuídos ao filho 1 e ao filho 2. Na Fig-4(b), o filho 1 herda os genes 8 e 15, e o filho 2 herda os genes 4 e 13.

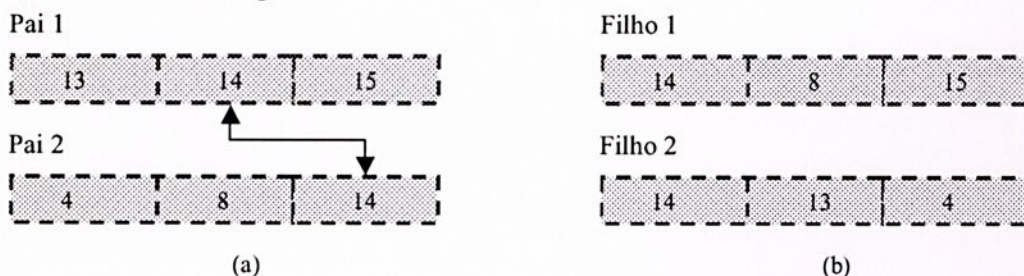


Fig. -4: Processo de recombinação ((a) antes e (b) depois da mutação).

3.5 - Mutação

O processo de mutação consiste em modificar a estrutura genética dos indivíduos de forma aleatória. Considerando o cromossomo como uma cadeia de *bits*, só precisa trocar um deles para obter um cromossomo com uma nova informação genética que não se encontra na população base. Este efeito, permite uma diversificação da população, e que as soluções não converjam prematuramente para um ótimo local. A necessidade da mutação aumenta na fase final do procedimento quanto as populações tornam-se mais homogêneas e dominadas pelos genes mais eficientes. A mutação introduz mudança em torno das variáveis, explorando novas zonas no campo da otimização.

A taxa de mutação ρ_m fornece a probabilidade de que um gene será mutado. Assim, supor que é escolhida uma taxa de mutação de (ρ_m), então cada cromossomo é submetido a mutação com esta probabilidade. Desta forma é gerado um numero aleatório $p \in [0,1]$. Se esse número é menor que taxa de mutação (ρ_m) pré estabelecida então é realizada a mutação. A mutação acontece com os ramos de árvore que pertencem a um mesmo laço. Na implementação de mutação também existe necessidade de gerar um número aleatório que identifica a posição do gene para realizar a mutação.

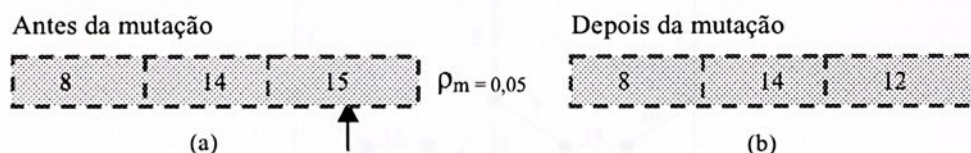


Fig. -5: Representação dos Cromossomos ((a) antes e (b) depois da mutação).

A técnica de mutação utilizada mantém a estrutura radial. Primeiro, seleciona-se aleatoriamente um ramo de ligação da cadeia genética, sendo que este ramo de ligação é fechado. 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. Na Fig.-5 se mostra o processo de mutação, em que o ramo de ligação 15 é escolhido aleatoriamente para realizar a mutação, o ramo de ligação escolhido forma parte do laço 3, 4, 15, 12 e 11 gerado. Novamente é escolhido aleatoriamente uma de aquelas chaves como o novo ramo de ligação. Por exemplo a chave 12 é escolhida então a estrutura depois da mutação é mostrada na Fig.-6.

5.5 - Resultados

O algoritmo para minimização de custos foi implementado em linguagem de programação FORTRAN, não apresentando testes experimentais com os sistemas de 14, 49 e 100 barras construídos no literature [1, 16], e um sistema real de 135 barras [6]. Os parâmetros de controle utilizados no algoritmo genético para cada sistema estão no Tabela - 01. O sistema computacional utilizado em todos os testes foi um CPU Pentium 4 de 1,4 GHz com 1,25 MB de memória RAM.

Tabela 01. Parâmetros de Controle do Algoritmo Genético

Sistema	ρ_c	ρ_m	Tamanho da população
14	0,5	0,7	100
49	0,5	0,7	100
135	0,5	0,7	100

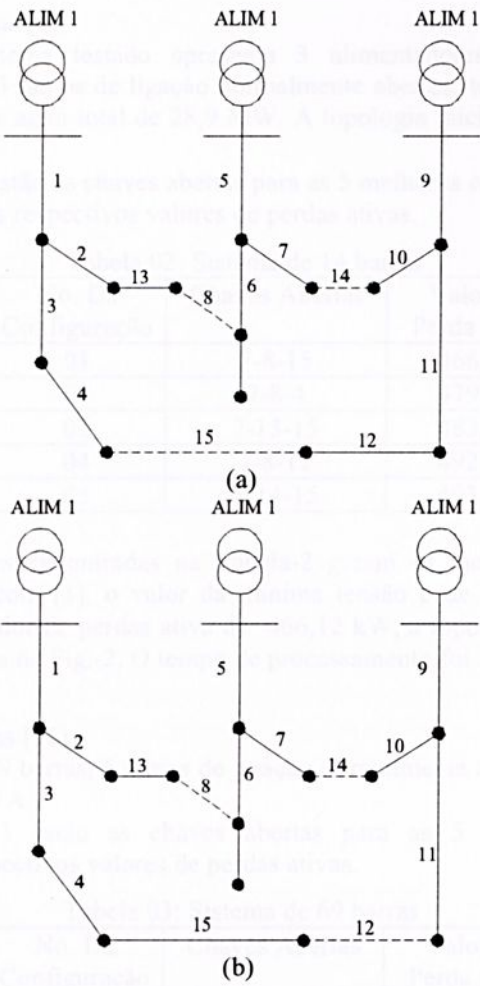


Fig. -6: Representação do Sistema ((a) antes e (b) depois da mutação).

3.6 - Critério de parada

O critério de parada compara a solução incumbente , se esta não apresenta melhoria durante um número especificado de iterações, o processo é considerado convergido.

4. 0 - Resultados

O algoritmo para reconfiguração de redes foi implementado em linguagem de programação FORTRAN. São apresentadas testes experimentais com os sistemas de 14, 69 barras conhecidos na literatura [1,16], e um sistema real de 135 barras [6]. Os parâmetros de controle utilizados no algoritmo genético para cada sistema estão na Tabela - 01. O sistema computacional utilizado em todos os testes foi um CPU Pentium 4 de 1,4 GHz com 128 MB de memória RAM.

Tabela 01: Parâmetros de Controle do Algoritmo Genético

Sistema	ρ_c	ρ_m	Tamanho da população
14	0,5	0,7	50
69	0,5	0,7	150
135	0,5	0,7	1500

Fig. -7: Diagrama unifilar do sistema de distribuição de 69 barras.

4.1 – Sistema de 14 barras [1]

O primeiro sistema testado apresenta 3 alimentadores, 13 ramos de árvore normalmente fechados, 3 ramos de ligação normalmente abertos, tensão de 23 kV, potência base 100 MVA e cargas ativa total de 28,9 MW. A topologia inicial do sistema é mostrada na Fig.-1.

Na Tabela - 02 estão as chaves abertas para as 5 melhores configurações encontradas para este sistema, com os respectivos valores de perdas ativas.

Tabela 02: Sistema de 14 barras

No. Da Configuração	Chaves Abertas	Valor da Perda (kW)
01	7-8-15	466,12
02	7-8-4	479,29
03	7-13-15	483,87
04	7-8-12	492,83
05	8-14-15	493,15

As configurações encontradas na Tabela-2 geram os mesmos valores de perdas ativas em comparação com [1], o valor da mínima tensão é de 0,971 pu para a melhor configuração com um valor de perdas ativa de 466,12 kW, a topologia da configuração 01 da tabela 02 esta ilustrada na Fig.-2. O tempo de processamento foi 3:41 segundos de CPU.

4.2 – Sistema de 69 barras [16]

O Sistema tem 69 barras, 5 ramos de ligação normalmente abertos, tensão 12,66 kV, potência base de 100 MVA.

Na Tabela - 03 estão as chaves abertas para as 5 melhores configurações encontradas, com os respectivos valores de perdas ativas.

Tabela 03: Sistema de 69 barras

No. Da Configuração	Chaves Abertas	Valor da Perda (kW)
01	15-58-62-70-71	9,423
02	15-56-62-70-71	9,423
03	14-57-62-70-71	9,431
04	13-56-62-70-71	9,440
05	13-14-58-62-70	9,453

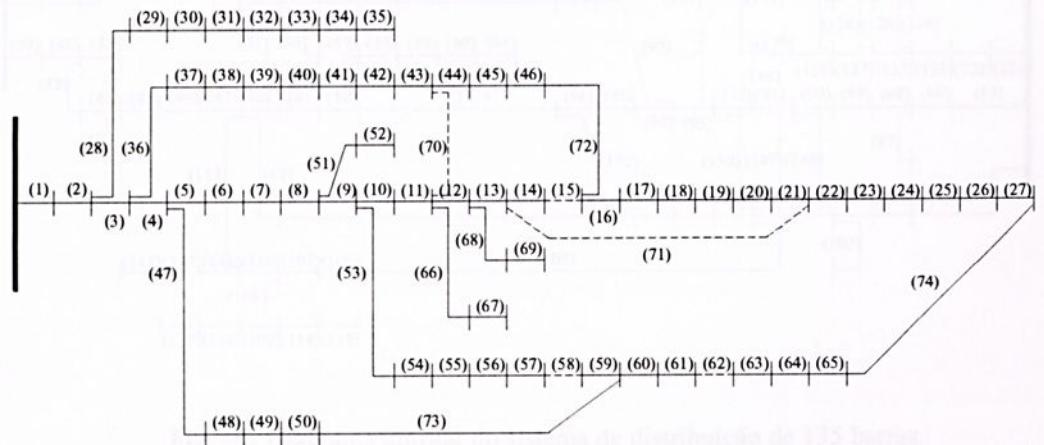


Fig. -7: Diagrama unifilar do sistema de distribuição de 69 barras.

A melhor configuração é obtida com uma codificação de 15-58-62-70-71 e uma perda ativa de 9,423kW, com um mínimo de tensão de 0,982 pu., a topologia da configuração do sistema de 69 barras esta ilustrada na Fig.-7. Tempo de processamento para este sistema foi 1:30:78 minutos de CPU.

4.3 – Sistema Real de 135 barras [6]

O outro sistema estudado neste trabalho é um sistema real de 135 barras com 21 ramos de ligação normalmente abertos, tensão 13,8 kV, potência base de 100 MVA. Na Tabela 04 estão as chaves abertas para as 5 melhores configurações encontradas.

Tabela 04: Sistema de 135 barras

No. Da Configuração	Chaves Abertas	Valor da Perda (kW)
01	7-38-51-53-90-96-106-118-126-137-138-141-144-145-146-147-148-150-151-155-156	280,2972
02	7-38-51-53-90-96-106-118-126-137-138-144-145-146-147-148-150-151-152-155-156	280,4276
03	7-38-50-51-53-90-96-106-118-126-137-138-144-145-146-147-148-150-151-155-156	280,4340
04	7-38-51-53-90-96-106-118-126-128-137-138-141-144-145-146-147-148-150-151-156	280,4675
05	7-51-53-84-90-96-106-118-126-137-138-139-141-144-145-147-148-150-151-155-156	280,4726

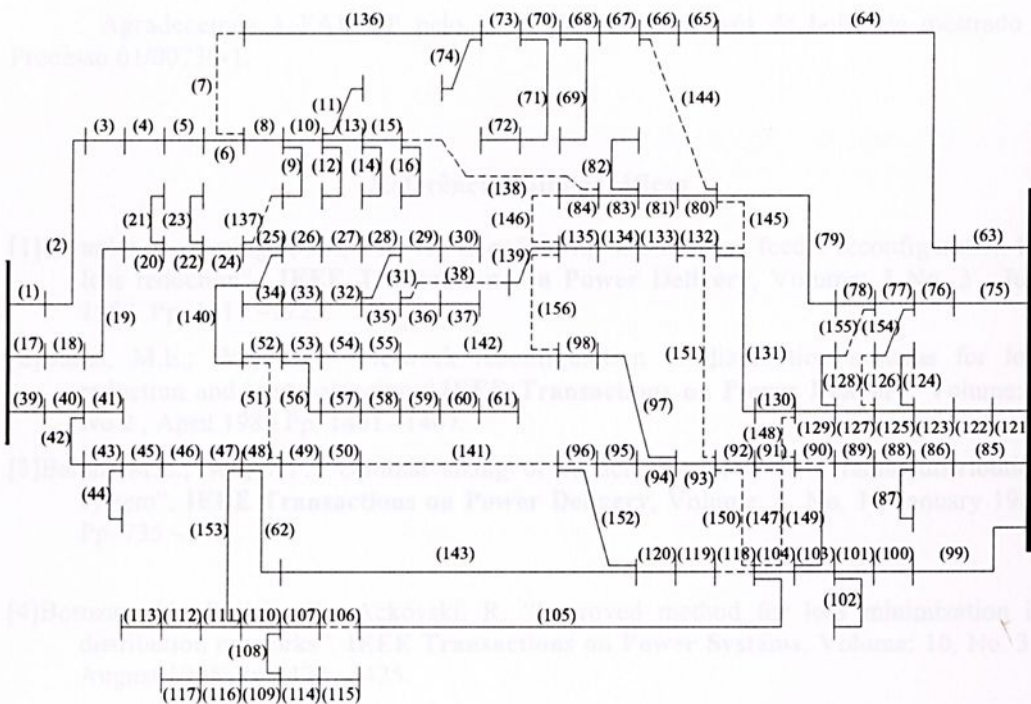


Fig. –8: Diagrama unifilar do sistema de distribuição de 135 barras.

O sistema real de 135 barras apresenta um valor de perdas ativas de 280,2972 kW para a melhor configuração encontrada, com magnitude mínima de tensão de 0,963 pu., a topologia da configuração do sistema de 135 barras esta ilustrada na Fig.-8. Tempo de processamento para este sistema foi 9:32:22 horas de CPU.

5.0 - Conclusões

Neste trabalho apresenta-se com base na literatura uma proposta de um algoritmo evolutivo para resolução do problema da reconfiguração de redes de distribuição. Como parte da metodologia está envolvida a obtenção do estado da rede para cada configuração radial, necessitando-se de um programa para cálculo de fluxo de carga para redes radiais, rápido e eficiente, dado o elevado número de vezes que o mesmo tem que ser processado durante o processo de solução. Baseado nesse aspecto, foi implementado um programa de fluxo de carga radial que se mostrou adequadamente preciso e rápido no auxílio à busca da solução para o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica. O programa computacional desenvolvido a partir da metodologia proposta fornece como resultado um conjunto de configurações com os menores valores de perdas. Estes valores de perdas, são muito próximos, mostrando que às vezes não há alterações significativas nos valores das perdas quando se passa de uma configuração para outra, ficando a cargo do operador efetuar aquelas que se apresentem mais viáveis sob os aspectos operacionais. Os tempos computacionais estão coerentes com o objetivo do trabalho que estão relacionados com estudos de propostas de reconfiguração para planejamento da operação. Estudos estão sendo desenvolvidos para reduzir esses tempos, melhorando a estrutura do algoritmo genético, geração da população inicial e o sistema de codificação.

Agradecimentos

Agradecemos à FAPESP pelo apoio financeiro através de bolsa de mestrado – Processo 01/00730-1.

Referências Bibliográficas

- [1]Civanlar, S.; Grainger, J.J.; Yin, H.; Lee, S.S.H., "Distribution feeder reconfiguration for loss reduction", **IEEE Transactions on Power Delivery**, Volume: 3 No. 3 , July 1988 Pp. 1217 –1223.
- [2]Baran, M.E.; Wu, F.F., "Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing ",**IEEE Transactions on Power Delivery**, Volume: 4 No 2 , April 1989 Pp. 1401 –1407.
- [3]Baran, M.E.; Wu, F.F. "Optimal sizing of capacitors placed on a radial distribution system". **IEEE Transactions on Power Delivery**, Volume: 4, No. 1 , January 1989 Pp. 735 –743.
- [4]Borozan, V.; Rajicic, D.; Ackovski, R. "Improved method for loss minimization in distribution networks". **IEEE Transactions on Power Systems**, Volume: 10, No. 3 , August 1995, Pp.1420 –1425.
- [5]Shirmohammadi, D.; Hong, H.W., "Reconfiguration of electric distribution networks for resistive line losses reduction". **IEEE Transactions on Power Delivery**, Volume: 4, No. 2 , April 1989, pp.1492 –1498.

- [6]Mantovani,J.R.S., Casari F., Romero, R.A.. “Reconfiguração de sistemas de distribuição radiais utilizando o critério de queda de tensão”. **Revista Controle & Automação**, Sociedade Brasileira de Automática – SBA. Vol.11 No. 03, 2000.
- [7]Toune, S.; Fudo, H.; Genji, T.; Fukuyama, Y.; Nakanishi, Y. “Comparative study of modern heuristic algorithms to service restoration in distribution systems”. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Volume: 17 No 1 , Jan. 2002 Pp. 173 –181
- [8]C. R. Reeves, “Modern Heuristic Techniques for combinatorial Problems”. Oxford, U. K. : **Blackwell Scientific**, 1993.
- [9]D. E. Goldberg, “Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning”. Reading, MA: **Addison-Wesley**, 1989.
- [10]Mori, H.; Takeda, K. “Parallel simulated annealing for power system decomposition”, **IEEE Transactions on Power Systems** , Volume: 9 No 2 , May 1994 Pp. 789 –795
- [11]F. Glover, “Tabu search: Part I,” **ORSA J. Computing**, vol. 1, no. 3, Summer 1989.
- [12]Cheng – Chien Kuo, Hong – Chan Chang. “Applying a refined genetic algorithm to network reconfiguration for loss reduction”.**IEE of Japan Power & Energy**, 1994. Pp. 37 – 42
- [13]R. Battiti, “The Reactive Tabu Search”, **ORSA J. Computing**, vol. 6, no.2, Pp. 126-140, 1994.
- [14]Song, Y.H.; Wang, G.S.; Johns, A.T.; Wang, P.Y. “Distribution network reconfiguration for loss reduction using fuzzy controlled evolutionary programming”. **IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution** - , Volume: 144 No 4 , July 1997. Pp. 345 –350
- [15]Lin, W.-M.; Cheng, F.-S.; Tsay, M.-T. “Distribution feeder reconfiguration with refined genetic algorithm”. **IEE Proceedings- Generation, Transmission and Distribution**, , Volume: 147 No 6 , Nov. 2000. Pp. 349 –354.
- [16]Hsiao-Dong Chiang, René Jean-Jumeau. “Optimal Network Reconfiguration in Distribution Systems: Part 2: Solution Algorithms and Numerical Results”. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Vol. 5, No.3, July 1990. Pp. 1568-1574.

B.2. Artigo 02

ALGORITMO EVOLUTIVO DEDICADO À SOLUÇÃO DO PROBLEMA DE RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO RADIAIS

J. C. Cebrián A. J. R. S. Mantovani R. A. Romero. L.

Grupo de Pesquisas em Distribuição de Energia Elétrica
Departamento de Engenharia Elétrica
Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, Universidade Estadual
Paulista – UNESP.
Caixa Postal 31, 15385-000, Ilha Solteira, SP, Brasil

XV SENDI Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica

Bahia – Brasil

XV SEMINÁRIO NACIONAL DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA - SENDI 2002**Reconfiguração de Redes de Distribuição usando Algoritmos Genéticos****J. C. Cebrian – J. R. S. Mantovani – R. Romero : DEE/FEIS/UNESP**E-mails: cebrian@dee.feis.unesp.br, mant@dee.feis.unesp.br, ruben@dee.feis.unesp.br

Palavras Chaves - Sistemas de Distribuição, Otimização de Perdas, Técnicas de Busca Ótima, Otimização Combinatorial.

Resumo - Os sistemas aéreos de distribuição de energia são em sua grande maioria radiais, possuindo chaves de manobras localizadas em pontos estratégicos da rede com o objetivo de reconfigurar o sistema. A reconfiguração em sistemas de distribuição é realizada através das operações de fechamento/abertura de chaves seccionadoras, sendo aplicada no planejamento da operação com vista a redução de perdas e balanceamento de cargas. Neste trabalho apresenta-se um algoritmo evolutivo para resolução de problemas de reconfiguração, que consiste da geração de uma população inicial de topologia radiais, esquemas de codificação, recombinação e mutação que permitem identificar e preservar a radialidade da rede. A metodologia proposta envolve a obtenção do estado da rede para cada configuração, para o qual foi implementado um algoritmo de fluxo de carga radial eficiente, preciso e rápido no auxílio à busca de soluções para o problema.

1. INTRODUÇÃO

Os sistemas aéreos de distribuição de energia elétrica são, na maioria, configurados radialmente com o propósito de facilitar fatores inerentes à proteção, tais como: coordenação e atenuação de correntes de curto-circuito visando reduzir custos com equipamentos. Em geral, estes sistemas apresentam possibilidades de alteração da topologia, através da abertura/fechamento de chaves seccionadoras localizadas em pontos estratégicos. Assim, estas chaves seccionadoras são utilizadas para ambos objetivos: proteção (isolamento de faltas) e reconfiguração, que apresenta um problema de formulação matemática complexa, em que a exigência de radialidade é uma dificuldade adicional, e dada sua natureza combinatorial é de difícil tratamento. Em consequência dessas dificuldades para resolução de problemas com essas características, como é o caso do problema da reconfiguração, além das técnicas de otimização clássica e combinatorial são propostas por alguns pesquisadores os algoritmos heurísticos.

Com o objetivo de reduzir o espaço de busca, as técnicas heurísticas consistem em um conjunto de regras simples, muitas vezes baseadas em procedimentos práticos retirados da experiência dos operadores, que encontram soluções de boa qualidade para problemas complexos com esforço computacional relativamente pequeno. Entretanto, não garantem encontrar a solução ótima.

Geralmente são usadas quando não existe método exato de resolução, existe a dificuldade na formulação matemática ou a metodologia existente necessita de elevado esforço computacional para resolver um problema dessa natureza. [5] propõem uma metodologia heurística para reconfiguração de redes com vistas a reduzir o número de reconfigurações candidatas, utilizando como critério uma fórmula interessante e de uso simples que exclui opções indesejadas de chaveamento sem a necessidade de se efetuar numerosos cálculos de fluxos de potência, reduzindo significativamente o esforço computacional [1] utilizam a aproximação proposta em [5], para a abertura dos laços gerados no processo de reconfiguração da rede. Entretanto, introduzem dois diferentes métodos de cálculo de fluxo de carga para redes radiais, com vários graus de precisão, para calcular o estado da rede depois da transferência de uma carga entre duas subestações, alimentadores ou ramos. Esses métodos de fluxo de carga usam um novo conjunto de equações que foram desenvolvidos especialmente para alimentadores radiais de distribuição e foram usados no problema de alocação de capacitores em redes de distribuição [2]. Em [3] apresenta-se um enfoque na ordenação e numeração dos nós da rede, sendo que isto é de grande importância para a eficiência da maioria dos métodos para cálculo de fluxo de carga em redes radiais. Um método heurístico simples é proposto em [7], onde utilizam uma técnica de busca em árvores do tipo branch and bound para encontrar o conjunto das melhores configurações para redes radiais. Apresentam um método de cálculo de fluxo de carga radial rápido e eficiente, além de um critério de corte para reduzir o espaço de busca de configurações baseado no limite máximo de queda de tensão.

Em [4] apresenta-se um algoritmo genético refinado (RGA) junto com um conjunto de equações de fluxo simplificado que são aplicados para a reconfiguração e minimização de perdas. Apresentam também propostas de uma estrutura de cadeia genética, técnicas de recombinação e mutação, com o objetivo de se obter um procedimento eficiente na reconfiguração de uma rede de distribuição. A mutação combina técnicas de *simulated annealing* que modifica a taxa de mutação de uma forma eficiente.

Neste trabalho o problema de reconfiguração de redes de distribuição é tratado como um problema de programação não linear de grande porte com variáveis reais e inteiras. Para solução desse problema utiliza-se um algoritmo evolutivo que considera um esquema de codificação em base decimal e efetua os operadores *recombinação* e

mutação com vistas a manter a radialidade da rede de distribuição através das gerações. Para efetuar os cálculos referentes a função adaptação e calcular o estado das diferentes topologias de rede foi implementado um algoritmo de cálculo de fluxo de carga rápido e eficiente. Foram simulados e obtidos resultados de excelente qualidade para sistemas com 14, 69 e 135 barras, com 3, 5, e 21 chaves de interconexão disponíveis, respectivamente.

2. FORMULAÇÃO GERAL DO PROBLEMA DE RECONFIGURAÇÃO

Os sistemas aéreos de distribuição de energia elétrica por sua característica radial 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 para os consumidores, aumentar os níveis de confiabilidade e eliminar e/ou isolar faltas restaurando o fornecimento de energia.

Seja uma configuração base de uma rede com um conjunto de circuitos que estão energizados, formando a configuração radial chamada de *Ramo de Árvore*, da teoria dos grafos. Por outro lado, os circuitos que não estão energizados são chamados de *Ramos de Ligação* como mostra a Figura-1.

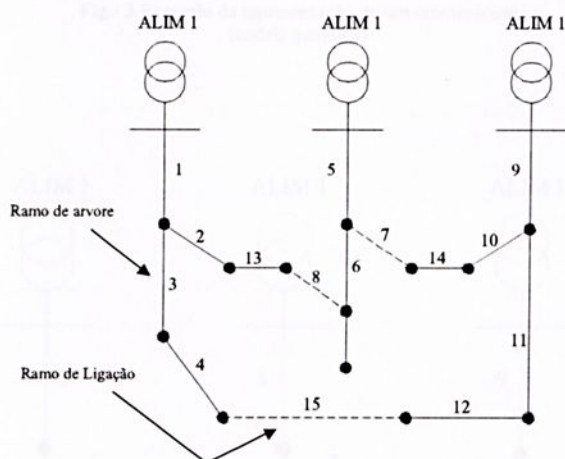


Fig.- 1: Diagrama unifilar de um sistema mostrando os ramos da árvore e os ramos de ligação.

Uma troca adequada de um ramo de ligação com um ramo de árvore leva a outra configuração radial. Portanto o problema de reconfiguração ótima de um sistema de distribuição consiste em encontrar aquela configuração radial, do espaço de configurações radiais possíveis, que produza perdas mínimas de potência e atenda as restrições de confiabilidade e qualidade de serviço. Este processo de busca ótima implica analisar implícita ou explicitamente todas as configurações radiais possíveis.

Dessa forma, o problema da reconfiguração de redes de distribuição pode ser formulado, genericamente, como um problema de otimização não linear com variáveis

inteiras e reais, cuja solução envolve a seleção dentre todas as configurações possíveis, daquelas que têm as menores perdas e que satisfaçam a um conjunto de restrições: Radialidade, Restrições de Níveis de tensão, Confiabilidade do Sistema, Balanço de Carga entre os alimentadores.

3. TÉCNICA DE SOLUÇÃO

Neste trabalho o problema de reconfiguração é resolvido usando um algoritmo genético do tipo evolutivo [4] que é um processo de otimização combinatória e se inicia com a geração aleatória de uma população, isto é, um conjunto de soluções (configurações) candidatas. Cada configuração é qualificada pelo valor da função objetivo que apresenta. Todos os elementos da população são classificados pela qualidade de sua correspondente função objetivo. Assim, cada elemento recebe uma determinada probabilidade para gerar os elementos (configurações) na geração seguinte. Os elementos melhores qualificados neste processo têm, no sentido probabilístico, maior probabilidade de participar na geração dos elementos da nova população. Essa nova geração é obtida com as operações de recombinação e mutação. A recombinação leva a uma transferência de material genético entre as melhores configurações. Eventualmente devem aparecer elementos da nova geração com melhor material genético das configurações melhores qualificadas, produzindo novas configurações de excelente qualidade. Na natureza, a mutação produz a regeneração da perda de material genético. Nos algoritmos evolutivos a mutação produz uma modificação esporádica e aleatória de alguns genes de um elemento (configuração) da população. De forma geral, os algoritmos evolutivos são técnicas de otimização combinatória que iniciam o processo de otimização com uma população inicial, fazem um ordenamento seletivo dos elementos da população avaliando a qualidade da função objetivo e geram uma nova população num processo de três etapas: **seleção, recombinação e mutação**.

3.1. Geração da Configuração Inicial e o Esquema de Codificação

Um conjunto de configurações iniciais geradas de forma aleatória e ineficazes pode impor um esforço computacional excessivo, gerando propostas de investimentos pouco atraentes. Esta é uma das diferenças básicas entre os algoritmos genéticos que utilizam uma geração aleatória da população inicial e codificação binária, e os algoritmos do tipo evolucionários em que a população inicial é gerada através de técnicas heurísticas, e utilizam uma codificação em que é levada em consideração as características específicas do problema sob estudo.

Uma dificuldade específica do problema de reconfiguração de redes de distribuição está relacionada em atender à restrição de radialidade. Para contornar este problema, trabalhou-se com a estrutura de representação dos cromossomos e um algoritmo heurístico referenciado

como teste de subsistemas radiais para identificar inicialmente topologia radiais. Define-se subsistema radial como o conjunto de linhas de todo o sistema de distribuição que possuem apenas uma fonte de alimentação. Este conjunto de linhas não participam na busca de configurações radiais porque já são parte do conjunto de ramos que formam o sistema distribuição radial. Dessa forma, é necessário numerar cada ramo (incluindo ramos de árvore e ramos de ligação), e armazenar o número de chaves que correspondem ao ramo de ligação. A representação dos ramos de ligação na cadeia genética está ilustrada na Figura-2, onde “N” é o número total de ramos de ligação que o sistema necessita para manter a condição de radialidade. Como o número dos ramos de ligação é apenas uma pequena parcela do total de ramos do sistema, a representação de uma estrutura da cadeia genética para o problema de reconfiguração como da Figura-3 que representa o sistema de 14 barras na Figura-4, se mostra eficiente.

Ramos de ligação Número(1)	Ramos de ligação Número(2)		Ramos de ligação Número(N)
-------------------------------	-------------------------------	-------	-------------------------------

Fig.- 2 Cadeia Genética



Fig.- 3 Exemplo da representação de um cromossomo (cadeia genética)

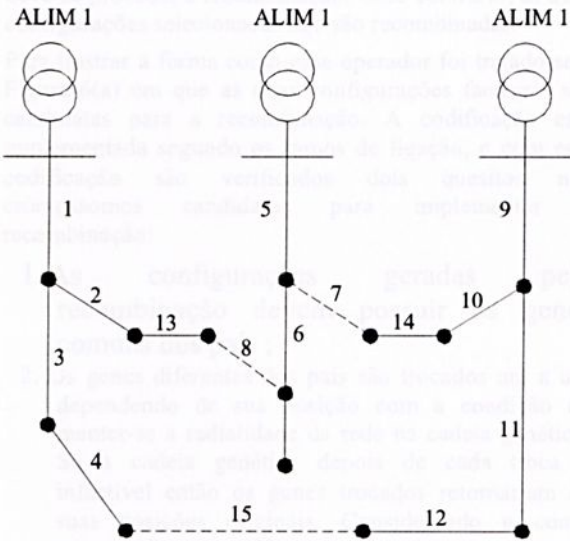


Fig.-4 Diagrama Sistema de 14 barras

3.2. Avaliação da Função de Adaptação

Para avaliar a qualidade de cada configuração são considerados aspectos relativos às perdas de energia nos alimentadores e qualidade do perfil de tensão. Para proceder essa análise processa-se um programa para cálculo de fluxo de carga para cada configuração e através dos resultados obtidos (as perdas ativas e a magnitude das tensões), avalia-se a qualidade da reconfiguração através da Equação 1, que representa a função de adaptação (fitness) que deve ser minimizada:

$$F_{\text{adaptação}} = \sum \text{Perdas Ativas Alimentadores} + \text{Penalização das Magnitudes das Tensões Violadas} + \text{Penalização da Violação dos fluxos de potência nas linhas}$$
 (1)

3.2.1. Fluxo de Carga.

Para reduzir o esforço computacional do algoritmo evolutivo que necessita para simulação de sistemas reais o processamento de milhares de programas de fluxo de carga, foi implementado um método aproximado de fluxo de carga semelhante ao encontrado em [1], referenciando na literatura como de Forward Update DistFlow. Este método utiliza um modelo de potência constante, em que as potências são corrigidas em função da variação da tensão.

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

- vi. Leitura dos dados do sistema: nó inicial, nó final, resistência, reatância, potência ativa, potência reativa e a tensão no nó fonte (source voltage).
- vii. Calcular os valores das injeções de potência ativa, reativa e tensão (Equações 2-4) nas barras do sistema partindo do nó raiz (S/E) até as barras finais – operação Forward (para a primeira iteração: assumir a tensão da barra fonte e a soma total das perdas ativa e reativa iguais a zero).

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

$$Q_{i+1} = Q_i - x_i \left(\frac{P_i^2 + Q_i^2}{V_i^2} \right) - Q_{n+1}$$
 (3)

$$V_{i+1}^2 = V_i^2 - 2(r_i P_i + x_i Q_i) + \frac{(r_i^2 + x_i^2)}{V_i^2} (P_i^2 + Q_i^2)$$
 (4)

- i : Número da barra do sistema;
- V_i : Magnitude de tensão na barra i;
- P_i, Q_i : Injeção de potência Ativa e Reativa, respectivamente, na barra i;
- r_i, x_i : Resistência e Reatância do ramo i (entre as barras i+1 e i), respectivamente.

- viii. Calcular e armazenar os valor das perdas ativas e reativas de cada uma das linhas (Equações 5-6).

$$Pativa_i = r_i \left(\frac{P_i^2 + Q_i^2}{I_i'^2} \right) \quad (5)$$

$$Preativa_i = x_i \left(\frac{P_i^2 + Q_i^2}{I_i'^2} \right) \quad (6)$$

- ix. Teste de convergência: se os valores de $|P_{i+1}|$ e $|Q_{i+1}|$ em todas as barras finais são menores que uma tolerância estabelecida e fixada (≈ 0), vá para o passo v. Caso contrário acrescentar o valor das perdas ativas e reativas a P_0 e Q_0 , respectivamente, e ir para passo ii.
- x. Fim. Imprimir os valores das tensões em cada barra, assim como as perdas ativas e reativas do sistema radial, e os fluxos ativo e reativo nas linhas.

3.3. Seleção das Melhores Configurações.

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 [8]. A cada jogo são escolhidos aleatoriamente um conjunto de k configurações e a configuração ganhadora é aquela com melhor função objetivo. O valor de k geralmente é pequeno, tipicamente $k \in \{2, 3, 4, 5\}$. Realizam-se n jogos.

3.4. Processo de Recombinação

Para que as configurações selecionadas sejam submetidas a recombinação, deve-se gerar um número aleatório $p \in [0,1]$. Se p é menor que a taxa de recombinação p_c então, deve-se proceder a recombinação. Caso contrário, as duas configurações selecionadas não são recombinadas.

Para ilustrar a forma como esse operador foi tratado seja Figura-6(a) em que as duas configurações factíveis são candidatas para a recombinação. A codificação está implementada segundo os ramos de ligação, e com esta codificação são verificados dois quesitos nos cromossomos candidatos para implementar a recombinação:

1. As configurações geradas pela recombinação devem possuir os genes comuns dos pais;
2. Os genes diferentes dos pais são trocados um a um dependendo de sua posição com a condição de manter-se a radialidade da rede na cadeia genética. Se a cadeia genética depois de cada troca é infactível então os genes trocados retornariam às suas posições originais. Considerando n como número de genes diferentes, considera-se o número de possíveis trocas igual a $(n-1)$ para evitar retornar à configuração inicial dos pais. Se depois de testar $(n-1)$ possíveis trocas não é possível encontrar uma codificação factível na cadeia genética os pais selecionados não realizam recombinação.

Nesta técnica de recombinação se faz aplicação da cadeia genética ilustrada na Figura-4. Na Figura-6 o processo de recombinação com variáveis inteiras está ilustrado. Comparando a codificação do pai 1 e a codificação do pai 2, em que 14 é o gene comum, ambos filhos herdam o gene 14 de seus pais. Os genes 13, 15, 4 e 8 são aleatoriamente distribuídos ao filho 1 e ao filho 2. Na Figura-6(b), o filho 1 herda os genes 8 e 15, e o filho 2 herda os genes 4 e 13.

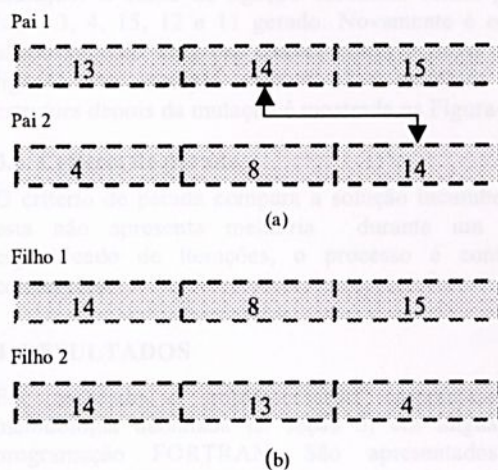


Fig.- 6 Processo de recombinação ((a) antes e (b) depois da mutação)

3.5. Mutação

O processo de mutação consiste em modificar a estrutura genética dos indivíduos de forma aleatória. Considerando o cromossomo como uma cadeia de bits, só precisa trocar um deles para obter um cromossomo com uma nova informação genética que não se encontra na população base. Este efeito, permite uma diversificação da população, e que as soluções não convirjam prematuramente para um ótimo local. A necessidade da mutação aumenta na fase final do procedimento quando a população torna-se mais homogênea e dominada pelos genes mais eficientes. A mutação introduz mudança em torno das variáveis, explorando novas zonas no campo da otimização.

A taxa de mutação p_m fornece a probabilidade de que um gene será mutado. Assim, supor que seja escolhida uma taxa de mutação de (p_m) então cada cromossomo é submetido a mutação com esta probabilidade. Desta forma, é gerado um número aleatório $p \in [0,1]$. Se esse número é menor que a taxa de mutação (p_m) preestabelecida, então, é realizada a mutação. A mutação acontece com os ramos de árvore que pertencem a um mesmo laço. Na implementação de mutação também existe necessidade de gerar um número aleatório que identifica a posição do gene para realizar a mutação.

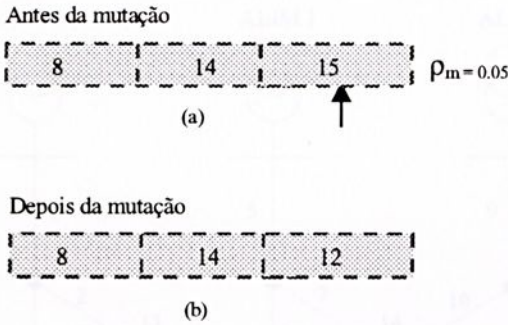


Fig - 7 Representação dos Cromossomos ((a) antes e (b)depois da mutação)

A técnica de mutação mantém a radialidade da rede de distribuição. Primeiro, seleciona-se aleatoriamente um ramo de ligação da cadeia genética, depois o ramo de ligação é fechado. 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. A Figura-7 ilustra o processo de mutação, em que o ramo de ligação 15 é escolhido aleatoriamente para realizar a mutação. O ramo de ligação escolhido forma parte do laço 3, 4, 15, 12 e 11 gerado. Novamente é escolhida aleatoriamente uma das chaves como o novo ramo de ligação. Por exemplo a chave 12 é escolhida então a estrutura depois da mutação é mostrada na Figura-8(b).

3.6. Critério de parada

O critério de parada compara a solução incumbente , se esta não apresenta melhoria durante um número especificado de iterações, o processo é considerado convergido.

4. RESULTADOS

Foi realizado a implementação computacional da metodologia detalhada na seção 3, em linguagem de programação FORTRAN. São apresentados testes experimentais com os sistemas de 14, 69 barras conhecidos na literatura [5,6], e um sistema real de 135 barras [7].

4.1. Sistema de 14 barras [5]

O primeiro sistema testado apresenta 3 alimentadores, 13 ramos de árvore, 3 ramos de ligação, tensão de 23 kV, potência base 100 MVA e cargas ativa total de 28,9 MW. A topologia do sistema é mostrada na Figura-4. A Tabela I mostra as melhores configurações encontradas. Para a melhor configuração da Tabela I, O valor da mínima tensão é de 0,971 pu com um valor de perdas ativa de 466,12 kW.

TABELA I
MELHORES CONFIGURAÇÕES OBTIDAS (14 BARRAS)

Número da Configuração	Chaves Abertas	Valor da Perda (kW)
01	7-8-15	466,12
02	7-8-4	479,29
03	7-13-15	483,87
04	7-8-12	492,83

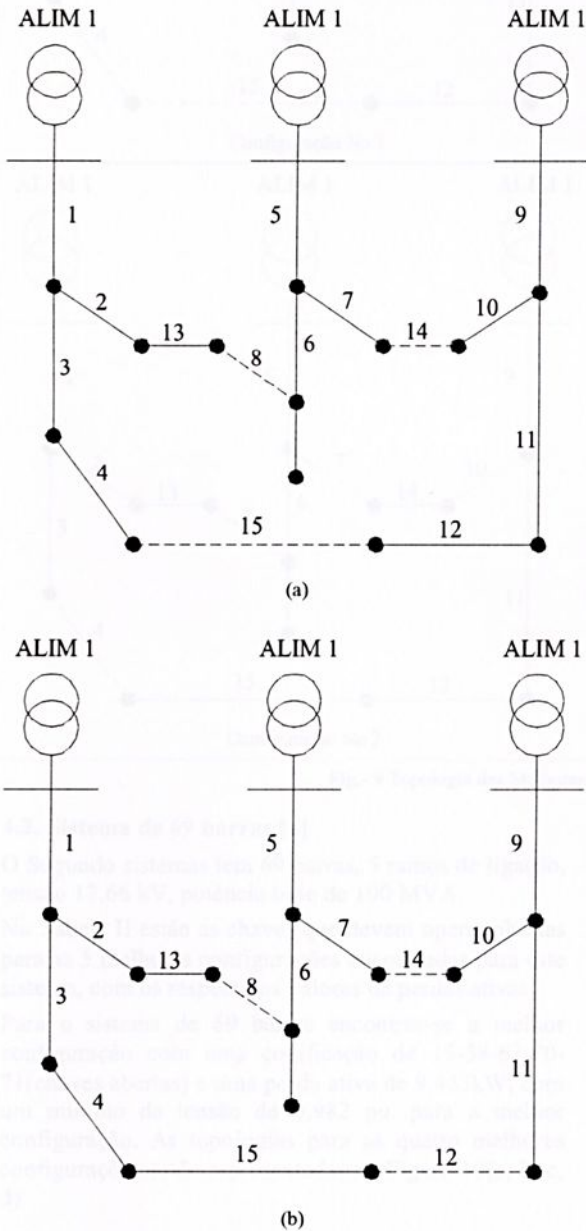


Fig.- 8 Representação do Sistema ((a) antes e (b)depois da mutação)

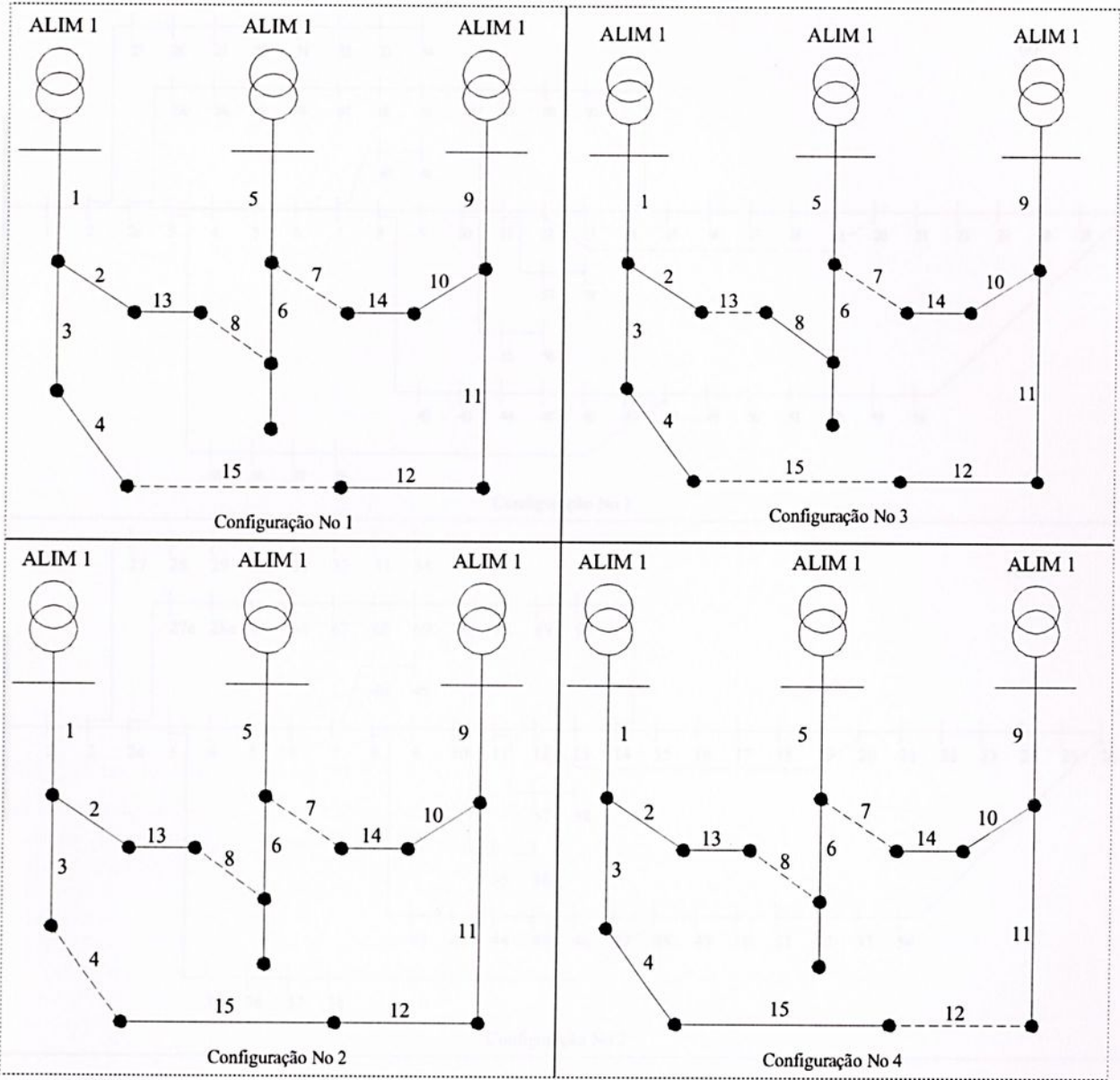


Fig.- 9 Topologia das Melhores Configurações – Sistema de 14 barras

4.2. Sistema de 69 barras [6]

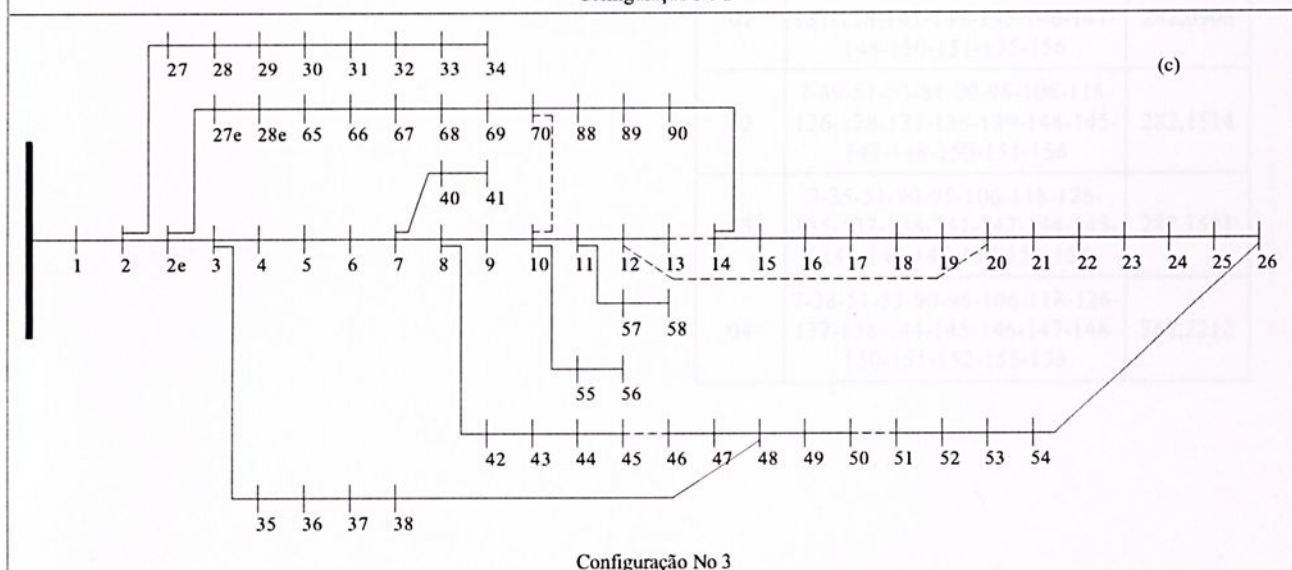
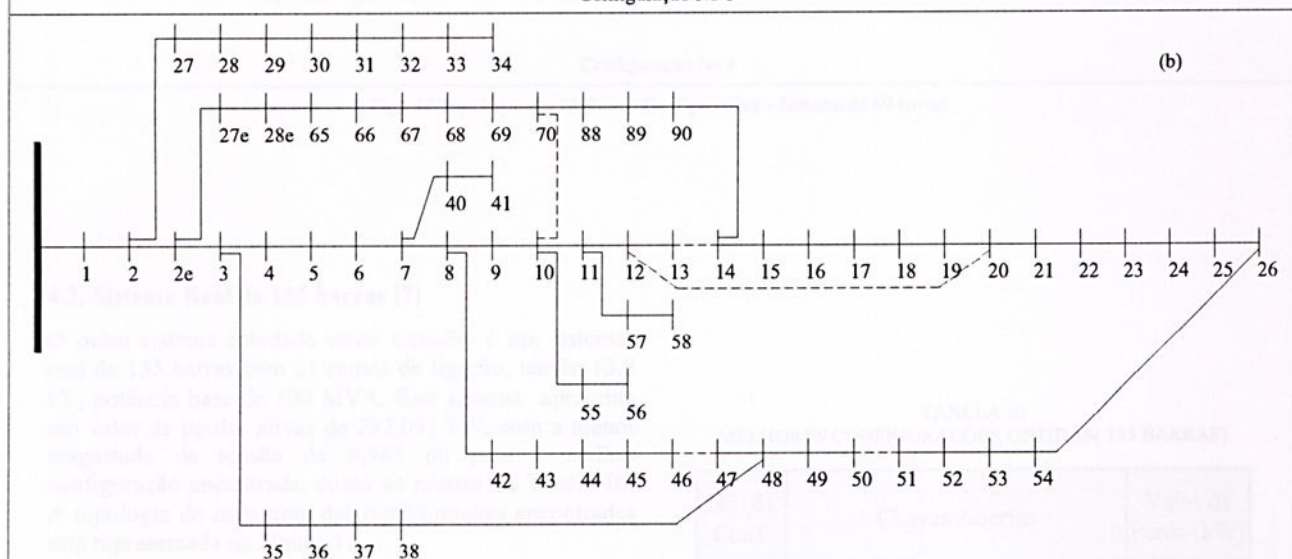
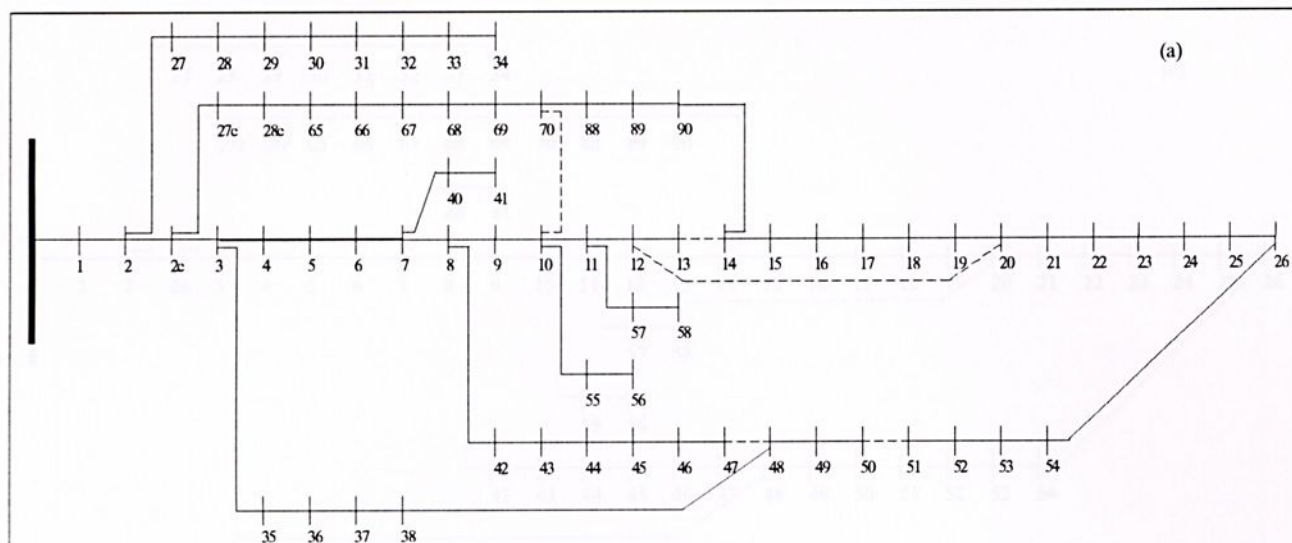
O Segundo sistemas tem 69 barras, 5 ramos de ligação, tensão 12,66 kV, potência base de 100 MVA.

Na Tabela II estão as chaves que devem operar abertas para as 5 melhores configurações encontradas para este sistema, com os respectivos valores de perdas ativas.

Para o sistema de 69 barras encontra-se a melhor configuração com uma codificação de 15-58-62-70-71(chaves abertas) e uma perda ativa de 9,423kW, com um mínimo de tensão de 0,982 pu. para a melhor configuração. As topologias para as quatro melhores configurações estão representadas na Figura-10(a, b, c, d).

TABELA II
MELHORES CONFIGURAÇÕES OBTIDAS (69 BARRAS)

Número da Configuração	Chaves Abertas	Valor da Perda (kW)
01	15-59-62-70-71	9,423297
02	15-58-62-70-71	9,423430
03	15-57-62-70-71	9,423430
04	14-59-62-70-71	9,430975



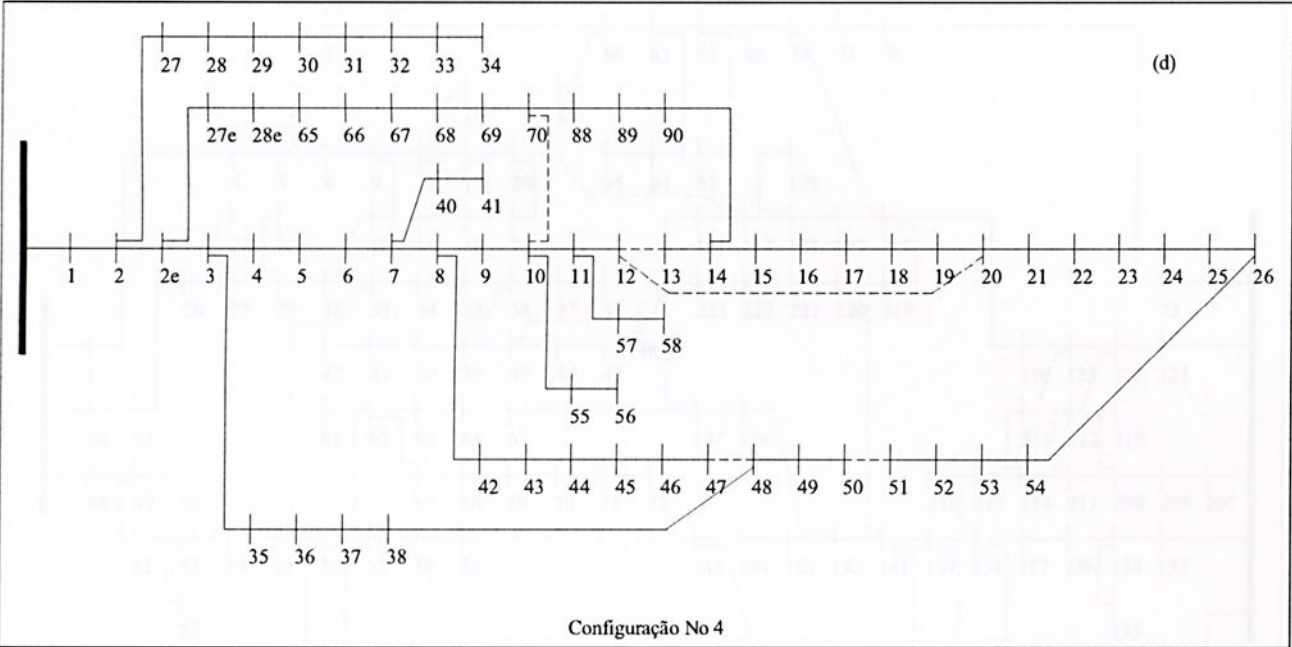


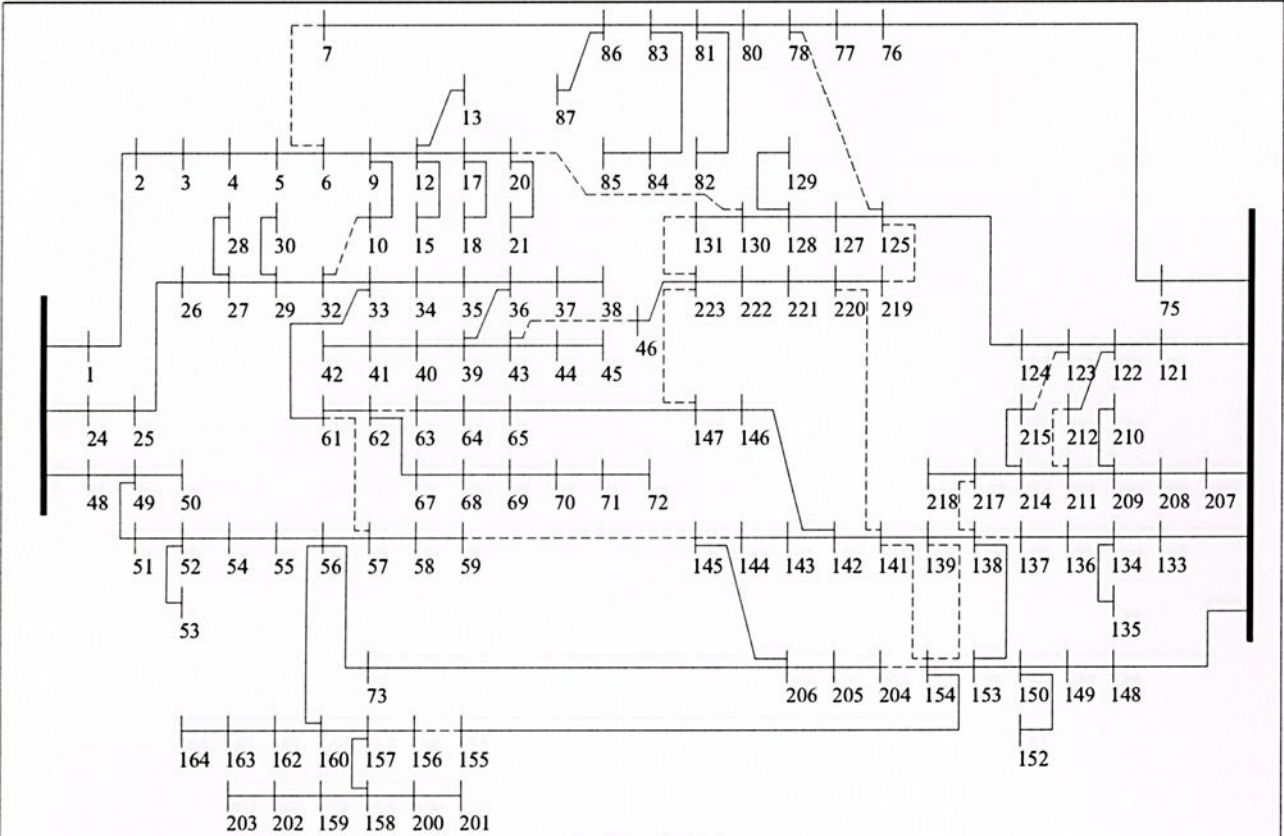
Fig.- 10 Topologia das Melhores Configurações – Sistema de 69 barras

4.2. Sistema Real de 135 barras [7]

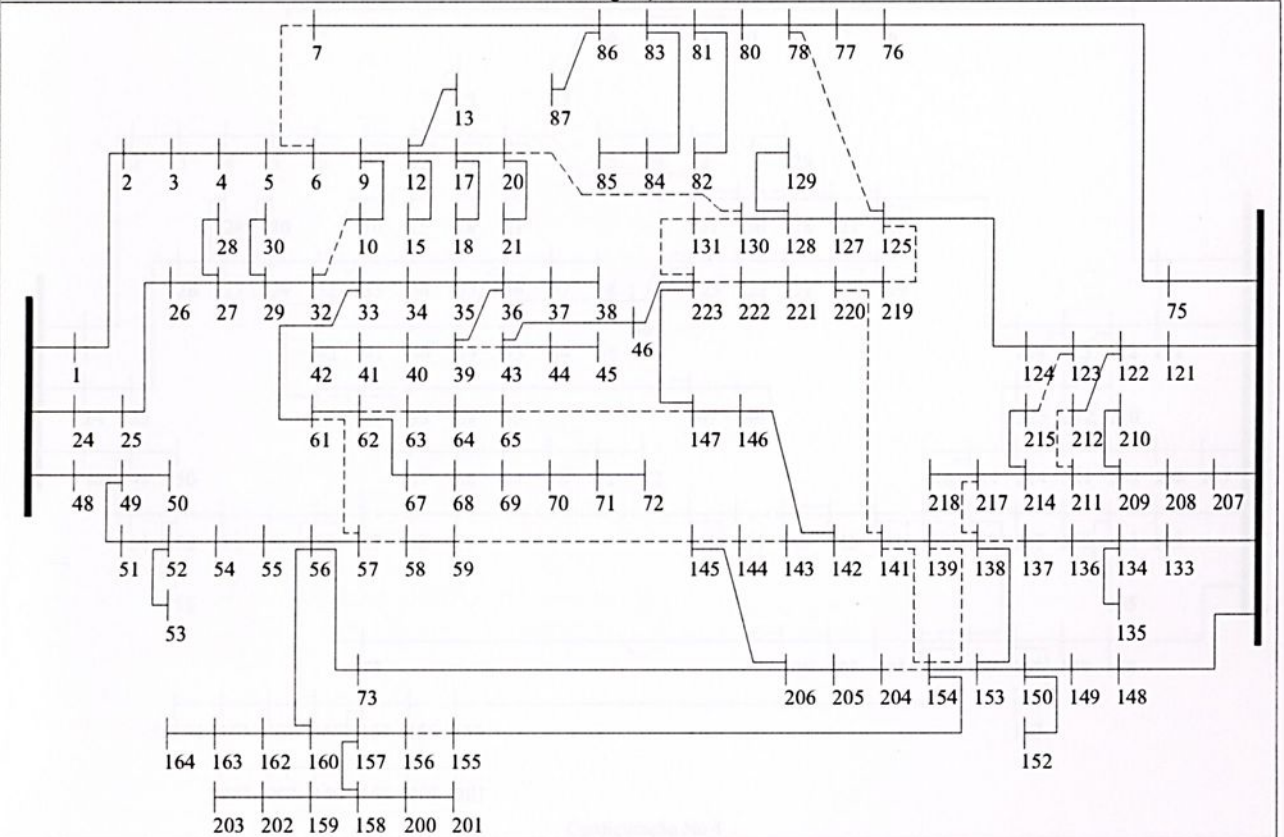
O outro sistema estudado neste trabalho é um sistemas real de 135 barras com 21 ramos de ligação, tensão 13,8 kV, potência base de 100 MVA. Este sistema apresenta um valor de perdas ativas de 282,091 kW, com a menor magnitude de tensão de 0,963 pu para a melhor configuração encontrada, como se mostra na Tabela III. A topologia de cada uma das configurações encontradas está representada na Figura-11.

TABELA III
MELHORES CONFIGURAÇÕES OBTIDAS(135 BARRAS)

No. da Conf.	Chaves Abertas	Valor da Perda (kW)
01	7-38-51-53-90-96-106-118-126-137-138-141-144-145-146-147-148-150-151-155-156	282,0908
02	7-49-51-53-84-90-96-106-118-126-128-137-138-139-144-145-147-148-150-151-156	282,1514
03	7-35-51-90-95-106-118-126-135-137-138-141-142-144-145-146-147-148-150-151-155	282,1521
04	7-38-51-53-90-96-106-118-126-137-138-144-145-146-147-148-150-151-152-155-156	282,2212



Configuração No 1



Configuração No 2

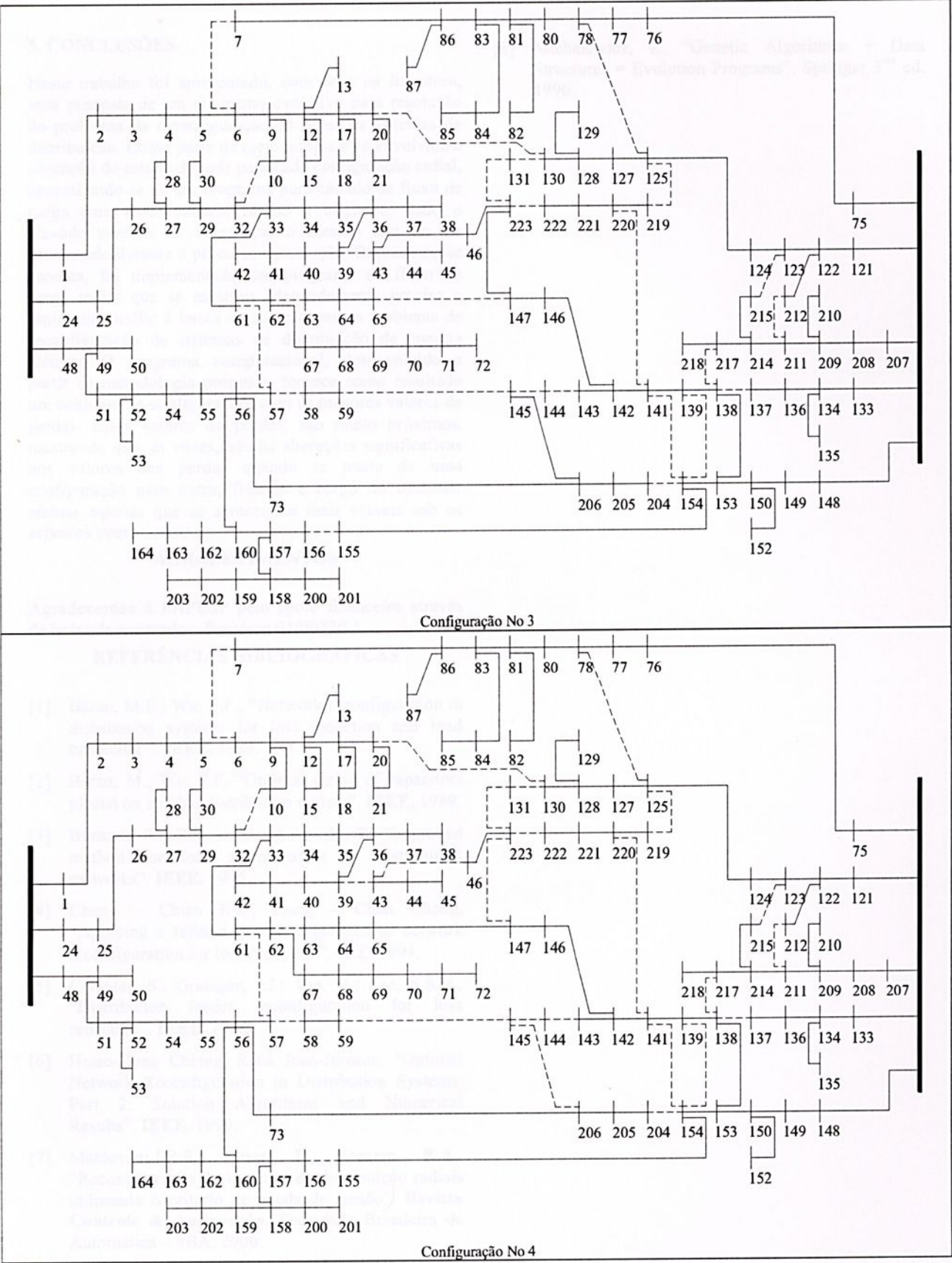


Fig.- 11 Topologia das Melhores Configurações – Sistema de 135 barras

5. CONCLUSÕES

Neste trabalho foi apresentado, com base na literatura, uma proposta de um algoritmo evolutivo para resolução do problema da reconfiguração de redes de sistemas de distribuição. Como parte da metodologia está envolvida a obtenção do estado da rede para cada configuração radial, necessitando-se de um programa para cálculo de fluxo de carga para redes radiais, rápido e eficiente, dado o elevado número de vezes que o mesmo tem de ser processado durante o processo de solução. Baseado nesse aspecto, foi implementado um programa de fluxo de carga radial que se mostrou adequadamente preciso e rápido no auxílio à busca da solução para o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica. O programa computacional, desenvolvido a partir da metodologia proposta, fornece como resultado um conjunto de configurações com os menores valores de perdas. Estes valores de perdas, são muito próximos, mostrando que, às vezes, não há alterações significativas nos valores das perdas quando se passa de uma configuração para outra, ficando a cargo do operador efetuar aquelas que se apresentem mais viáveis sob os aspectos operacionais.

AGRADECIMENTOS

Agradecemos à FAPESP pelo apoio financeiro através de bolsa de mestrado – Processo 01/00730-1.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Baran, M.E.; Wu, F.F., "Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing". **IEEE**. 1989.
- [2] Baran, M.; Wu, F.F. "Optimal sizing of capacitors placed on a radial distribution system". **IEEE**, 1989.
- [3] Borozan, V.; Rajicic, D.; Ackovski, R. "Improved method for loss minimization in distribution networks". **IEEE**. 1995.
- [4] Cheng – Chien Kuo, Hong – Chan Chang. "Applying a refined genetic algorithm to network reconfiguration for loss reduction". **IEE**. 1994.
- [5] Civanlar, S.; Grainger, J.J.; Yin, H.; Lee, S.S.H., "Distribution feeder reconfiguration for loss reduction". **IEEE**. 1988
- [6] Hsiao-Dong Chiang, René Jean-Jumeau. "Optimal Network Reconfiguration in Distribution Systems: Part 2: Solution Algorithms and Numerical Results". **IEEE**. 1990.
- [7] Mantovani, J.R.S., Casari F., Romero, R.A.. "Reconfiguração de sistemas de distribuição radiais utilizando o critério de queda de tensão". **Revista Controle & Automação**, Sociedade Brasileira de Automática – SBA. 2000.
- [8] Michalewicz, Z. "Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs". Springer 3^{era} ed. 1996.

B.3. Artigo 03

ALGORITMO EVOLUTIVO APLICADO A LA RECONFIGURACIÓN DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN RADIALES

J. C. Cebrián A. J. R. S. Mantovani R. A. Romero. L.

Grupo de Pesquisas em Distribuição de Energia Elétrica
Departamento de Engenharia Elétrica
Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, Universidade Estadual
Paulista – UNESP.
Caixa Postal 31, 15385-000, Ilha Solteira, SP, Brasil

I RMCP

Red Mundial de Cientificos Peruanos

Lima – Perú

ALGORITMO EVOLUTIVO APLICADO A LA RECONFIGURACIÓN DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN RADIALES

Juan Carlos Cebrián Amasifén^[1]

cebrian@dee.feis.unesp.br

José Roberto Sanches Mantovani^[2]

mant@dee.feis.unesp.br

Rubén Augusto Romero Lázaro^[3]

ruben@dee.feis.unesp.br

^{[1][2][3]}Grupo de Investigación en Distribución de Energía Eléctrica, Departamento de Ingeniería Eléctrica, Facultad de Ingeniería de Ilha Solteira, Universidade Estadual Paulista -UNESP.

Caixa Postal 31, 15385-000, Ilha Solteira, SP, Brasil.

RESUMEN

Los sistemas aéreos de distribución de energía eléctrica son en su gran mayoría configurados radialmente, con el propósito de facilitar factores inherentes a la protección, tales como: coordinación y atenuación de corrientes de corto-circuito orientando a disminuir costos en equipamientos. En este trabajo se presenta un algoritmo de tipo evolutivo para resolución de problemas de reconfiguración, que consiste en la generación de una población inicial de topología radial, esquemas de codificación, recombinación y mutación que permiten identificar y preservar la radialidad de la red. Como parte de la metodología propuesta se contempla la obtención del estado de la red para cada configuración. Fue implementado un algoritmo de flujo de carga radial que se mostró adecuadamente preciso y rápido apoyando la búsqueda de soluciones para el problema de minimización de pérdidas en las redes eléctricas de distribución.

Palabras-claves: Sistemas de Distribución, Optimización de Pérdidas, Optimización Combinatorial.

ABSTRACT

Overhead distribution networks are mostly radially configured aimed to make easier the inherent protection factors, e.g.: coordination and short circuit currents attenuation, looking for lessen equipment costs. An evolutive algorithm for reconfiguration problems solving, consisting in an initial population generation of radial topologies, codification schemes, recombination and mutation which let identify and preserve network radiality, is presented. Obtaining the network state for each configuration take place in the proposed methodology, it was implemented a load flow algorithm for radial networks which showed adequate precision in the solutions search problem.

Keywords: Distribution networks, Losses optimization, Combinatorial optimization.

1.0 - INTRODUÇÃO

El problema de reconfiguración tiene una formulación matemática compleja, en que la exigencia de radialidad en la red es una dificultad adicional, y dada su naturaleza Combinatorial es de difícil tratamiento. En consecuencia genera dificultades para resolución de problemas con estas características, como es el caso del problema de reconfiguración, adicional a las técnicas de optimización clásica y combinatorial, son propuestos por algunos investigadores los algoritmos heurísticos.

Con el objetivo de reducir el espacio de búsqueda, muchos autores proponen para la solución del problema de reconfiguración de redes de distribución técnicas heurísticas que consisten en un conjunto de procedimientos simples, muchas veces basados en procedimientos prácticos retirados de la experiencia de los operadores, que encuentran soluciones de buena calidad para problemas complejos con esfuerzo computacional relativamente pequeño. Entretanto, no puede garantizar encontrar la solución óptima. Generalmente son usados cuando no existe método exacto de resolución, existe la dificultad en la formulación matemática o la metodología existente necesita de elevado esfuerzo computacional para resolver un problema de esa naturaleza. Civanlar et al. [1] propone una metodología heurística para reconfiguración de redes estimando reducir el número de reconfiguraciones candidatas, utilizando como criterio una fórmula interesante y de uso simple que excluye opciones indeseadas de cierre de llaves sin la necesidad de efectuarse numerosos cálculos de flujos de potencia, reduciendo significativamente el esfuerzo computacional. Baran et al. [2] utilizan la aproximación propuesta por Civanlar et al. [1], para la abertura de los lazos generados en el proceso de reconfiguración de la red. Entretanto introducen dos diferentes métodos de calculo de flujo de carga para redes radiales, con varios grados de precisión, para calcular el estado de la red después de la transferencia de una carga entre dos subestaciones, alimentadores o ramas. Esos métodos de flujo de carga usan un nuevo conjunto de ecuaciones que fueron desarrolladas especialmente para alimentadores radiales de distribución y fueron usados en el problema de alocação de capacitares en redes de distribución [3]. La técnica para efectuar la reconfiguración de rede de distribución, para aplicación en tiempo real, propuesta por Borozan et al. [4] también utiliza un método heurístico para determinar una configuración con mínimas perdidas resistivas en las líneas. La metodología propuesta es similar a la de Shirmohammadi et al. [5], en que se inicializa el estudio con todas las llaves del sistema cerradas, las cargas son convertidas en infecciones de corrientes en los nodos usando los valores de las tensiones en los nodos. Borozan et al. [4] dan un enfoque en la ordenación y numeración de los nodos de la red, siendo que esto es de grande importancia para la eficiencia de la mayoría de los métodos para el cálculo de flujo de carga en redes radiales. Un método heurístico simple es propuesto por Mantovani et al. [6], donde utilizan una técnica de busca en árboles del tipo *branch and bound* para encontrar el conjunto de las mejores configuraciones para redes radiales. Presentan un método de cálculo de flujo de carga radial rápido y eficiente, usando como restricción el limite máximo de caída de tensión.

En este trabajo el problema de reconfiguración de redes de distribución es tratado como un problema de programación no lineal de grande porte con variables reales y enteras. Para solución de este problema se presenta un algoritmo evolutivo que considera un esquema de codificación en base decimal y efectúa los operadores recombinación y mutación con la finalidad de mantener la radialidad de la red de distribución a través de las configuraciones que se van generando. Para efectuar los cálculos referentes a la función de adaptación y calcular el estado de las diferentes topologías de la red fue implementado un algoritmo de cálculo de flujo de carga rápido y eficiente. Fueron simulados, y dando como obtención, resultados de buena calidad para sistemas con 14, 69 y 135 barras, con 3, 5, y 21 llaves de interconexión disponibles, respectivamente.

2.0 - FORMULACIÓN GENERAL DEL PROBLEMA DE RECONFIGURACIÓN

Los sistemas aéreos de distribución de energía eléctrica por su característica radial presentan posibilidades de alteración de su topología a través de la abertura / cierre de llaves seccionadoras localizadas en puntos estratégicos. La alteración de la topología manteniéndose la radialidad, es realizada de modo que reducir las pérdidas activas en los alimentadores, mejorar el perfil de tensión para los consumidores, aumentar los niveles de confiabilidad y eliminar y/o aislar faltas restaurando el suministro de energía. Así, estas llaves seccionadoras son utilizadas para ambos objetivos: protección (aislamiento de faltas) y reconfiguración (control de la configuración).

Sea una configuración base de la red con un conjunto de circuitos que están energizados, formando la configuración radial llamada de *Ramo de Árbol* (teoría de grafos). Por otro lado, los circuitos que no están energizados son llamados de *Ramos de Ligación* como se muestra en la Fig.-1.

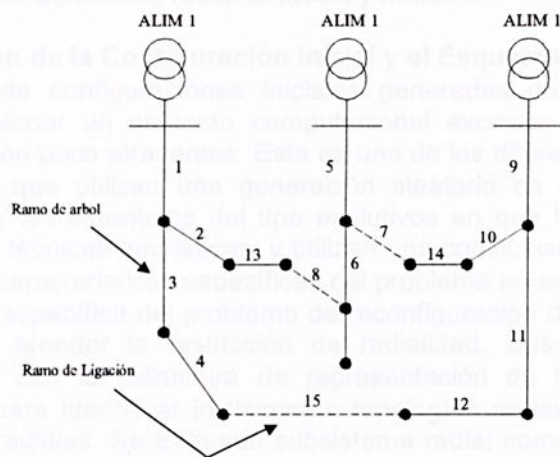


Fig. – 1: Diagrama unifilar de un sistema mostrando los ramos de árbol y de ligación.

Una cambio adecuado de un ramo de ligación con un ramo de árbol lleva a otra configuración radial. Por lo tanto el problema de reconfiguración óptima en un sistema de distribución consiste en encontrar aquella configuración radial, del espacio de configuraciones radiales posibles, que pueda producir pérdidas mínimas de potencia además satisfacer las restricciones de radialidad, caída de tensión, etc. Este proceso de búsqueda óptima implica analizar implícita o explícitamente todas las configuraciones radiales posibles.

De esa forma, el problema de la reconfiguración de redes de distribución puede ser formulado, genéricamente, como un problema de optimización no lineal con variables enteras y reales, cuya solución envuelve la selección entre todas las configuraciones posibles, de aquella que tiene la menor pérdida y que pueda satisfacer un conjunto de restricciones: radialidad, restricciones de niveles de tensión, confiabilidad del sistema, balance de carga y flujo en los alimentadores

3.0 - TÉCNICA DE SOLUCIÓN

En este trabajo, el problema de reconfiguración es resuelto usando un algoritmo genético del tipo evolutivo que es un proceso de optimización combinatorial. Se inicia con la generación de una población, es decir, un conjunto de soluciones (configuraciones) candidatas. Cada configuración es clasificada por el valor de su función objetiva que presenta. Todos los individuos de la población son clasificados por la calidad de su correspondiente función objetiva. Así, cada individuo posee una determinada probabilidad para generar nuevos elementos (configuraciones) en la

generación siguiente. Los elementos mejores clasificados en este proceso tienen, en el sentido probabilístico, mayor probabilidad de participar en la generación de los elementos de la nueva población. Esa nueva generación es obtenida con los operadores de recombinación y mutación. La recombinación lleva a una transferencia de materiales genéticos entre las mejores configuraciones. Eventualmente deben aparecer elementos de la nueva generación con mejor material genético de las configuraciones mejores clasificadas, produciendo nuevas configuraciones de excelente calidad. En la naturaleza, la mutación produce la regeneración de la perdida de material genético. En los algoritmos evolutivos la mutación produce una modificación aleatoria de algunos genes de un elemento (configuración) de la población. De forma general, los algoritmos evolutivos son técnicas de optimización combinatorial que inician el proceso con una población inicial, haciendo un ordenamiento selectivo de los elementos de la población dando valor a la calidad de la función de adaptación y generan una nueva población en un proceso de tres etapas: Selección, recombinación y mutación.

3.1 - Generación de la Configuración Inicial y el Esquema de Codificación

Un conjunto de configuraciones iniciales generadas de forma aleatoria e in factibles puede ocasionar un esfuerzo computacional excesivo y mismo así generar propuestas de inversión poco atrayentes. Esta es una de las diferencias básicas entre los algoritmos genéticos que utilizan una generación aleatoria de la población inicial y codificación binaria, y los algoritmos del tipo evolutivos en que la población inicial es generada a través de técnicas heurísticas, y utilizan una codificación en que son llevadas en consideración las características específicas del problema en estudio.

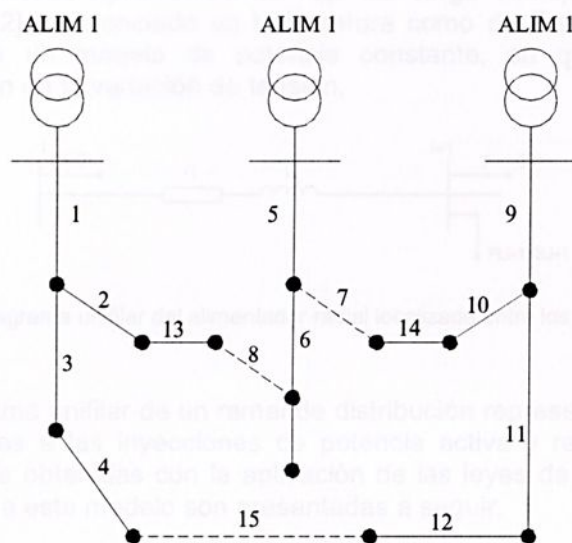
Una dificultad específica del problema de reconfiguración de redes de distribución está relacionada en atender la restricción de radialidad. Buscando solucionar este problema se trabajo con la estructura de representación de los cromosomas y un algoritmo heurístico para identificar inicialmente topologías radiales, referenciado como *test de subsistemas radiales*. Se Entiende subsistema radial como el conjunto de líneas de todo el sistema de distribución que poseen apenas una fuente de alimentación. Este conjunto de líneas no participa en la búsqueda de configuraciones radiales porque ya son parte del conjunto de ramos que forman el sistema de distribución radial. De esa forma es necesario enumerar cada ramo (incluyendo ramos de árbol y ramos de ligación) y almacenar el número de llaves que corresponden al ramo de ligación. La representación de los ramos de ligación en la cadena genética está representada en la Fig.-2(a), donde "N" es el número total de ramos de ligación que el sistema necesita para mantener la condición de radialidad. Como el número de los ramos de ligación es apenas una pequeña parte del total de ramos del sistema, la representación de una cadena genética para el problema de reconfiguración se muestra eficiente como en la Fig.-2(b) que representa el sistema de 14 barras de la Fig.-2(c).

Ramos de ligación No 1	Ramos de ligación No 2		Ramos de ligación No N
---------------------------------	---------------------------------	-------	---------------------------------

(a) Cadena Genética.



b) Ejemplo de la representación de un cromosoma.



(c) Diagrama Sistema de 14 barras.

Fig. – 2: Esquema de codificación do algoritmo Evolutivo para Reconfiguração de redes.

3.2 -Evaluación de la Función de Adaptación.

En este trabajo para evaluar la calidad de cada configuración son considerados aspectos relativos a las pérdidas de energía en los alimentadores y calidad del perfil de tensión de cada configuración. Para proceder a este análisis se procesa un programa para cálculo de flujo de carga para cada configuración y a través de los resultados obtenidos (pérdidas activas y la magnitud de las tensiones), se evalúa la calidad de cada reconfiguración a través de la ecuación (1):

$$F_{objetiva} = \sum \text{Perdidas Activas en los Alimentadores} + \text{Penalización Magnitudes de las Tensiones Violadas} + \text{Penalización de la Violación de los flujos de potencia en las líneas} \quad (1)$$

s.a.

- Radialidad
- Restricciones de niveles de tensión
- Confiabilidad del sistema
- Balance de carga entre los alimentadores

En que:

- $k \in K$, K conjunto de todas las configuraciones radiales factibles para el sistema;
- P_k : Pérdidas activas en todos los ramos de la configuración k ;
- R_i : Resistencia del i -ésimo ramo de la configuración k ;
- I_i : Corriente del i -ésimo ramo de la configuración k ;
- N_r : Número de ramos de la configuración k .

3.2.1 - Flujo de Carga.

Para reducir el esfuerzo computacional del algoritmo evolutivo que necesita para la simulación de sistemas radiales procesar millares de programas de flujo de carga, fue

implementado un método aproximado de flujo de carga semejante al encontrado en Baran e Wu et al. [2], referenciado en la literatura como de *Forward Update DistFlow*. Este método utiliza un modelo de potencia constante, en que las potencias son corregidas en función de la variación de tensión.

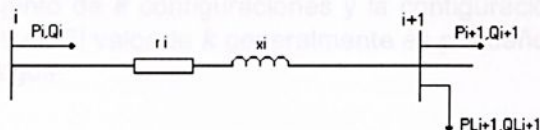


Fig. -3: Diagrama unifilar del alimentador radial localizado entre los nodos i y $i+1$.

Sea el diagrama unifilar de un ramal de distribución representado en la Fig.-3. Las ecuaciones referentes a las inyecciones de potencia activa y reactiva, y magnitud de tensión en las barras obtenidas con la aplicación de las leyes de Kirchhoff de tensión y corrientes aplicadas a este modelo son presentadas a seguir.

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

$$Q_{i+1} = Q_i - x_i \left(\frac{P_i^2 + Q_i^2}{V_i'^2} \right) - Q_{Li+1} \quad (3)$$

$$V_{i+1}^2 = V_i^2 - 2(r_i P_i + x_i Q_i) + \frac{(r_i^2 + x_i^2)}{V_i^2} (P_i^2 + Q_i^2) \quad (4)$$

Este conjunto de ecuaciones (2), (3), (4), representan matemáticamente el modelo de circuito adoptado para el sistema de distribución de energía eléctrica que deben ser resueltas a través de un proceso iterativo.

El algoritmo de flujo de carga implementado consiste básicamente de los siguientes pasos:

- xi. Lectura de los datos del sistema: nodo inicial, nodo final, resistencia, reactancia, potencia activa y potencia reactiva. Tensión en el nodo fuente (*source voltage*).
- xii. Calcular el valor de $P_{i+1}, Q_{i+1}, V_{i+1}'$ (para la primera iteración: asumir V_0' igual a la tensión de la barra fuente y la suma total de las perdidas activas y reactivas iguales a cero).
- xiii. Almacenar el valor de las perdidas activas y reactivas en cada una de las líneas
- xiv. Teste de convergencia, si el valor de $|P_{i+1}|$ y $|Q_{i+1}|$ en todas las barras finales es menor que una tolerancia establecida y fijada (≈ 0), va para el paso v. Caso contrario aumentar el valor de las perdidas activas y reactivas de P_0 y Q_0 respectivamente e ir para el paso ii.
- xv. Fin, imprimir el valor de las tensiones en cada barra, así como también las perdidas activas y reactivas del sistema radial.

3.3 - Selección de las Mejores Configuraciones.

Las configuraciones son escogidas mediante juegos (torneos) [12] y la cantidad de torneos es equivalente al tamaño de la población, tornando esa propuesta significativamente diferente de la selección proporcional. A cada juego son escogidos aleatoriamente un conjunto de k configuraciones y la configuración ganadora es aquella con mejor función objetiva. El valor de k generalmente es pequeño, típicamente $k \in \{2, 3, 4, 5\}$. Se Realizan n juegos.

3.4 - Proceso de Recombinación

Para que las configuraciones seleccionadas sean sometidas a recombinación, se debe generar un número aleatorio $p \in [0, 1]$. Si p es menor que la tasa de recombinación ρ entonces, se debe proceder a la recombinación; en caso contrario las dos configuraciones seleccionadas no son recombinadas.

Para ilustrar la forma como ese operador fue tratado en este trabajo, sea Fig.-4(a) en que las dos configuraciones factibles son candidatas a la recombinación. La codificación está implementada según los ramos de ligación, y con esta codificación se exige dos propiedades de estos cromosomas candidatos para implementar la recombinación:

- 3 - Las configuraciones generadas por la recombinación deben poseer los genes comunes de los padres;
- 4 - Los genes diferentes de los padres son cambiados uno a uno dependiendo de su posición con la condición de mantener a radialidad de la red en la cadena genética. Si la cadena genética después de cada cambio se torna in factible entonces los genes cambiados retornarían a sus posiciones originales. Considerando n como número de genes diferentes, se considera el número de posibles cambios iguales a $(n-1)$ para evitar retornar a la configuración inicial de los padres. Si después de testar $(n-1)$ posibles cambios no es posible encontrar una codificación factible en la cadena genética los padres seleccionados no realizan recombinación.

En esta técnica de recombinación se hace aplicación de la cadena genética ilustrada en la Fig.-2. Se Muestra en la Fig.-4 el proceso de recombinación en variables enteras. Comparando a codificación del padre 1 y la codificación del padre 2, en que 14 es el gene común y consecuentemente ambos hijos heredan el gene 14 de sus padres. Los genes 13, 15, 4 y 8 son aleatoriamente distribuidos al hijo 1 y al hijo 2. En la Fig-4(b), el hijo 1 hereda los genes 8 y 15, y el hijo 2 hereda los genes 4 y 13.

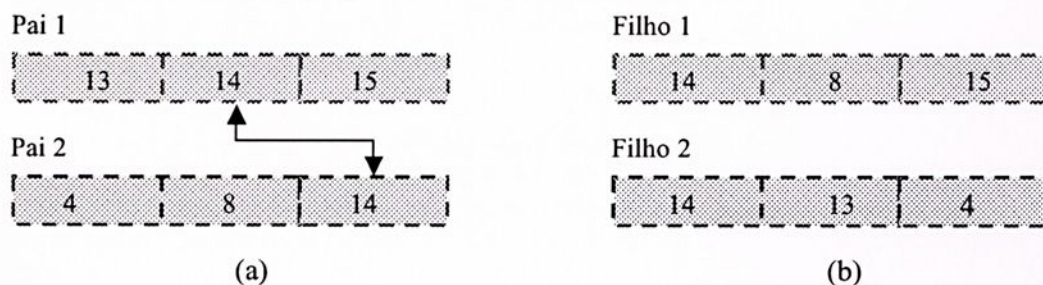


Fig. -4: Proceso de recombinación ((a) antes y (b) después de la mutación).

3.5 - Mutación

El proceso de mutación consiste en modificar la estructura genética de los individuos de forma aleatoria. Considerando el cromosoma como una cadena de *bits*, solamente necesita cambiar uno de ellos para obtener un cromosoma con una nueva información genética que no se encuentra en la población base. Este efecto, permite una diversificación de la población, y que las soluciones no puedan convergir prematuramente para un óptimo local. La necesidad de la mutación aumenta en la fase final del procedimiento cuanto las poblaciones se tornan cada vez mas homogéneas y dominadas por los genes mas eficientes. La mutación introduce mudanzas en torno a las variables, explorando nuevas zonas en el campo de la optimización.

La tasa de mutación ρ_m puede fornecer la probabilidad de que un gene será mutado. Así, es escogida una tasa de mutación (ρ_m), entonces cada cromosoma es sometido a mutación con esta probabilidad. De esta forma es generado un número aleatorio $p \in [0,1]$. Si ese número es menor que la tasa de mutación (ρ_m) preestablecida entonces es realizada la mutación. La mutación se lleva a cabo con los ramos de árbol que pertenecen a un mismo lazo. En la implementación de mutación también existe la necesidad de generar un número aleatorio que identifica la posición del gene para realizar la mutación.

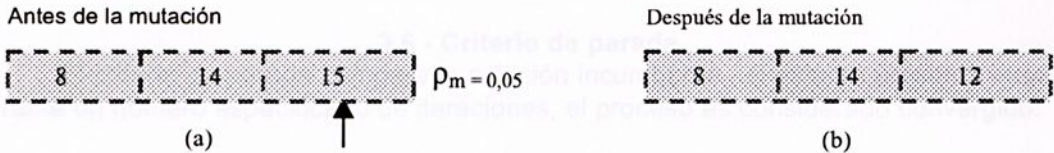


Fig. -5: Representación de los Cromosomas ((a) antes y (b) después de la mutación).

La técnica de mutación utilizada mantiene la estructura radial. Primero, se selecciona aleatoriamente un ramo de ligación de la cadena genética, el ramo de ligación escogido es cerrado. Ahora el sistema presenta un lazo con dos fuentes de alimentación que están conectadas por el ramo de ligación. Segundo, se escoge uno de los ramos de árbol que pertenecen al lazo de forma aleatoria, el ramo escogido es abierto considerándose como nuevo ramo de ligación. En la Fig.-5 se muestra el proceso de mutación, en que el ramo de ligación 15 es escogido aleatoriamente para realizar la mutación, el ramo de ligación escogido forma parte del lazo 3, 4, 15, 12 y 11 generado. Nuevamente es escogido aleatoriamente una de aquellas llaves como el nuevo ramo de ligación. Por ejemplo la llave 12 es escogida, entonces la estructura después de la mutación es mostrada en la Fig.-6.

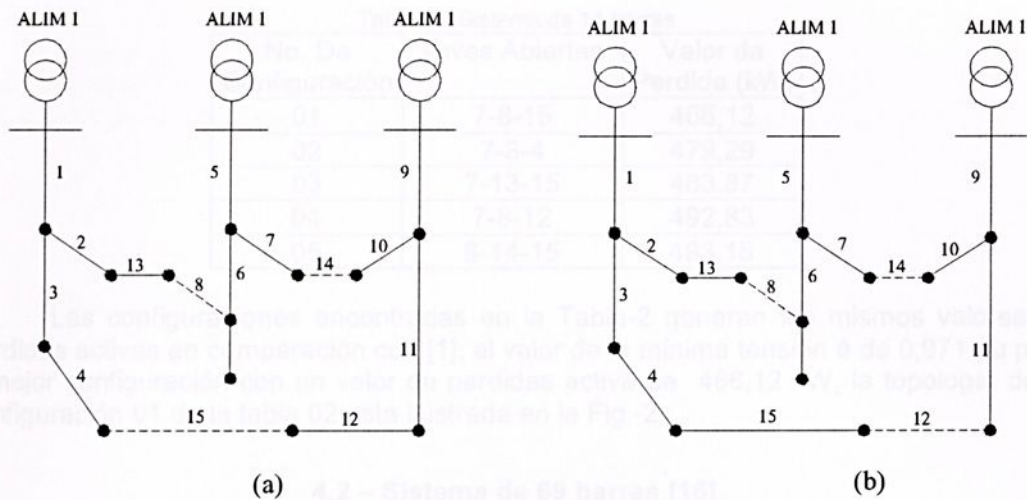


Fig. -6: Representación del Sistema ((a) antes y (b) después de la mutación).

3.6 - Criterio de parada

El criterio de parada compara la solución incumbente , si esta no presenta mejoría durante un número especificado de iteraciones, el proceso es considerado convergido.

4. 0 – RESULTADOS

El algoritmo para reconfiguración de redes fue implementado en lenguaje de programación FORTRAN. Son presentados testes experimentales con los sistemas de 14, 69 barras conocidos en la literatura [1,16], y un sistema real de 135 barras [6]. Los parámetros de control utilizados en el algoritmo genético para cada sistema están en la Tabla – 01. El sistema computacional utilizado en todos los testes fue un CPU Pentium 4 de 1,4 GHz con 128 MB de memoria RAM.

Tabla 01: Parámetros de Control del Algoritmo Genético

Sistema	ρ_c	ρ_m
14	0,5	0,7
69	0,5	0,7
135	0,5	0,7

4.1 – Sistema de 14 barras [1]

El primer sistema testado presenta 3 alimentadores, 13 ramos de árbol normalmente cerrados, 3 ramos de ligación normalmente abiertos, tensión de 23 kV, potencia base 100 MVA y cargas activas totales de 28,9 MW. La topología inicial del sistema se muestra en la Fig.-1.

En la Tabla - 02 están las llaves abiertas para las 5 mejores configuraciones encontradas para este sistema, con los respectivos valores de perdidas activas.

Tabla 02: Sistema de 14 barras

No. Da Configuración	llaves Abiertas	Valor da Perdida (kW)
01	7-8-15	466,12
02	7-8-4	479,29
03	7-13-15	483,87
04	7-8-12	492,83
05	8-14-15	493,15

Las configuraciones encontradas en la Tabla-2 generan los mismos valores de perdidas activas en comparación con [1], el valor de la mínima tensión é de 0,971 pu para a mejor configuración con un valor de perdidas activa de 466,12 kW, la topología de la configuración 01 de la tabla 02 esta ilustrada en la Fig.-2.

4.2 – Sistema de 69 barras [16]

El Sistema tiene 69 barras, 5 ramos de ligación normalmente abiertos, tensión 12,66 kV, potencia base de 100 MVA.

En la Tabla - 03 están las llaves abiertas para las 5 mejores configuraciones encontradas, con los respectivos valores de perdidas activas.

Tabla 03: Sistema de 69 barras

No. Da Configuración	llaves Abiertas	Valor da Perdida (kW)
01	15-58-62-70-71	9,423
02	15-56-62-70-71	9,423
03	14-57-62-70-71	9,431
04	13-56-62-70-71	9,440
05	13-14-58-62-70	9,453

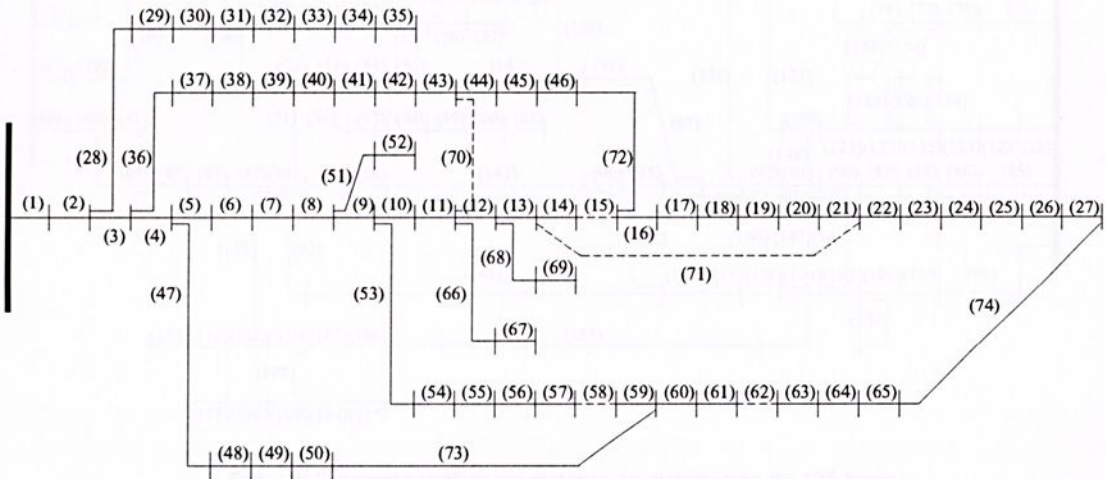


Fig. -7: Diagrama unifilar del sistema de distribución de 69 barras.

La mejor configuración es obtenida con una codificación de 15-58-62-70-71 y una perdida activa de 9,423kW, con un mínimo de tensión de 0,982 pu., la topología de la configuración del sistema de 69 barras esta ilustrada en la Fig.-7.

4.3 – Sistema Real de 135 barras [6]

El otro sistema estudiado en este trabajo es un sistema real de 135 barras con 21 ramos de ligación normalmente abiertos, tensión 13,8 kV, potencia base de 100 MVA. En la Tabla 04 están las llaves abiertas para las 5 mejores configuraciones encontradas.

Tabla 04: Sistema de 135 barras

No. onfiguración	llaves Abiertas	Valor de Perdida (kW)
01	7-38-51-53-90-96-106-118-126-137-138-141-144-145-146-147-148-150-151-155-156	280,2972
02	7-38-51-53-90-96-106-118-126-137-138-144-145-146-147-148-150-151-152-155-156	280,4276
03	7-38-50-51-53-90-96-106-118-126-137-138-144-145-146-147-148-150-151-155-156	280,4340
04	7-38-51-53-90-96-106-118-126-128-137-138-141-144-145-146-147-148-150-151-156	280,4675
05	7-51-53-84-90-96-106-118-126-137-138-139-141-144-145-147-148-150-151-155-156	280,4726

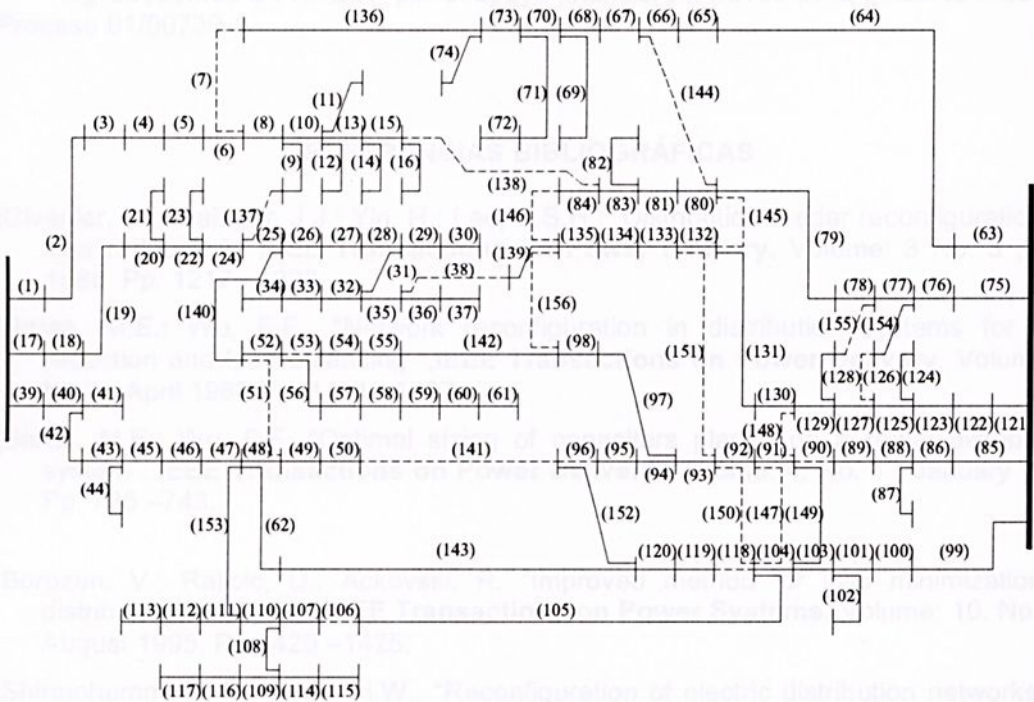


Fig. -8: Diagrama unifilar del sistema de distribución de 135 barras.

El sistema real de 135 barras presenta un valor de perdidas activas de 280,2972 kW para la mejor configuración encontrada, con magnitud mínima de tensión de 0,963 pu., la topología de la configuración del sistema de 135 barras esta ilustrada en la Fig.-8.

5.0 – CONCLUSIONES.

En este trabajo se presenta con base en la literatura una propuesta, de un algoritmo evolutivo para resolución del problema de reconfiguración de redes de distribución. Como parte de la metodología se necesita la obtención del estado de la red para cada configuración radial, necesitándose de un programa para cálculo de flujo de carga para redes radiales, rápido y eficiente, dado el elevado número de veces que el mismo tiene que ser procesado durante el proceso de solución. Basado en este aspecto, fue implementado un programa de flujo de carga radial que se mostró adecuadamente preciso y rápido en el auxilio en búsqueda de la solución para el problema de reconfiguración de sistemas de distribución de energía eléctrica. El programa computacional desarrollado a partir de la metodología propuesta da como resultado un conjunto de configuraciones con los menores valores de pérdidas. Estos valores de pérdidas, son muy próximos, mostrando que a veces no hay alteraciones significativas en los valores de las pérdidas cuando se pasa de una configuración para otra, quedando a cargo del operador efectuar aquellas que se presentan mas viables sobre los aspectos operacionales. Estudios están siendo desenvolvidos para reducir los tiempos computacionales, mejorando la estructura del algoritmo genético, generación de la población inicial y en el sistema de codificación.

AGRADECIMIENTOS

Agradecemos a FAPESP por el apoyo financiero a través de la bolsa de maestría – Proceso 01/00730-1.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1]Civanlar, S.; Grainger, J.J.; Yin, H.; Lee, S.S.H., "Distribution feeder reconfiguration for loss reduction",. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Volume: 3 No. 3 , July 1988 Pp. 1217 –1223.
- [2]Baran, M.E.; Wu, F.F., "Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing ",**IEEE Transactions on Power Delivery**, Volume: 4 No 2 , April 1989 Pp. 1401 –1407.
- [3]Baran, M.E.; Wu, F.F. "Optimal sizing of capacitors placed on a radial distribution system". **IEEE Transactions on Power Delivery**, Volume: 4, No. 1 , January 1989 Pp. 735 –743.
- [4]Borozan, V.; Rajicic, D.; Ackovski, R. "Improved method for loss minimization in distribution networks". **IEEE Transactions on Power Systems**, Volume: 10, No. 3 , August 1995, Pp.1420 –1425.
- [5]Shirmohammadi, D.; Hong, H.W., "Reconfiguration of electric distribution networks for resistive line losses reduction". **IEEE Transactions on Power Delivery**, Volume: 4, No. 2 , April 1989, pp.1492 –1498.
- [6]Mantovani, J.R.S., Casari F., Romero, R.A.. "Reconfiguração de sistemas de distribuição radiais utilizando o critério de queda de tensão". **Revista Controle & Automação**, Sociedade Brasileira de Automação – SBA. Vol.11 No. 03, 2000.

- [7]Toune, S.; Fudo, H.; Genji, T.; Fukuyama, Y.; Nakanishi, Y. "Comparative study of modern heuristic algorithms to service restoration in distribution systems". **IEEE Transactions on Power Delivery**, Volume: 17 No 1 , Jan. 2002 Pp. 173 –181
- [8]C. R. Reeves, "Modern Heuristic Techniques for combinatorial Problems". Oxford, U. K. : **Blackwell Scientific**, 1993.
- [9]D. E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning". **Reading, MA: Addison-Wesley**, 1989.
- [10]Mori, H.; Takeda, K. "Parallel simulated annealing for power system decomposition", **IEEE Transactions on Power Systems** , Volume: 9 No 2 , May 1994 Pp. 789 – 795
- [11]F. Glover, "Tabu search: Part I," **ORSA J. Computing**, vol. 1, no. 3, Summer 1989.
- [12]Cheng – Chien Kuo, Hong – Chan Chang. "Applying a refined genetic algorithm to network reconfiguration for loss reduction".**IEE of Japan Power & Energy**, 1994. Pp. 37 – 42
- [13]R. Battiti, "The Reactive Tabu Search", **ORSA J. Computing**, vol. 6, no.2, Pp. 126-140, 1994.
- [14]Song, Y.H.; Wang, G.S.; Johns, A.T.; Wang, P.Y. "Distribution network reconfiguration for loss reduction using fuzzy controlled evolutionary programming". **IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution** - , Volume: 144 No 4 , July 1997. Pp. 345 –350
- [15]Lin, W.-M.; Cheng, F.-S.; Tsay, M.-T. "Distribution feeder reconfiguration with refined genetic algorithm". **IEE Proceedings- Generation, Transmission and Distribution** , Volume: 147 No 6 , Nov. 2000. Pp. 349 –354.
- [16]Hsiao-Dong Chiang, René Jean-Jumeau. "Optimal Network Reconfiguration in Distribution Systems: Part 2: Solution Algorithms and Numerical Results". **IEEE Transactions on Power Delivery**, Vol. 5, No.3, July 1990. Pp. 1568-1574.





**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
"JÚLIO DE MESQUITA FILHO"**

**Câmpus de Ilha Solteira
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
Av. Brasil Centro, 56
15385-000 Ilha Solteira - SP
www.dee.feis.unesp.br**

