



**Universidade Federal da Paraíba  
Centro de Energias Alternativas e Renováveis  
Departamento de Engenharia Elétrica**

**JOSÉ ROBERTO DE SANTANA FERNANDES**

**MINIMIZAÇÃO DE PERDAS ELÉTRICAS VIA  
RECONFIGURAÇÃO DAS REDES DE DISTRIBUIÇÃO  
UTILIZANDO ALGORITMOS GENÉTICOS**

**João Pessoa- PB  
Junho - 2018**

**JOSÉ ROBERTO DE SANTANA FERNANDES**

**MINIMIZAÇÃO DE PERDAS ELÉTRICAS VIA RECONFIGURAÇÃO  
DAS REDES DE DISTRIBUIÇÃO UTILIZANDO ALGORITMOS  
GENÉTICOS**

**Trabalho de Conclusão de Curso de  
graduação, apresentado à disciplina  
Engenharia Elétrica, do curso de  
Engenharia Elétrica da Universidade Federal  
da Paraíba – UFPB, como requisito parcial  
para a obtenção do título de Bacharel.**

**Orientador: Prof. Dr. Helon David de  
Macedo Braz**

**João Pessoa- PB  
Junho - 2018**

**Catálogo na publicação Seção de Catalogação  
e Classificação**

F363m Fernandes, Jose Roberto de Santana.

MINIMIZAÇÃO DE PERDAS ELÉTRICAS VIA  
RECONFIGURAÇÃO DAS REDES DE DISTRIBUIÇÃO  
UTILIZANDO ALGORITMOS GENÉTICOS /

Jose Roberto de Santana Fernandes. - João Pessoa, 2018.

74 f. : il.

Orientação: HELON DAVID DE MACEDO BRAZ.

TCC (Especialização) - UFPB/CEAR.

1. RECONFIGURAÇÃO. 2. DISTRIBUIÇÃO. 3. MSP. I.  
DAVID DE MACEDO BRAZ, HELON. II. Título.

UFPB/BC

**JOSÉ ROBERTO DE SANTANA FERNANDES**

**Minimização de Perdas Elétricas via Reconfiguração das Redes de  
Distribuição Utilizando Algoritmos Genéticos**

Trabalho de Conclusão de Curso submetido à Coordenação de Engenharia Elétrica da Universidade Federal da Paraíba como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Elétrica.

**Data de Aprovação: \_\_\_/\_\_\_/\_\_\_**

**Aprovado por:**

---

**Prof. Dr. Helon David de Macedo Braz(Orientador)**  
**Universidade Federal da Paraíba**

---

**Prof. Dr. Franklin Martins Pereira Pamplona(Avaliador)**  
**Universidade Federal da Paraíba**

---

**Prof. Dr. Yuri Percy Molina Rodriguez(Avaliador)**  
**Universidade Federal da Paraíba**

**João Pessoa - PB**  
**Junho - 2018**

## AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente à Deus, todo misericordioso e amoroso. Toda conquista em minha vida é dEle, pois nada sou sem a Sua mão poderosa sobre mim. Ele quem guia meus passos e me conduz para que Sua vontade seja sempre feita.

Agradeço a Nossa Senhora, mãe de Deus e minha, que por ela todas as graças são distribuídas. Eterna advogada nossa que sempre me socorreu nos momentos de angústias entregando ao Pai minhas preocupações e me acalmado em seu colo acolhedor.

Agradeço aos meus pais José Carlos e Kilma que sempre me apoiaram e me proporcionaram, por seus esforços, um ambiente confortável para meus estudos e me orientaram para que trilhasse sempre o melhor caminho. A meus irmãos: Junior, Kelly e Karla que sempre me ajudaram a buscar meus objetivos.

A Elayne por ter me acalmado nos momentos de dificuldade, por ter me incentivado a crescer cada vez mais na minha carreira acadêmica e profissional e por me motivar sempre a buscar o melhor de mim.

Ao meu orientador, Helon, por sua paciência e por todos os ensinamentos que contribuírem para esse trabalho.

Aos meus companheiros de curso Rafael Macedo, Alinne Aniceto e a Fernanda Rodrigues por todo o apoio durante a graduação em Engenharia Elétrica. A minhas amigas Camila Negri, Mel, Camila Norat pelo companheirismo e incentivo.

Aos professores da UFPB, em especial aos que fazem parte do Departamento de Engenharia Elétrica, que contribuíram com a minha formação acadêmica.

Enfim, a todos os que por algum motivo contribuíram para a realização deste trabalho.

## RESUMO

As redes de distribuição têm papel fundamental nos Sistemas Elétricos de Potência, uma vez que são o elo principal entre as concessionárias e os consumidores. Portanto, o funcionamento otimizado das mesmas é essencial tanto para a sociedade, para manutenção das atividades básicas da população, quanto para as concessionárias, visto que a otimização do sistema acarreta em ganhos financeiros. Para isso, a reconfiguração de redes é uma solução para a problemática da otimização dos sistemas de distribuição. Este trabalho objetivou a utilização de um Algoritmo Genético, implementado na plataforma MATLAB® e capaz de promover uma redução nas perdas ativas, encontrando topologias otimizadas para as redes radiais e contabilizando os ganhos que essas novas topologias promoveriam para o sistema. O estudo apresentado consiste em uma análise da influência de parâmetros do Algoritmo Genético ao alterar-se a quantidade de nós do sistema (x-barras e y-barras) e um estudo para o caso específico de uma rede de 96 nós presente na literatura.

**Palavras-Chaves:** Reconfiguração. Distribuição. MSP

## ABSTRACT

Distribution networks is a very importante field in the Electric Power System, since they are the main link between power distribution companies and consumers. Therefore, the optimized operation of these systems is essential for society, for the maintenance of the basic activities of the population, and for the power distribution utilities, since the optimization of the system leads to profits. So, the network's reconfiguration can be one solution to the problem of the optimization of distribution systems. This work aimed at the use a Genetic Algorithm, implemented in the MATLAB® platform and capable of reducing active losses, finding optimized topologies for the radial networks and looking for the advantages that these new topologies would promote to the system. The presented study consists of an analysis of the influence of Genetic Algorithm parameters by altering the number of nodes in the system and a study for the specific case of a 96-node network present in the literature.

**Keywords:** Reconfiguration. Distribution Power. MSP.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Comparativo da Capacidade Instalada das Fontes (MW).....	16
Figura 2 - Linhas de transmissão do SIN no ano 2017.....	18
Figura 3 - Sistema de distribuição primário radial .....	26
Figura 4 - Fluxograma do MSP .....	27
Figura 5 - Modelo de trecho genérico da distribuição primária. ....	28
Figura 6 - Modelo genérico dos fluxos de potência em uma barra. ....	29
Figura 7 - Busca em Largura .....	32
Figura 8 - Fluxograma Algoritmo Genético.....	33
Figura 9 - Função da Seleção por Torneio. ....	37
Figura 10 - Processo de Cruzamento.....	38
Figura 11 - Função da Aplica Cruzamento.....	38
Figura 12 - Função da Testa Mutação. ....	39
Figura 13 - Rede Montada a partir da Tabela 1 .....	40
Figura 14 – Exemplo da Aplicação do Algoritmo de Prim .....	42
Figura 15 - Configuração da Rede com Menor Perda Total.....	44
Figura 16 - Variação da Aptidão com o Número de Indivíduos da População e Número de Gerações com Codificação Vetor Característico.....	45
Figura 17 - Variação da Aptidão com o Número de Indivíduos da População e Número de Gerações com Codificação NRK.....	45
Figura 20 - Rede de 33 Nós com Menor Perda Total.....	46
Figura 18 - Variação da Aptidão com a Número de Indivíduos da População e Número de Gerações com Codificação Vetor Característico.....	47
Figura 19 - Variação da Aptidão com a Número de Indivíduos da População e Número de Gerações com Codificação NRK.....	47
Figura 21 - Relação Tamanho da População e Número de Nós Usando Codificação Vetor Característico.....	48
Figura 22 - Relação Tamanho da População e Número de Nós Usando Codificação Network Random Keys .....	49
Figura 23 - Relação Número de Gerações e Número de Nós Usando Codificação Vetor Característico.....	49

Figura 24 - Relação Número de Gerações e Número de Nós Usando Codificação Network Random Keys .....	50
Figura 25 - Sistema Original de Taiwan com 96 nós .....	51
Figura 26 - Sistema com Menor Perdas de Taiwan com 96 nós .....	54
Figura 27 - Aptidão da Melhor Solução para cada Execução do AG com Codificação Vetor Característico. ....	55
Figura 28 - Perda Ativa da Melhor Solução para cada Execução do AG com Codificação Vetor Característico. ....	55
Figura 29 - Acessos à Memória Genética durante cada Execução do AG com Codificação Vetor Característico. ....	56
Figura 30 - Aptidão da Melhor Solução para cada Execução do AG com Codificação NRK. ....	59
Figura 31 - Perda Ativa da Melhor Solução para cada Execução do AG com Codificação NRK. ....	59
Figura 32 - Acessos à Memória Genética durante cada Execução do AG com Codificação NRK. ....	59
Figura 33 - Aptidão da Melhor Solução para cada Execução do AG com Codificação NRK. ....	60
Figura 34 - Perda Ativa da Melhor Solução para cada Execução do AG com Codificação NRK. ....	61
Figura 35 - Acessos à Memória Genética durante cada Execução do AG com Codificação NRK. ....	61

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Estados das Chaves dos Ramos.....	40
Tabela 2 - Valores de Teste da População e Gerações.....	44
Tabela 3 - Parâmetros que Resultaram na Maior Aptidão.....	48
Tabela 4 – Resumo dos Parâmetros.....	50
Tabela 5 - Fluxo de Carga dos Trechos da Topologia Original. ....	51
Tabela 6 - Análise da Capacidade das Subestações para a Topologia Original.....	53
Tabela 7 - Fluxo de Carga dos Trechos da Topologia Encontrada Usando Vetor Característico. .....	56
Tabela 8 - Análise da Capacidade das Subestações com reconfiguração e codificação Vetor Característico.....	58
Tabela 9 - Fluxo de carga dos trechos da topologia encontrada usando Network Random Keys. .....	61
Tabela 10 - Análise da capacidade das subestações com reconfiguração e codificação NRK.	63
Tabela 11 - Dados Subestação – Rede 16 nós.....	67
Tabela 12 - Dados Barras– Rede 16 nós.....	67
Tabela 13 - Dados Ramos– Rede 16 nós.....	68
Tabela 14 - Dados Subestação – Rede 33 nós.....	68
Tabela 15 - Dados Barras– Rede 33 nós.....	68
Tabela 16 - Dados Ramos– Rede 33 nós.....	69
Tabela 17 - Dados Subestação – Rede 94 nós.....	70
Tabela 18 - Dados Barras– Rede 94 nós.....	70
Tabela 19 - Dados Ramos– Rede 33 nós.....	72

## LISTA DE SIGLAS

ABRADEE	Associação Brasileira de Distribuidores de Energia Elétrica
AG	Algoritmo Genético
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
CA	Corrente Alternada
CC	Corrente Contínua
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
GWh	Unidade de Energia. Equivale a $10^6$ Watts hora.
LT	Linha de Transmissão
MSP	Método de Soma de Potência
Nger	Número de Gerações
Npop	Número de Indivíduos da População
NRK	Network Random Keys
ONS	Operador Nacional do Sistema
PRODIST	Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Nacional
PRORET	Procedimentos de Regulamentação Tarifária
SEP	Sistema Elétrico de Potência.
SIN	Sistema Interligado Nacional
TWh	Unidade de Energia. Equivale a $10^{12}$ Watts hora.

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>14</b>
<b>1.1</b>	<b>Sistema Elétrico de Potência.....</b>	<b>14</b>
1.1.1	Geração .....	15
1.1.2	Transmissão .....	16
1.1.3	Distribuição .....	18
<b>1.2</b>	<b>Motivação .....</b>	<b>19</b>
<b>1.3</b>	<b>Objetivos.....</b>	<b>20</b>
1.3.1	Objetivos Gerais .....	20
1.3.2	Objetivos Específicos .....	20
<b>1.4</b>	<b>Organização do Trabalho .....</b>	<b>20</b>
<b>2</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA E FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA .....</b>	<b>21</b>
<b>2.1</b>	<b>Revisão Bibliográfica.....</b>	<b>21</b>
<b>2.2</b>	<b>Fundamentação Teórica .....</b>	<b>24</b>
2.2.1	Sistema de Distribuição Primário Radial.....	25
2.2.2	Método de Soma das Potências (MSP) .....	26
2.2.3	Busca em Largura.....	31
2.2.4	Algoritmo Genético .....	32
<b>3</b>	<b>IMPLEMENTAÇÃO DA SOLUÇÃO PROPOSTA .....</b>	<b>35</b>
<b>3.1</b>	<b>Formulação do Problema e Função Aptidão .....</b>	<b>35</b>
<b>3.2</b>	<b>Seleção .....</b>	<b>36</b>
<b>3.3</b>	<b>Cruzamento.....</b>	<b>37</b>
<b>3.4</b>	<b>Mutação .....</b>	<b>39</b>
<b>3.5</b>	<b>Codificação .....</b>	<b>39</b>
3.5.1	Vetor Característico.....	40
3.5.2	Network Random Keys (NRK) .....	41
<b>4</b>	<b>RESULTADOS.....</b>	<b>43</b>
<b>4.1</b>	<b>Validação e Análise de Sensibilidade.....</b>	<b>43</b>
4.1.1	Validação em Rede de 16 Nós.....	43
4.1.2	Validação em Rede de 33 nós.....	46
4.1.3	Relação de entre o Tamanho da População, Número de Gerações e o Número de Nós do Sistema .....	48

<b>4.2</b>	<b>Estudo de Caso.....</b>	<b>50</b>
4.2.1	Sistema Original .....	51
4.2.2	Reconfiguração utilizando o AG .....	53
<b>4.2.2.1</b>	<b>Codificação Vetor Característico.....</b>	<b>54</b>
<b>4.2.2.2</b>	<b>Codificação NRK .....</b>	<b>58</b>
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO .....</b>	<b>64</b>
	<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>65</b>
	<b>ANEXO A.....</b>	<b>67</b>

# 1 INTRODUÇÃO

Um dos principais combustíveis que impulsiona o desenvolvimento da sociedade na atualidade é a energia elétrica. Apesar das primeiras pesquisas a respeito da eletricidade serem anteriores ao século 19, com nomes como: Charles Augustin de Coulomb, Benjamin Franklin e Alessandro Volta, foi apenas no século 19 que se iniciaram discussões sobre as aplicações práticas desse fenômeno, lideradas principalmente por Thomas Alva Edison e Nikola Tesla, figuras extremamente eminentes para o desenvolvimento da indústria de energia elétrica. Desde então, a energia elétrica tornou-se vital para mover a infraestrutura das atividades no dia a dia do homem moderno.

Segundo a Empresa de Pesquisa Energética (EPE), o Brasil em 2007 apresentou um consumo aproximado de 377 GWh. Em 2017, esse valor era da ordem de 465 0 GWh, portanto apresentando um crescimento de 23,37% em 10 anos (EPE, 2018a). Logo, com a crescente demanda no uso da energia elétrica é necessário adotar medidas que tornem mais eficientes os sistemas elétricos de potência, objetivando sempre mitigar as perdas elétricas do sistema e atender a demanda da população com um serviço de qualidade.

## 1.1 Sistema Elétrico de Potência

Os sistemas elétricos de potência são compostos por quatro grandes segmentos: geração, transmissão, distribuição e utilização. Esses segmentos têm como principal objetivo gerar e distribuir a energia elétrica de qualidade para os usuários do sistema, grandes ou pequenos consumidores, residenciais, comerciais ou industriais, sempre que for solicitado.

Pode-se citar cinco características gerais que abrangem todos os segmentos do sistema de potência (Souza, B. A, 1997, p.1):

- Segurança: o processo de geração até a distribuição da energia elétrica não pode gerar risco para os consumidores;
- Continuidade do serviço: o fornecimento de energia elétrica ao usuário deve ser contínuo;
- Facilidade de manutenção: o restabelecimento do serviço em caso de panes deve ser o mais célere possível;
- Flexibilidade: o sistema deve ser capaz de alterar sua topologia para atender problemas de restabelecimento, reconfiguração e planejamento;

- Regulação: o sistema de geração e distribuição deve atender aos padrões das normas vigentes.

No Brasil, grande parte do sistema elétrico de potência é interligado, formando o SIN (Sistema Interligado Nacional). Este por sua vez é composto por quatro subsistemas: Sul, Sudeste/Centro-Oeste, Nordeste e a maior parte da região Norte. O consumo das localidades que não são atendidas pelo SIN representa apenas 1% da carga total do país. A interligação entre as malhas dos subsistemas permite a transferência de energia entre eles e assim proporciona ao sistema elétrico de potência brasileiro uma maior segurança e economicidade na medida que se aproveita a diversidade entre os regimes hidrológicos das bacias ao longo do território nacional. (ONS, 2018).

O órgão responsável pela coordenação e controle da operação das instalações de geração e transmissão de energia elétrica no SIN e pelo planejamento da operação dos sistemas isolados é o ONS (Operador Nacional do Sistema Elétrico). Por fim, todo o sistema elétrico de potência brasileiro é regulamentado e fiscalizado pela ANEEL (Agência Nacional de Engenharia Elétrica) que é vinculada ao Ministério de Minas e Energia.

### **1.1.1 Geração**

A geração é o coração do SEP. Uma vez que é na geração, onde a energia elétrica é obtida a partir de processos de conversão de outros tipos e fontes de energia. Essas fontes de energia por sua vez podem ser classificadas como renováveis ou não renováveis. A matriz elétrica brasileira possui uma certa diversificação, entretanto a principal matéria prima para conversão ainda é a hidráulica sendo responsável por 68,1% da matriz energética em 2016 (EPE, 2018b). Contudo, ao analisar a tabela presente na Figura 1, percebe-se que o crescimento na participação das outras fontes, sobretudo renováveis como eólica e solar vem apresentando um crescimento significativo.

Figura 1 - Comparativo da Capacidade Instalada das Fontes (MW)

Fonte	2015	2016	Δ 16/15
Hidrelétrica	91.650	96.925	5,8%
Térmica <sup>1</sup>	39.580	41.276	4,3%
Nuclear	1.990	1.990	0,0%
Eólica	7.633	10.124	32,6%
Solar	21	24	13,1%
Capacidade disponível	140.874	150.338	6,7%

<sup>1</sup> Não inclui geração distribuída  
<sup>2</sup> Inclui biomassa, gás, petróleo e carvão mineral

Fonte: EPE (2018b)

Apesar das diferentes fontes de energia mostradas na Figura 1, o processo para conversão em energia elétrica é similar. Todas, à exceção da solar fotovoltaica, têm como princípio a movimentação de turbinas que estão acopladas a geradores. O movimento dos rotores dos geradores, cria um campo magnético girante, induzindo tensão nos terminais dos geradores. A princípio essa tensão gerada varia de acordo com a fonte utilizada, mas no caso das usinas hidrelétricas não chega a mais de 25kV. Como os centros geradores encontram-se, em geral, distantes dos centros consumidores, é necessário elevar essa tensão para a transmissão dessa energia, visando diminuir as perdas e queda de tensão durante esse processo.

A principal usina hidrelétrica brasileira é a Itaipu, localizada no rio Paraná. Essa usina atende tanto ao Brasil como ao Paraguai. No ano de 2016, gerou 103,09 TWh, assumindo nesse ano o posto de líder mundial de geração de energia elétrica, ultrapassando a Usina das Três Gargantas na China e passou a ser responsável por 16,8% do mercado de geração brasileiro (ITAIPU, 2017).

### 1.1.2 Transmissão

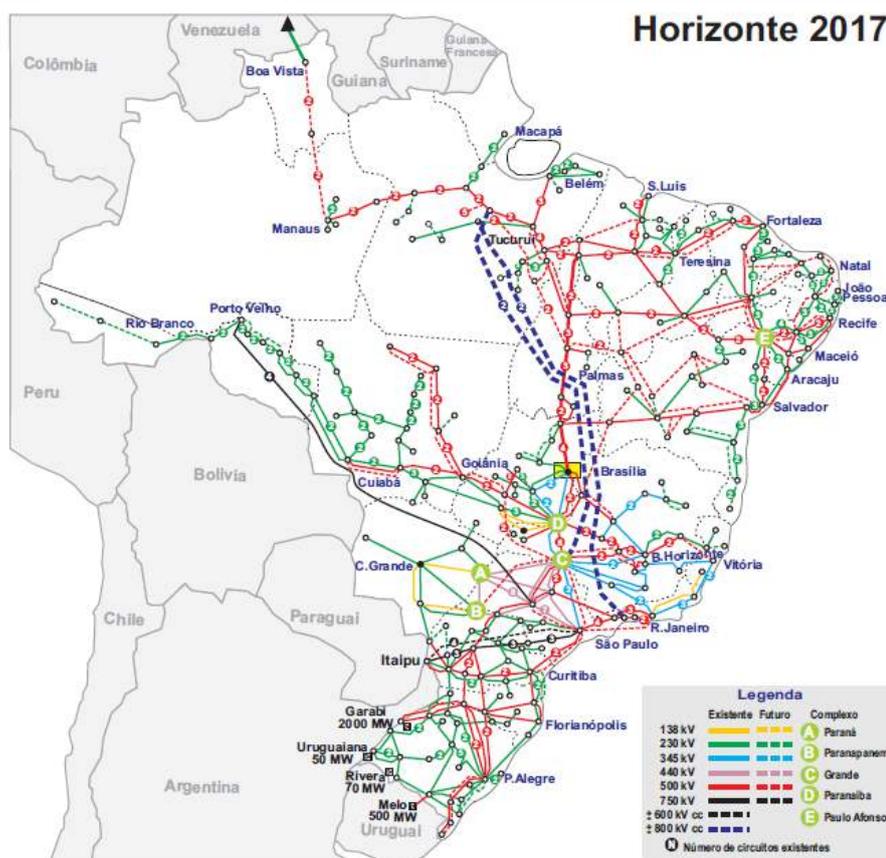
O transporte da energia produzida nas grandes usinas geradoras até os centros de consumidores acontece por meio do sistema de transmissão. Esse sistema tem fundamental importância, uma vez que na maioria dos casos, os centros geradores se encontram afastados dos usuários do SEP.

O sistema de transmissão é composto por um conjunto de linhas de transmissão que promovem a circulação de corrente, levando energia elétrica para os consumidores. As LTs podem ser de corrente alternada (CA) ou por meio de corrente contínua (CC). A rede de transmissão brasileira é predominantemente CA. A transmissão via CC apresenta a vantagem de que para longas distâncias a perda ativa nos condutores é menor, contudo para esse tipo de sistema é necessária a conversão das correntes geradas nas hidrelétricas, que são por natureza alternada, para CC e depois, no destino, a conversão novamente CC-CA para atender a população. Uma das principais empresas responsáveis pelo sistema de transmissão no Brasil é a Eletrobrás. Esta holding é responsável por 47% dos quase 135 mil Km das linhas de transmissão que compõem o SIN (ELETROBRAS, 2017). Na Figura 2 pode ser visto um panorama das linhas de transmissão que compõem o SIN no ano de 2017.

A transmissão por corrente contínua é feita em algumas localidades no Brasil. Na hidrelétrica de Belo Monte no estado do Pará, existem duas grandes linhas de transmissão que formam um bipolo de  $\pm 800$  kV ligando o Norte ao Sudeste do país possuindo mais de 2000 km de extensão. Além das LTs que ligam a usina de Santo Antônio e Jirau em Rondônia. Outro sistema de transmissão CC no Brasil é uma linha de transmissão que liga Itaipu ao estado de São Paulo. A energia produzida nesse setor de Itaipu apresenta uma frequência de 50 Hz, diferente do padrão brasileiro de 60 Hz, por essa razão a energia produzida em 50 Hz e corrente alternada é convertida para CC e escoada para Ibiúna (SP) onde é novamente convertida em CA com a frequência do padrão brasileiro (60 Hz).

Do ponto de vista de material, os sistemas de transmissão compreendem longos cabos aéreos, geralmente compostos por alumínio e reforçados por cabos de aço, além das grandes estruturas das torres de transmissão em materiais metálicos. No caso da transmissão em CC ainda se faz necessário o uso de conversores CA-CC no centro de geração e CC-CA no centro de consumo.

Figura 2 - Linhas de transmissão do SIN no ano 2017



Fonte: ONS (2018)

### 1.1.3 Distribuição

A distribuição é o último estágio do SEP. Nessa etapa ocorre a entrega da energia elétrica para o consumidor final usando níveis de tensão inferiores ao estágio de transmissão. A distribuição ainda pode ser dividida em três subgrupos de acordo com os níveis de tensão nominal: subtransmissão, distribuição primária e distribuição secundária (SOUZA,1997):

- **Subtransmissão:** ocupa a fronteira de transição entre a transmissão e a distribuição propriamente dita. Apresenta níveis de tensão da ordem de 69 kV e 138 kV
- **Distribuição Primária:** compreende níveis de tensão entre 13,8 kV e 34,5 kV. Podendo serem chamadas de linhas de média tensão, que são aquelas que percorrem a cidade em áreas de bairros.

- **Distribuição Secundária:** compreende níveis de tensão em 110 V ou 220 V de tensão de fase. Abastece maior parte dos consumidores residenciais e comerciais nas cidades. A distribuição primária através de transformadores de distribuição abaixadores gera esses níveis de tensões.

O setor de distribuição fica a cargo das empresas distribuidoras de energia, responsáveis por comprar energia elétrica seja no ambiente de contratação regulado ou livre, pagar pelo uso do sistema de transmissão e repassar a energia aos consumidores finais com qualidade e continuidade.

Atualmente existem cerca de 60 distribuidoras de energia elétrica espalhadas por todo o país. Dentre estas, 44 apresentam capital privado e 16 são de domínio públicos (ABRADEE,2018). As distribuidoras são fiscalizadas pela ANEEL, responsável desde o estabelecimento das normas técnicas que normatizam o funcionamento e o desempenho dos sistemas de distribuição de energia elétrica por meio dos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST), até os normativos a respeito dos processos de tarifação por meio dos Procedimentos de Regulamentação Tarifária (PRORET).

A área de estudo desse trabalho é a distribuição primária. Portanto, serão analisadas redes radiais, que possuem um único caminho energizado da subestação de distribuição até as cargas presentes nas barras.

## 1.2 Motivação

Perda elétrica é um fenômeno natural e inevitável aos sistemas elétricos. Contudo representam um inconveniente problema para as concessionárias pois trata-se de energia elétrica comprada que não é vendida, trazendo prejuízo para a empresa. Por essa razão, determinar a melhor configuração da rede para minimização de perdas ativas é uma tarefa essencial para as empresas de distribuição de energia. O combate a essas perdas promove também uma liberação da capacidade do sistema contribuindo, assim para que com a rede já existente possa haver um aumento da carga consumida, atendendo a mais usuários sem a necessidade de troca de equipamentos e assim uma ampliação no número de consumidores e na qualidade da energia distribuída.

Logo, a reconfiguração de redes visa essencialmente a diminuição dos custos para as concessionárias de energia, uma vez que a diminuição das perdas ativas está diretamente relacionada com a diminuição dos prejuízos financeiros. Em síntese, a problemática da reconfiguração apresenta uma motivação de cunho econômica.

Este trabalho tem como motivação avaliar de forma prática os conhecimentos adquiridos ao longo do curso para resolver problemas de reconfiguração de redes radiais propondo assim topologias que apresentem menores perdas elétricas acarretando diminuição dos custos de operação dos sistemas elétricos.

### **1.3 Objetivos**

Os objetivos deste trabalho de conclusão de curso estão divididos em objetivos gerais e específicos: 1.3.1 e 1.3.2.

#### **1.3.1 Objetivos Gerais**

Estudar o problema da reconfiguração de redes visando reduzir perdas, incluindo uma revisão bibliográfica detalhada sobre o tema que sirva de base para propor, implementar e validar um algoritmo genético capaz de identificar as soluções ótimas que resultem nas menores perdas ativas.

#### **1.3.2 Objetivos Específicos**

São objetivos específicos do trabalho: pesquisar as codificações existentes na literatura especializada para elaboração dos algoritmos genéticos; estudar, elaborar e testar o Método de Soma de Potência (MSP); e estudar, elaborar e testar o algoritmo genético capaz de buscar a melhor solução com a menor perda, utilizando o software MATLAB®.

### **1.4 Organização do Trabalho**

Este trabalho de conclusão de curso foi organizado em cinco capítulos. No primeiro capítulo é apresentada uma introdução a respeito do sistema elétrico de potência, sobretudo algumas particularidades a respeito do SEP brasileiro e em seguida uma breve apresentação da motivação e dos objetivos desse trabalho. O capítulo 2 trata de uma revisão bibliográfica a respeito do tema abordado e os fundamentos teóricos utilizados. No capítulo 3 há a implementação da solução proposta definindo os critérios que serão utilizados pelo Algoritmo Genético para a solução do problema. Os estudos de reconfiguração para as 3 redes de teste são apresentados no capítulo 4, em que também é apresentado um processo de validação para o algoritmo com simulações para as redes de 16 nós, 33 nós, bem como os resultados e análise para um sistema com 94 nós. No capítulo 5, são apresentadas as conclusões do trabalho.

## **2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA E FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

Esse capítulo está organizado em duas seções. O primeiro tópico consiste em uma revisão sucinta a respeito dos principais trabalhos a respeito de reconfiguração de redes elétricas. O segundo tópico consiste em uma fundamentação teórica a respeito dos assuntos abordados no trabalho.

### **2.1 Revisão Bibliográfica**

A problemática da configuração de rede vem apresentando grande notoriedade nos últimos anos devido ao processo de automatização que empresas distribuidoras de energia elétrica vem passando por meio dos avanços nas áreas de controle e automação.

A configuração de redes de distribuição aborda a solução para três enfoques principais, abordados de forma distinta principalmente no que diz respeito às restrições e aos objetivos trabalhados, são eles: Reconfiguração, Planejamento e Restabelecimento.

A reconfiguração tem como objetivo determinar os estados das chaves (aberto ou fechado) de uma rede de distribuição a fim de que se encontre uma topologia com menores perdas. Outros fatores limitantes podem ser utilizados como restrições no cumprimento desse objetivo como: minimização do número de manobras, manutenção dos níveis de tensões satisfatórios, redução de sobrecargas de equipamentos. Nessa abordagem, o tempo de processamento para encontrar uma solução não precisa necessariamente ser tão curto como no caso do Restabelecimento (BRAZ, 2010).

No caso do restabelecimento, a ação também é a operação das chaves do sistema, mas com o intuito de isolar um problema devido a alguma falta e encontrar a melhor topologia, no menor intervalo de tempo possível, que permita reenergização de áreas em que não houve defeito, mas que tiveram seu fornecimento interrompido devido a atuação do sistema de proteção. Quando se aborda esse tema, o tempo de resposta do sistema deve ser prioridade uma vez que desligamentos com duração maior que 3 minutos afetam indicadores de qualidade de serviço da distribuidora, os quais podem acarretar penalidades financeiras e consequente prejuízo (BRAZ, 2010).

Por fim, o planejamento tem como principal enfoque a criação de novas redes de distribuição para atender novos clientes e cargas; reforços em subestações associadas; ou

recapitação e reforma de redes existentes. Um parâmetro essencial nessa abordagem é a diminuição dos custos. A rede planejada deve proporcionar o menor custo total, compreendendo instalação, manutenção do sistema e perdas ativas. Portanto, o tempo de resposta não é um fator crucial, sendo o principal parâmetro a redução de custos com a construção de subestações, expansão de linhas, compra de equipamentos e com perdas (BRAZ, 2010).

O enfoque desse trabalho é a reconfiguração, logo foi realizada uma revisão bibliográfica dos principais trabalhos a respeito do tema.

Os pioneiros no estudo dos problemas de reconfiguração foram Merlin & Back (1975 apud BRAZ, 2010). Seu trabalho visava a mitigação das perdas em uma rede de distribuição que era modelada por um circuito equivalente resistivo. Implementaram um algoritmo guloso, isto é, o algoritmo escolhia a melhor opção por etapa de processamento, sem considerar a solução geral. O algoritmo iniciava com todas as chaves da rede fechada, formando uma rede malhada, a partir da qual as chaves se abriam para até formar a primeira configuração radial do sistema.

Em seguida, Cinvalar em 1988, elaborou uma nova solução para o tema da reconfiguração, em que, diferente de Merlin & Back, a análise partia de uma rede radial. Com o mesmo objetivo de reduzir as perdas ativas do sistema, o algoritmo proposto iniciava uma busca da topologia ótima do sistema a partir de um mecanismo de Troca de Ramos, em que desenvolveram uma equação que permitia aproximar as perdas ativas do sistema sempre que acontecia uma transferência de ramos. Introduziram um fator limitante devido ao número de possíveis soluções que consistia na tensão terminal das chaves normalmente abertas. (CINVALAR ET AL,1988)

Um ano depois, Baran e Wu, aprimoraram a técnica de Troca de Ramos, inserindo duas metodologias de fluxo de carga para redes radiais, que variam em grau de precisão a fim de encontrar a topologia de rede que apresente a menor perda. Um método consistia em fazer estimativas do fluxo de potência e o outro utiliza um mecanismo de varreduras diretas e reversas para atualizar o fluxo de potência. Observou-se que além de proporcionar a menor perda, o algoritmo elaborado também pode proporcionar o balanceamento de cargas. (BARAN & WU,1989)

Em 1992, Nara et al, buscando determinar, aproximadamente, a solução global ótima com um menor esforço computacional causado pelas inúmeras análises combinatórias complexas, propuseram um algoritmo genético para solução da reconfiguração. Nesse algoritmo, utilizou-se a codificação vetor característico cujo tamanho corresponde ao número

de chaves do sistema. O vetor é binário em que cada 0 representa uma chave aberta e 1 representa uma chave fechada. Os mecanismos de reprodução e mutação foram os clássicos utilizados também nesse trabalho, e o sistema de seleção utilizado foi o de roleta. A função aptidão desse algoritmo genético consistia no valor das perdas totais do sistema bem como penalidades devido a quedas de tensão e violações de corrente. Os resultados desse trabalho foram satisfatórios e serviram de fundamentação para muitos trabalhos futuros sobre a reconfiguração utilizando algoritmos genéticos (NARA ET AL, 1992).

Em 2000, Morton & Mareels propuseram um algoritmo de busca exaustiva para determinar o ponto ótimo global que apresentasse a menor perda elétrica. Para tentar diminuir o esforço computacional exigido na busca pela melhor solução, os autores propuseram um modelo de carga com corrente constante em substituição. Utilizaram uma equação que envolve a “sensibilidade da matriz” da rede e com isso, o cálculo das perdas torna-se mais simples. Contudo, o esforço computacional continua intenso, tornando o algoritmo ineficiente para redes com um grande número de barras, o algoritmo também não leva em consideração os limites operacionais do sistema, como ampacidade dos cabos e violações de tensão (MORTON & MAREELS, 2000).

(QUEIROZ ET AL, 2009), em seu trabalho de reconfiguração, consideraram a variação de carga nos sistemas elétricos na busca pela redução de perdas na rede. O trabalho propôs a minimização das perdas durante um período de planejamento, para isso vários níveis de carregamento foram analisados. O algoritmo apresenta uma abordagem híbrida em que também é realizada uma busca local que é uma generalização do mecanismo de Troca de Ramos de Cinvalar et al (1988). Adotou-se como codificação a Network Random Keys (NRK), proposta por Rothlauf et al (2002), que atribui a cada chave um peso e garante a montagem da rede como uma “árvore mínima”.

(BRAZ, 2010), propôs um trabalho que compreendia a análise de duas novas codificações das soluções candidatas do problema com o intuito de estender a capacidade dos algoritmos genéticos em processar redes de grande porte em um tempo factível. Para tal feito foram utilizadas a codificação aditiva e subtrativa.

Em 2013, Srinivasa et al, abordaram o problema de reconfiguração de redes de distribuição com a presença de geração distribuída. Desenvolveram um algoritmo meta heurístico de busca harmônica que simultaneamente reconfigura a rede e analisa os melhores pontos para a instalação das gerações distribuídas. Os testes foram realizados em sistemas com 33 barras e com 69 barras. Os resultados foram considerados satisfatórios, mas se notou que o

algoritmo apresentou uma eficiência maior na redução das perdas do que quando realizado o processo de reconfiguração após a instalação da geração distribuída (SRINIVASA ET AL,2013).

(MOHD ZIN ET AL, 2013), apresentaram um algoritmo de duas etapas, heurístico para o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição elétricos radiais baseado no mecanismo circular de atualização que envolve as técnicas de atualização circular de corrente mínima e técnicas de atualização circular da cadeia de vizinhos. A técnica de atualização circular da corrente mínima consiste em considerar que todas as chaves do sistema estejam fechadas e em seguida realiza-se uma análise de fluxo de carga buscando o ramo que possua a menor corrente para ser aberto. Esse procedimento é repetido para abertura da próxima chave em uma estrutura de repetição até que não se note mais mudanças. Esse mecanismo é bastante eficaz na identificação de ótimas soluções locais. Já o mecanismo de atualização circular da cadeia de vizinhos tem como objetivo aumentar a precisão do algoritmo permitindo-o que as encontre soluções ótimas globais.

Em 2017, Amin Heidari, com o intuito de otimizar a problemática da reconfiguração de rede, propôs uma configuração híbrida da técnica de otimização por enxames de partículas (PSO) e da técnica de colônia de formigas (ACO). O algoritmo buscava a solução ótima da rede de distribuição na presença de fontes de geração distribuída. A fusão das duas técnicas se mostrou muito eficaz na solução de problemas de reconfiguração quando comparados com a literatura (AMIN HEIDARI, 2017).

Com esse trabalho, buscou-se a construção de um algoritmo genético que utilizasse a codificação Network Random Keys que fosse capaz de encontrar uma topologia para rede que reduzisse as perdas totais do sistema original, reduzindo assim o prejuízo das concessionárias de energia elétrica.

## **2.2 Fundamentação Teórica**

Os sistemas de distribuição primário estão em constante mudanças em decorrência do crescimento populacional e econômico. O processo de expansão das cidades acarreta cada vez mais a necessidade de estudos para implementar topologias de rede que apresentem o menor custo por meio do Planejamento, além da busca de novas configurações das redes existentes por meio da reconfiguração para mitigar as perdas ativas do sistema, gerando uma redução nas despesas da concessionária.

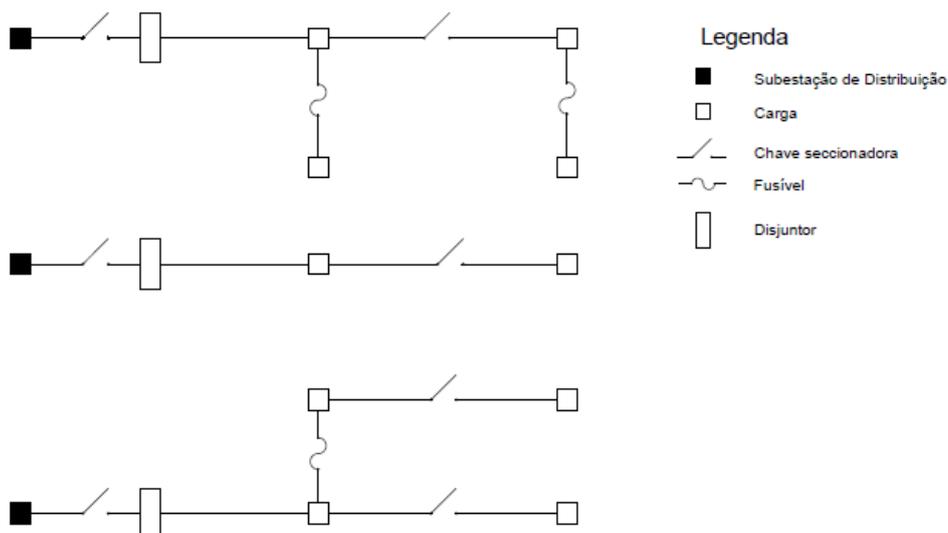
Como o enfoque desse trabalho consiste na reconfiguração visando a redução das perdas, faz-se necessário um método de análise para o fluxo de carga do sistema que, além de apresentar os níveis de tensão e corrente, apresenta também as perdas ativas em cada trecho do sistema e conseqüentemente as perdas ativas gerais daquela topologia. O método escolhido para isto foi o MSP. De posse de uma ferramenta, utiliza-se um Algoritmo Genético (AG) para encontrar a solução ótima para aquele sistema, isto é, que possua a menor perda ativa.

Esta seção é dividida em: 2.2.1 Sistemas de Distribuição Radial; 2.2.2 Métodos da Soma de Potência; 2.2.3 Busca em Largura e 2.2.4 Algoritmo Genético.

### **2.2.1 Sistema de Distribuição Primário Radial**

O sistema de distribuição primário é composto pelas linhas de média tensão com níveis de tensão entre 13,8 kV e 34,5 kV que estão entre as subestações de distribuição e os transformadores de distribuição. Esse sistema é formado por alimentadores de distribuição. Cada alimentador possui um tronco principal pelo qual se conecta à subestação, sendo um circuito trifásico composto geralmente por três condutores na horizontal. Esse tronco principal parte da subestação até as cargas e está conectado nas subestações por chaves seccionadoras e religadores. Derivando do alimentador principal existem os ramos laterais e sublaterais que são conectados por meio de chaves fusíveis e disjuntores para proteção do sistema. Os alimentadores operam com topologia radial, em que existe um único caminho ligando a subestação a qualquer carga, portanto o fluxo de potência flui em um único sentido, das subestações de distribuição para os consumidores. Esse tipo de sistema apresenta uma fácil operação e expansão, contudo não oferece uma continuidade de serviço alta, visto que qualquer falta que ocorra no alimentador principal pode comprometer o fornecimento das cargas presentes nos ramos laterais e sublaterais (SOUZA, 1997). Um exemplo dessa configuração pode ser observado na Figura 3.

Figura 3 - Sistema de distribuição primário radial

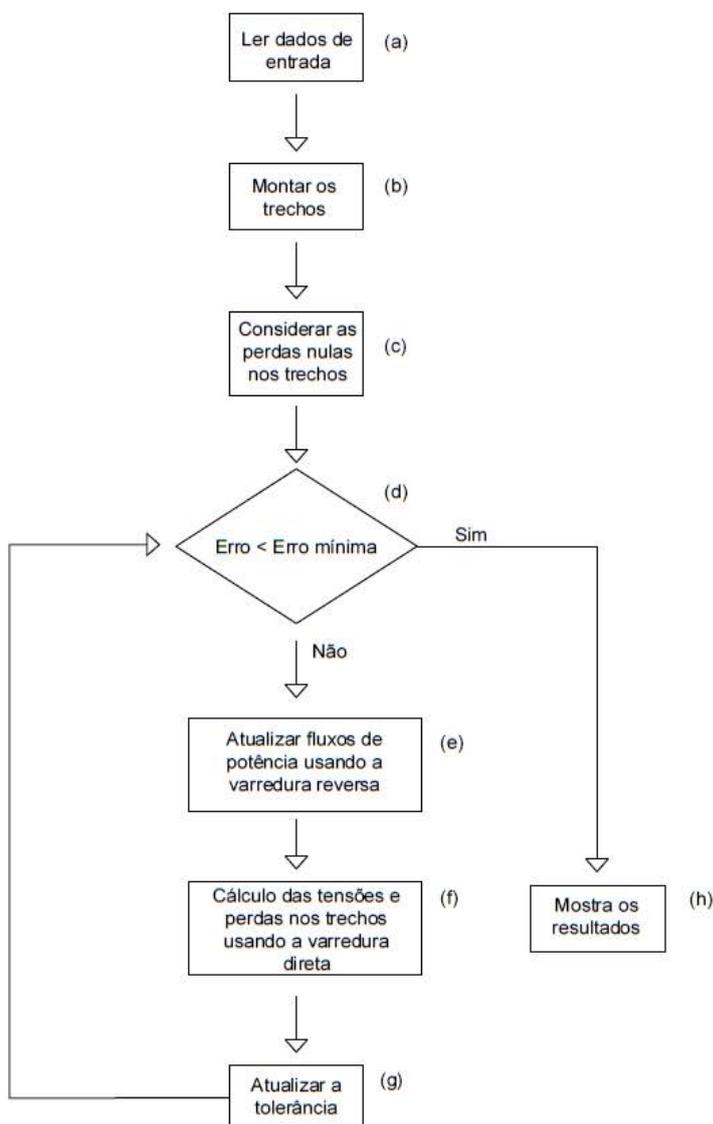


Fonte: Do autor

### 2.2.2 Método de Soma das Potências (MSP)

O MSP é uma ferramenta computacional que tem como objetivo determinar o perfil da rede elétrica em determinado instante, portanto atua como um algoritmo de resolução de fluxo de carga. Apresenta como fator limitante o fato de que a rede deve ser radial, logo é muito utilizado em sistemas de distribuição primária. Contudo, para resolução de sistemas malhados, foram criadas extensões que possibilitam a utilização deste método nessas topologias. Quando o algoritmo converge, ele fornece informações de tensões (módulo e fase) nas barras, além de informações de correntes (módulo e fase) e fluxo de potência nos ramos (BRAZ, 2013). O fluxograma do algoritmo do MSP é representado na Figura 4.

Figura 4 - Fluxograma do MSP



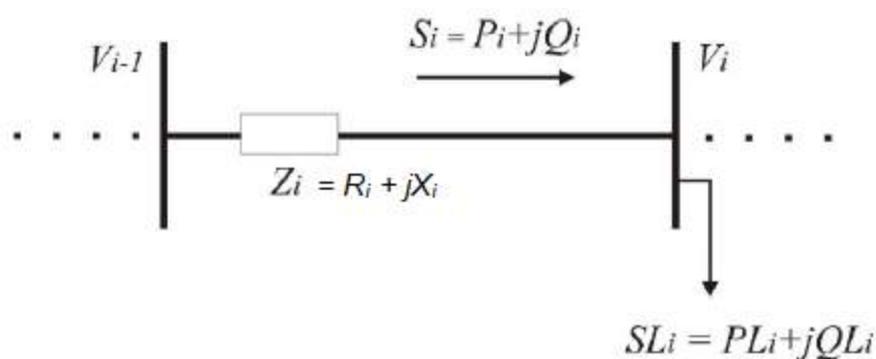
Fonte: Do autor

A primeira etapa (a) consiste na leitura dos dados. Na planilha de entrada de dados há informações das subestações, das barras e dos ramos. Essas informações são montadas em estruturas para facilitar o acesso.

De posse dos dados de entrada, inicia-se o processo de montagem dos trechos (b) em que as informações sobre os estados das chaves dos ramos são utilizadas para montar a topologia do sistema. Para esse procedimento, usa-se o conceito de busca em largura, explicada em tópico mais adiante. Obtém-se, então, a lista de todos os trechos do sistema elétrico em questão, com suas impedâncias de linha. Em seguida, considera-se que as perdas elétricas nesses trechos são inicialmente nulas (c) e inicia o processo iterativo.

O processo iterativo (d) se resume em duas etapas: a varredura reversa e a varredura direta. A princípio é realizada uma varredura reversa nos trechos, iniciando das barras terminais em direção às subestações. O cálculo dos fluxos de potência dos trechos (e) é realizado nessa etapa. Na Figura 5 é apresentado o modelo de um trecho genérico  $i$ , em que a barra  $i$  representa uma barra mais eletricamente afastada da subestação do que a barra  $i-1$  que lhe serve como origem.

Figura 5 - Modelo de trecho genérico da distribuição primária.



Fonte: Do autor

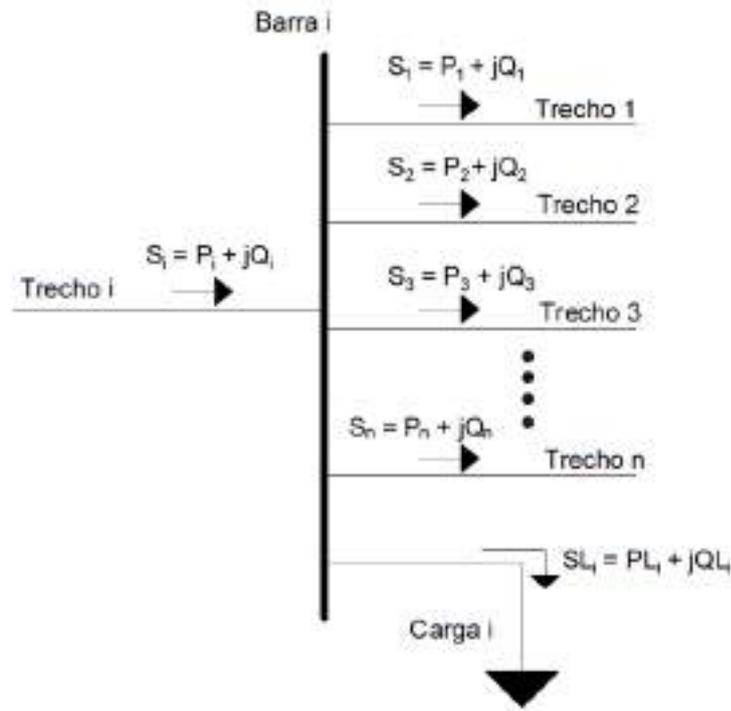
Em que:

- $V_{i-1}$  representa o módulo da tensão na barra anterior;
- $V_i$  representa o módulo da tensão na barra de origem;
- $Z_i$  representa a impedância do condutor que chega a barra de origem, sendo essa composta pela resistência  $R_i$  e pela reatância  $X_i$ ;
- $SL_i$  representa a potência da carga que está conectada na barra  $i$ , composta pela parte ativa  $PL_i$  e pela parte reativa  $QL_i$ ;
- $S_i$  é o fluxo de potência que chega na barra de origem  $i$ , composto pela parte ativa  $P_i$  e pela parte reativa  $Q_i$ .

No cálculo dos fluxos de potência na varredura reversa, se têm o conhecimento das impedâncias dos condutores em cada trecho, das tensões nas subestações e das cargas em cada barra. O fluxo de potência que chega na barra vai ser o somatório das potências que saem da

barra e a potência da carga conectada a barra, como está representado na Figura 6 e nas equações 2.2.1 e 2.2.2.

Figura 6 - Modelo genérico dos fluxos de potência em uma barra.



Fonte: Do autor

Portanto, temos:

$$P_i = PL_i + \sum_{j \in \Omega_i} (P_j + PA_j) \quad (2.2.1)$$

$$Q_i = QL_i + \sum_{j \in \Omega_i} (Q_j + PR_j) \quad (2.2.2)$$

Sendo  $\Omega_i$  o conjunto dos trechos cuja origem é a barra  $i$ . As perdas ativas e reativas no trecho  $j$  são representadas, respectivamente, por  $PA_j$  e  $PR_j$ . Inicialmente as perdas são consideradas nulas para o cálculo inicial dos fluxos. De posse dos fluxos, em cada trecho, inicia-se a segunda etapa: a varredura direta.

Na varredura direta, percorre-se as barras partindo da subestação para as barras terminais, calculando as tensões de linha em cada barra atualizando as perdas nos trechos (f), para tal considerando o cálculo da potência trifásica temos a equação 2.2.3:

$$S_i = \sqrt{3} \hat{V}_i \frac{(\hat{V}_{i-1} - \hat{V}_i)^*}{\sqrt{3} \hat{Z}} \quad (2.2.3)$$

Substituindo os fasores de tensão e impedância por suas partes reais e imaginárias e já separando essas partes temos a equação 2.2.2 e a equação 2.2.3 abaixo:

$$P_i + Q_i X_i + V_i^2 = V_i V_{i-1} \cos(\delta_i - \delta_{i-1}) \quad (2.2.4)$$

$$P_i X_i - Q_i R_i = V_i V_{i-1} \sin(\delta_i - \delta_{i-1}) \quad (2.2.5)$$

Somando o quadrado das equações 2.2.4 e 2.2.5, tem-se que:

$$V_i^4 + A_i V_i^2 + C_i = 0 \quad (2.2.6)$$

Logo, para encontrar o modulo da tensão, resolve-se a equação 2.2.6 e obtém:

$$V_i = \sqrt{\sqrt{A_i^2 - C_i} - A_i} \quad (2.2.7)$$

$$A_i = P_i R_i + Q_i X_i - \frac{V_{i-1}^2}{2} \quad (2.2.8)$$

$$C_i = (R_i^2 + X_i^2) + (P_i^2 + Q_i^2) \quad (2.2.9)$$

Para determinar a fase da tensão, manipula-se a equação 2.2.5, obtendo:

$$\delta_i = \delta_{i-1} - \sin^{-1}\left(\frac{P_i X_i - Q_i R_i}{V_i V_{i-1}}\right) \quad (2.2.10)$$

Por fim, para calcular as perdas em cada trecho, utiliza-se as equações 2.2.11 e 2.2.12 abaixo:

$$PA_i = R_i \frac{P_i^2 + Q_i^2}{|V_i|^2} \quad (2.2.11)$$

$$PR_i = X_i \frac{P_i^2 + Q_i^2}{|V_i|^2} \quad (2.2.12)$$

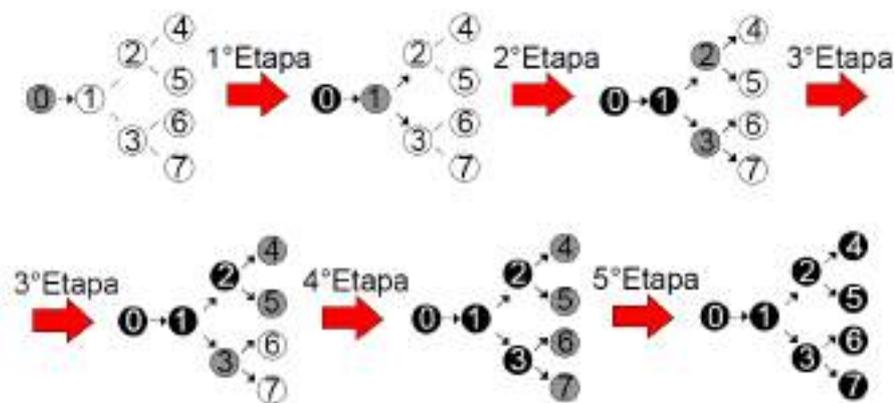
Finalizado o cálculo das perdas, essas já não são mais consideradas nulas e inicia-se, novamente a etapa da varredura reversa e cálculo dos fluxos. Esse processo iterativo acontece até que a maior diferença entre as perdas encontradas em um trecho de uma iteração para a outra ou a maior diferença entre os módulos das tensões encontrados na mesma barra de uma iteração para outra seja menor que uma tolerância escolhida (g).

### 2.2.3 Busca em Largura

Considerou-se o sistema de distribuição primária trabalhado como um conjunto de grafos, onde estes por definição são um conjunto de arestas e vértices. Uma aresta é a ligação entre dois vértices. Logo, as subestações e as barras assumem o papel vértices e as linhas condutoras entre as barras assumem o papel de arestas. Para montar a rede de distribuição se faz necessário um processo ordenado de verificação da energização das barras e estados das chaves dos ramos. Para isto se faz necessário um algoritmo de busca em largura que, na Teoria dos Grafos, inicia-se em um vértice raiz e a partir desse expande-se para os demais vértices adjacentes.

Um exemplo clássico que envolve a busca em largura é a marcação dos vértices em três cores distintas: branco, cinza e preto. Inicialmente todos os vértices são pintados da cor branca e vértice raiz é pintado da cor cinza. Na primeira etapa, são verificados os vértices que estão conectados ao vértice raiz e então estes são pintados de cinza. O vértice raiz é denominado de ancestral dos vértices adjacentes que recebem a nomenclatura de descendentes. Terminado essa etapa, o vértice raiz é pintado de preto, e a análise passa para os vértices descendentes que são cinzas. Assim como na primeira etapa, são identificados quais são os vértices adjacentes aos vértices cinza e esses são pintados de cinza e o vértice ancestral é pintado de preto. A análise termina quando todos os vértices foram visitados apresentando, então, a cor preta. Esse exemplo em etapas pode ser ilustrado pela Figura 7 a seguir.

Figura 7 - Busca em Largura



Fonte: Do autor

No caso do problema de montagem da rede de distribuição na reconfiguração, inicia-se a busca em largura nas subestações. A partir delas, identifica-se as barras que estão conectadas a elas pela lista de ramos e pelos estados das chaves desses ramos. Em seguida, analisa-se essas barras adjacentes às subestações estão energizadas, identificando assim se há barras desconectadas e também se o sistema é radial. Em suma, o algoritmo de busca em largura identificará o estado das chaves dos ramos, verificando se para aquela topologia há fornecimento de energia para todas as barras e se há a presença de barras alimentadas por mais de um caminho, configurando a presença de malhas.

## 2.2.4 Algoritmo Genético

Algoritmos genéticos (AGs) são métodos probabilísticos de otimização e busca, inspirados nos mecanismos de evolução natural que ocorre na natureza. Foram introduzidos por John Holland na década de 60 mas se popularizaram a partir da publicação de um de seus alunos David Goldberg em 1989 (BRAZ,2010). Estes algoritmos são baseados no processo de seleção natural e sobrevivência dos indivíduos mais aptos proposto por Charles Darwin.

São ferramentas muito eficazes em problemas para encontrar o mínimo ou máximo de funções mesmo quando estas funções apresentam vários máximos e mínimos locais e quando apresenta características não lineares, uma vez que combina uma busca aleatória com uma busca ordenada a fim de encontrar os pontos ótimos.

Como outras técnicas de otimização, os AGs apresentam um espaço de busca em que se encontram todas as possíveis soluções para o problema e uma função aptidão que é utilizada para avaliar cada solução candidata. A ideia por trás do algoritmo genético consiste em criar uma população aleatória de cromossomos que correspondem as possíveis soluções para o problema, avalia-las e selecionar aqueles que possuem melhor aptidão para compor a próxima geração. Estes cromossomos podem passar por um processo de reprodução, em que parte há a criação de um novo cromossomo a partir do material dos cromossomos pais e ainda podem passar por um processo de mutação em que há alterações nas características no material dos cromossomos. Esse processo é repetido até chegar na condição limite, seja por uma quantidade máxima de gerações, seja por um intervalo de tempo ou outro fator limitante. Basicamente, os algoritmos genéticos seguem o mesmo fluxograma que é representado na Figura 8 abaixo:

Figura 8 - Fluxograma Algoritmo Genético.



Fonte: Do autor

No problema de reconfiguração, os algoritmos genéticos são utilizados para determinar a topologia ótima para aquele sistema de distribuição. Os cromossomos, isto é, as possíveis soluções candidatas são representados por vetores que indicam os estados das chaves, no caso da codificação com vetor característico e por vetores de pesos que modelam a formação da topologia. A função de aptidão, aquela que avalia o cromossomo, é construída baseada no MSP, levando em conta as perdas totais do sistema, o número de malhas e a quantidade de barras desconectadas, sendo todos esses fatores inversamente proporcionais a nota atribuída para cada topologia, de maneira que a solução ótima terá maior nota e menor perda, portanto trata-se de um problema de minimização de perdas. Esses dois componentes do algoritmo genético: a codificação e a função de aptidão, são extremamente importantes para o funcionamento correto do algoritmo genético, visto que, se não bem construídos, tornam o algoritmo “Míope”.

### 3 IMPLEMENTAÇÃO DA SOLUÇÃO PROPOSTA

Nesse capítulo são apresentados os vários módulos do AG implementado na plataforma do MATLAB®, abordando a função objetivo e a função aptidão; o processo de seleção dos indivíduos; a etapa de cruzamento; o processo de mutação e o tipo de codificação utilizada. Atenção maior é dada para a função aptidão e para a codificação utilizada.

#### 3.1 Formulação do Problema e Função Aptidão

O problema é formulado como de minimização, sendo o objetivo único de mitigar as perdas. Portanto, a função objetivo é definida como:

$$f_{ob}(X) = Min (PA(X))$$

Em que,  $X$  é uma rede elétrica candidata e  $PA(X)$  é a perda ativa de  $X$ . Contudo  $X$  está sujeito as seguintes restrições:

- Conexão: Todas as barras devem permanecer energizadas;
- Radialidade: não pode haver malhas na rede, uma vez que o MSP implementada possui restrição de que a rede deve ser radial;
- Estabilidade Numérica: a rede deve ser convergente para o Fluxo de Carga.

Essas restrições entram como parcelas no desenvolvimento da função aptidão, aplicando penalidades as redes que descumprirem esses requisitos.

Determinante no processo de avaliação das topologias de redes possíveis, a função aptidão (fap) relaciona-se diretamente com o MSP, chamando-a sucessivamente para calcular as perdas elétricas da topologia, o número de barras desconectadas e as malhas existentes. A avaliação é feita inversamente proporcional ao valor da perda ativa total do sistema, visto que esse é o elemento principal em análise. Contudo, no processo de avaliação é preciso determinar o que é mais interessante, um sistema com uma perda total menor e com presença de malhas e barras desconectadas ou um sistema com perda ativa maior, mas sem presença de malhas ou barras desconectadas. Logo é necessário atribuir pesos a cada fator limitante, para isso a função de aptidão criada para o problema é representada pela equação 3.1.

$$f_{ap} = \frac{1}{PA_t(X) + \text{delta}(nm + nb + \text{Afundamento})} \quad (3.1)$$

Em que:

- $PA_t$  é perda elétrica ativa total do sistema;
- Delta corresponde a 60% do somatório de todas as cargas ativas das barras do sistema;
- $nm$  e  $nb$  são o número de malhas e o número de barras desconectadas respectivamente.
- Afundamento variável que indica a presença de afundamento de tensão na rede, que ocorre quando a equação 2.2.7

Nos AGs voltados para a problemática de reconfiguração, o processo de avaliação das possíveis topologias candidatas requer chamar a função do MSP para calcular as perdas ativas o que demanda um considerável tempo de processamento devido às etapas iterativas do MSP. A fim de reduzir esse tempo, foi proposto por BRAZ, 2010 a memória genética. No processo de evolução das gerações no AG, as soluções mais aptas se perpetuam, podendo haver cópias de soluções durante as gerações. Devido a isso, essa ferramenta cria uma lista auxiliar que armazena as soluções que apresentam melhor aptidão da geração e suas aptidões de maneira que se aquela solução voltar a ser analisado não é necessário rodar o MSP, visto que o valor de sua aptidão já está armazenado na memória genética. O tamanho dessa lista auxiliar é um parâmetro de entrada informado pelo usuário, no caso desse trabalho usou-se uma memória genética com três posições e seus componentes são atualizados continuamente no processamento.

### 3.2 Seleção

Em etapa posterior a avaliação de cada topologia da geração, inicia-se o processo de seleção para compor a nova população da geração seguinte. Nessa etapa, foi utilizada o método de seleção por torneio, em que, de maneira aleatória, três indivíduos são selecionados, suas aptidões são comparadas e aquele indivíduo que possuir a maior aptidão entre os três é escolhido para compor a população da próxima geração. A quantidade de indivíduos selecionados, no caso desse trabalho foram usados três, é um dado de entrada e escolha do usuário. Essa quantidade de escolhidos não pode ser muito grande porque torna o processo de escolha muito rigoroso, impedindo que indivíduos que não possuem uma boa nota, mas que ao sofrer um processo de mutação ou cruzamento, se tornem indivíduos com excelentes notas

avancem para próxima geração, mas também não pode ser muito pequeno tendo em vista que as comparações se tornam ineficiente, por isso é necessário um balanceamento correto para o bom funcionamento do algoritmo. O código que representa esse operador é representado pela Figura 9 a seguir:

Figura 9 - Função da Seleção por Torneio.

```

1      %SELEÇÃO POR TORNEIO
2      function [ind] = SeleccionaPorTorneio (pop,fap,Nplayers)
3      -      if(Nplayers < 1 )
4      -          error('IMPOSSIVEL REALIZAR O TORNEIO!');
5      -      end
6      -      npop=size(pop,1);
7      -      players = randi([1 npop], Nplayers, 1);
8      -      [~,pos]= max(fap(players));
9      -      ind = pop(players(pos),:);
10     -      end

```

Fonte: Do autor

Os parâmetros de entrada da função são:

- pop: representa a população em análise;
- fap: vetor contendo as aptidões dos indivíduos da população;
- Nplayers: número de indivíduos que serão selecionados para o torneio.

Portanto, os jogadores do torneio são escolhidos de forma aleatória na linha 7 por meio da função *randi*. Na linha seguinte, pega-se o indivíduo com a maior aptidão e retorna esse valor por meio da variável *ind*.

### 3.3 Cruzamento

Os indivíduos selecionados por meio da seleção por torneio podem passar ou não pela próxima etapa, a etapa de cruzamento. Os cruzamentos ocorrem em uma taxa que é informada pelo usuário. Nessa etapa, toma-se dois indivíduos da população, chamados de *pais*, e esses passam pelo processo de mistura de suas características. Os indivíduos, cromossomos que contém as informações a respeito da topologia do sistema, são partidos em uma posição aleatória e suas partes misturadas, formando assim dois novos indivíduos *filhos*. O processo pode ser exemplificado pela Figura 10 em que se utilizou a codificação binária para armazenar as informações a respeito da rede.

Figura 10 - Processo de Cruzamento.

Pai1	(1110001010010001)
Pai2	(1000101111111101)
Filho1	(1110001111111101)
Filho2	(1000101010010001)

Fonte: Do autor

Para determinar se há cruzamento ou não, um número aleatório é gerado entre 0 e 1 e se esse número for menor que a taxa de cruzamento informada pelo usuário, que também se encontra nessa faixa, ocorre o cruzamento. O algoritmo que representa a função do cruzamento é representado na Figura 11.

Figura 11 - Função da Aplica Cruzamento.

```

1      %Cruzamento
2      function [ind1, ind2] = AplicaCruzamento(pai1,pai2)
3      -      nbits=numel(pai1);
4      -      posCorte=randi([1,nbits-1]);
5      -      cross1=pai1(1:posCorte);
6      -      cross2=pai2(1:posCorte);
7      -      cross3=pai1((posCorte+1):nbits);
8      -      cross4=pai2((posCorte+1):nbits);
9
10     -      ind1=[cross1 cross4];
11     -      ind2=[cross2 cross3];
12     -      end

```

Fonte: Do autor

Os parâmetros de entrada da função são os indivíduos pais, representados pelos vetores *pai1* e *pai2*. Na linha 4, a posição de corte é gerada aleatoriamente dentro de um intervalo de 1 até o número de bits (*nbits*) dos indivíduos. Portanto separa-se cada parte em um vetor auxiliar *cross1*, *cross2*, *cross3* e *cross4* e ao final forma-se os dois indivíduos filhos que retornam por meio das variáveis *ind1* e *ind2*.

### 3.4 Mutação

Por fim, o ultimo operador é o de mutação. Esse processo também é regido por uma taxa, que indica quando o processo ocorre ou não, a taxa de mutação. Essa taxa ela avalia bit a bit do indivíduo, se eles sofreram ou não mutação. A mutação melhora a diversidade dos cromossomos na população, porém destrói informações contidas nos cromossomos, por essa razão essa taxa precisa ser pequena. A Figura 12 mostra o algoritmo que representa a função de mutação.

Figura 12 - Função da Testa Mutação.

```

1      %Mutação
2      function [ind] = TestaMutacao(ind,txMutacao)
3      -
4      -   nbits=numel(ind);
5      -   for i=1:nbits
6      -       if (rand < txMutacao)
7      -           if (ind(i) == 0)
8      -               ind(i) = 1;
9      -           else
10      -               ind(i)= 0;
11      -           end
12      -       end
13      -   end
14      - end

```

Fonte: Do autor

Na função, a verificação se ocorre ou não mutação é bit a bit, por essa razão por meio de um laço de repetição percorre-se cada bit do cromossomo e gera-se um número aleatório, se esse número aleatório for menor do que a taxa de mutação, o bit sofre mutação, caso contrário o processo continua.

### 3.5 Codificação

A codificação utilizada representa um aspecto fundamental na construção do algoritmo genético. Ela é responsável por traduzir o problema da reconfiguração para o algoritmo. Neste trabalho foram utilizados dois tipos de codificações: a codificação com vetor característico e a codificação Network Random Keys e foi realizada uma comparação entre esses dois tipos de

codificação. Em uma rede contendo  $n$  barras existem  $2^{n(n-1)/2}$  possíveis combinações, das quais apenas  $n^{n-2}$  são redes sem malhas, isto é árvores válidas (ROTLAUF,2002).

### 3.5.1 Vetor Característico

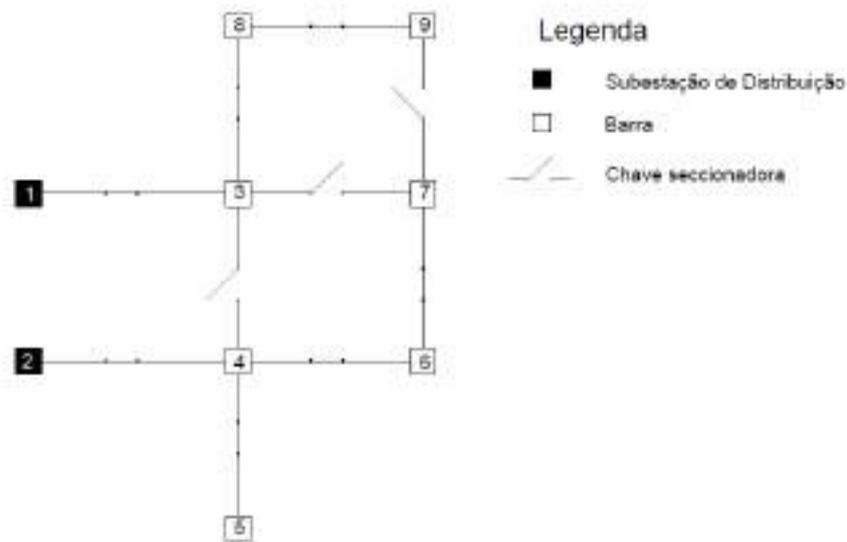
A codificação do vetor característico é uma codificação binária e uma das mais simples para o problema de reconfiguração. Ela consiste em atribuir a cada chave do sistema o valor de 0 se a chave estiver aberta e o valor de 1 se a chave estiver fechada. Portanto o vetor característico terá comprimento igual ao número de chaves do sistema. Por exemplo o vetor característico mostrado na Tabela 1 apresenta a rede representa a rede da Figura 13. Portanto, a partir do vetor característico, o algoritmo decodifica e monta a topologia da rede analisando todas as suas características.

Tabela 1 - Estados das Chaves dos Ramos.

Origem	1	3	3	3	8	9	2	4	4	4	6
Destino	3	8	4	7	9	7	4	5	6	3	7
Estado da Chave	1	1	0	0	1	0	1	1	1	0	1

Fonte: Do autor

Figura 13 - Rede Montada a partir da Tabela 1



Fonte: Do autor

### 3.5.2 Network Random Keys (NRK)

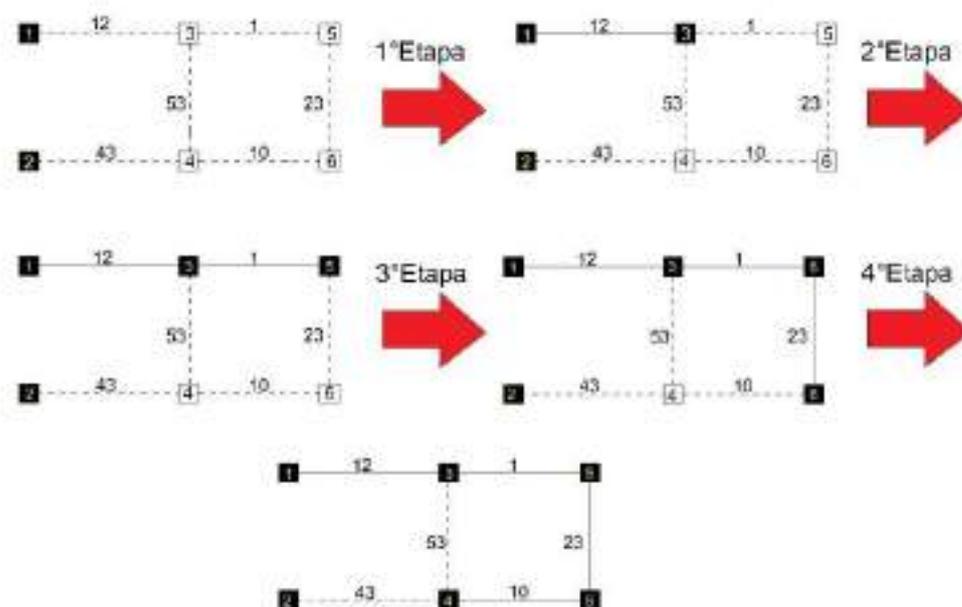
A codificação Network Random Keys foi proposta por Bean em 1994 mas se tornou conhecida com o trabalho de Rothlauf, Goldberg e Heinzl em 2002. Essa codificação consiste em criar topologias de árvores, em que as árvores são grafos totalmente conectados sem ciclos. Isto é, no caso da reconfiguração, sem malhas. Esse tipo de codificação possui uma vantagem no que diz respeito a codificação do vetor característico pois já elimina a possibilidade de malhas nas topologias formadas, portanto reduzindo o universo de busca das soluções ótimas.

Nessa codificação, utiliza-se o algoritmo de Prim para montar a árvore geradora mínima. Nesse método, cada nó corresponde a um vértice e cada ramo corresponde a uma aresta. As chaves entre os ramos apresentam um valor aleatório associado a ela, o chamado peso. O algoritmo começa, então, montando a rede a partir das subestações e analisa nas barras subsequentes ligando a elas as chaves que possuem o menor peso. Esse processo continua, à medida que as barras são energizadas é verificado sempre a conexão que possua a chave com menor peso a fim de não formar malhas.

Utilizando o sistema da Figura 14 composto por 6 nós, sendo estes 2 subestações e 7 barras, como exemplo. Inicialmente apenas as barras 1 e 2 estão energizadas pois correspondem a subestação. Verifica as barras conectadas as barras energizadas e o peso do ramo que as conectam. Portanto, a barra conectada a barra 1 é a de número 3, cujo ramo tem peso 12, e a que se encontra ligada a barra 2 é a de identificação 4, cujo ramo possui peso 43. Logo verifica o ramo que possui o menor peso, que no caso é ramo de 1-3 com peso 12, analisa se o fechamento desse ramo gera uma malha, e em caso negativo faz-se a ligação desse ramo energizando a barra 3. E assim, repete-se o processo, agora analisando as barras que estão energizadas 1,2 e 3.

Portanto, no algoritmo elaborado, cada chave recebia um valor randômico que era codificado em um número binário de 8 bits, logo os pesos variavam no intervalo de 0 a 255. Com isso é feita a decodificação dos valores binários em decimais e a montagem da rede. A montagem da rede, resume-se a partir das subestações, as árvores se expandirem, analisando sempre os pesos das barras subsequentes e a possibilidade ou não de formação de malha.

Figura 14 – Exemplo da Aplicação do Algoritmo de Prim



Fonte: Do autor

Logo, nesse trabalho foram utilizadas essas duas codificações a fim de fazer um comparativo a respeito do desempenho do algoritmo genético para cada caso, além de observar as vantagens e desvantagens de cada um em atingir o objetivo de minimização das perdas elétricas ativas da rede estudada

## 4 RESULTADOS

Antes de realizar os testes, é necessário analisar se, de fato, o algoritmo está funcionando da maneira correta. Para isso, é necessário ajustar os parâmetros do AG, tais como população, geração, taxa de cruzamento e taxa de mutação a fim de que se consiga determinar a solução ótima ou sub-ótima para o problema de maneira eficaz. Além disso, é importante a comparação dos resultados obtidos com os resultados encontrados na literatura, promovendo assim uma comprovação da eficácia do AG. O programa foi executado em um computador pessoal com processador Intel® Core i5 – 7ª geração de 2,7 GHz.

### 4.1 Validação e Análise de Sensibilidade

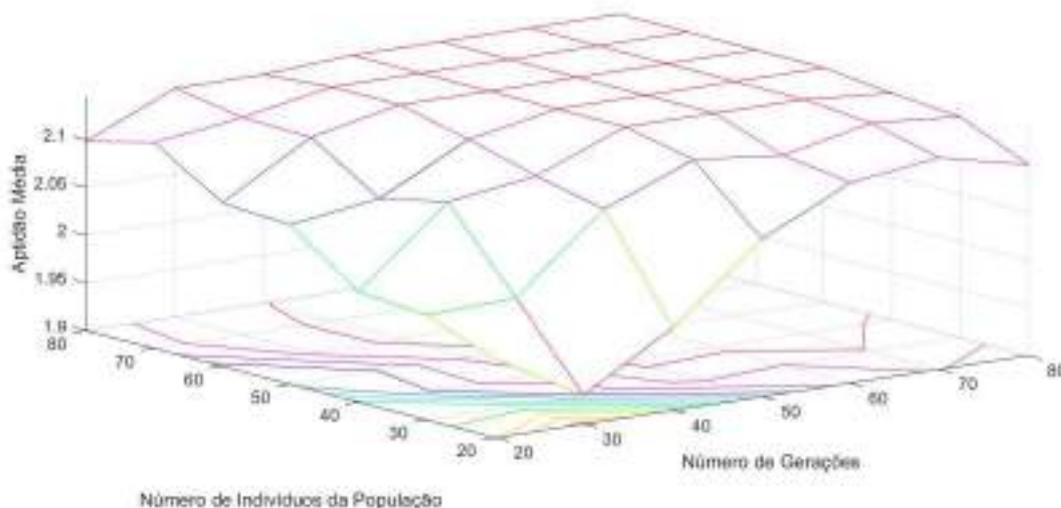
A validação e a análise do algoritmo consistiram em determinar a sensibilidade de parâmetros como número de indivíduos da população ( $N_{pop}$ ) e número de gerações ( $N_{ger}$ ). As taxas de mutação e de cruzamento foram fixadas segundo as literaturas que levam em considerações valores práticos, onde o cruzamento fica entre 60% e 90% e a taxa de mutação entre 0,1% e 5%, escolheu-se, portanto, valores de 80% e 4% para as taxas de cruzamento e de mutação, respectivamente. Inicialmente, um sistema de 16 nós foi utilizado para determinar a influência da variação de  $N_{pop}$  e  $N_{ger}$  na aptidão, analisando as duas codificações, Vetor Característico e NRK. Em seguida, a bateria de testes foi executada para a rede de 33 nós, utilizando novamente as duas codificações. Para cada caso, escolheu-se o ponto que apresentava a maior aptidão, e que se encontrava no limiar da saturação da aptidão máxima com a variação dos parâmetros. Ou seja, o ajuste mais rápido em tempo computacional que foi capaz de obter a melhor solução vista nos testes.

#### 4.1.1 Validação em Rede de 16 Nós

Os testes variando o número da população e o número de gerações foram realizados para o sistema presente em Cinvalar et al (1988), de 16 nós, contendo 3 subestações de 23 kV. A rede que possui a menor perda elétrica segundo a literatura é representada na Figura 15, em que a perda elétrica total da rede é de 0,4661 MW. A capacidade das subestações e a suportabilidade dos condutores dos ramos foram ajustadas para valores elevados para desconsiderar tais restrições. A tabela com os dados de entrada da rede se encontram no Anexo A. Os valores considerados nos testes para o número de indivíduos da população e para o



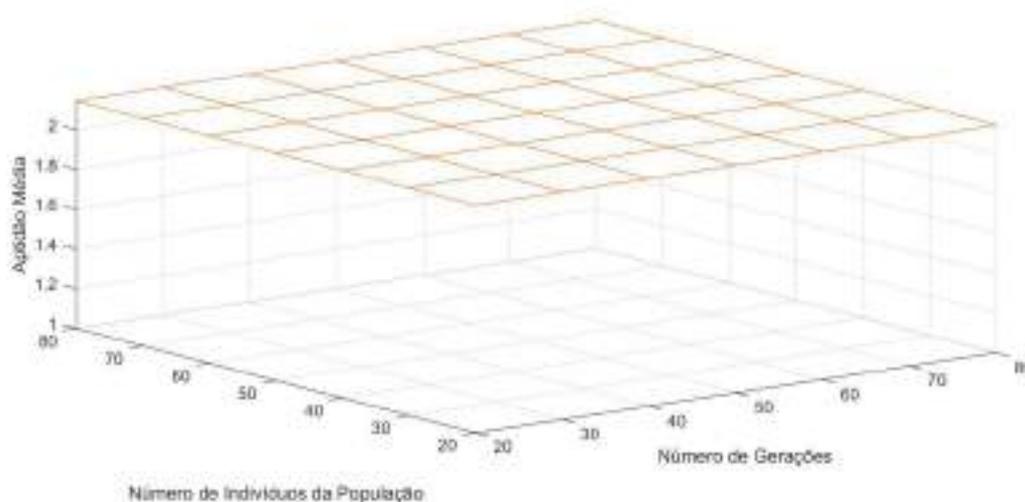
Figura 16 - Variação da Aptidão com o Número de Indivíduos da População e Número de Gerações com Codificação Vetor Característico.



Fonte: Do autor

De forma análoga, o algoritmo contendo a codificação NRK também passou pela verificação. As mesmas variações dos parâmetros mostradas na Tabela 2 e o mesmo sistema contendo 16 nós foram utilizados nos testes. Os resultados encontram-se mostrados na Figura 17.

Figura 17 - Variação da Aptidão com o Número de Indivíduos da População e Número de Gerações com Codificação NRK.



Fonte: Do autor

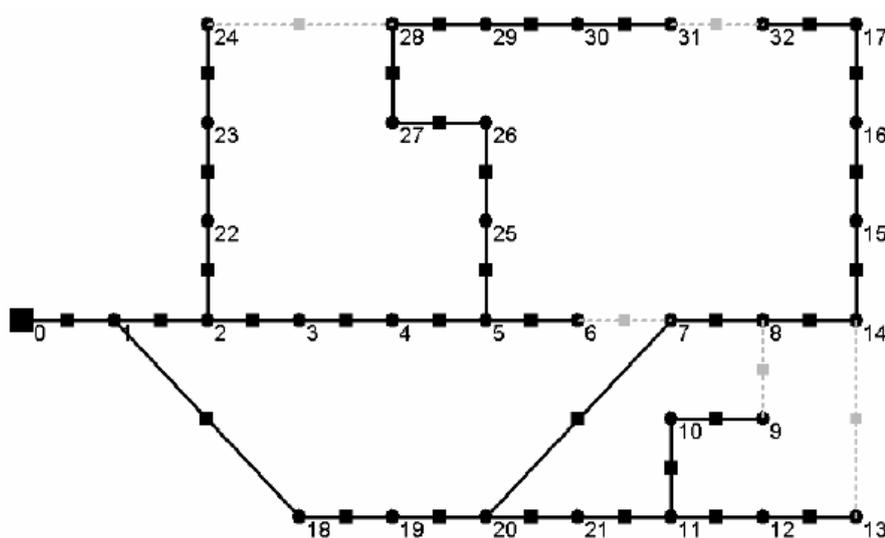
Para esta codificação percebeu-se que a variação dos parâmetros de população e geração não afetaram na aptidão média calculada. Portanto, para redes com um número de nós reduzido, 16 nesse caso, não foi observada influência da variação de faixa do número de

indivíduos da população e do número de gerações na obtenção da solução ótima. Assim, utilizou-se tanto para o número de gerações como para o tamanho da população o valor de 20, uma vez que no estudo esses valores geram o limiar da saturação da aptidão média. O tempo de processamento teste completo foi de 1 hora 15 minutos e 57 segundos. Era esperado um tempo de processamento maior do que nos testes com a codificação do Vetor Característico devido às decodificações necessárias quando se usa a codificação NRK.

#### 4.1.2 Validação em Rede de 33 nós

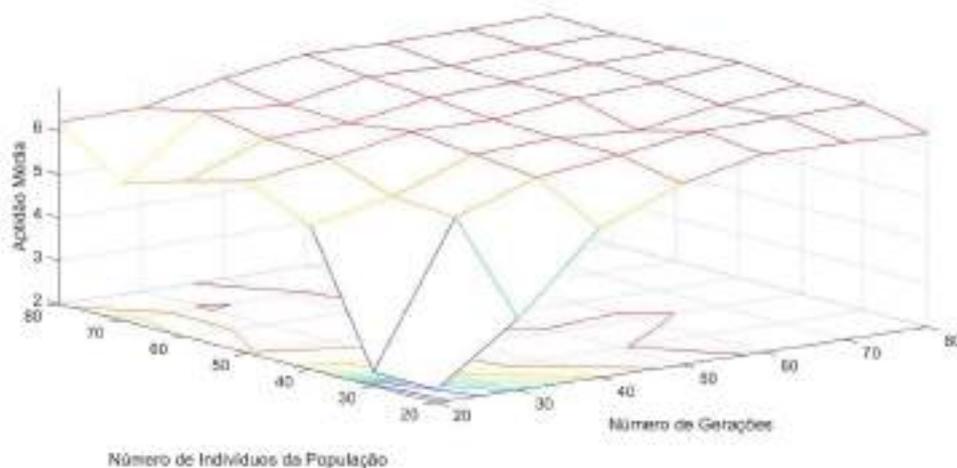
Analogamente a validação para o sistema de 16 nós, realiza-se a validação para o sistema de 33 nós, contendo apenas uma subestação de 12,66 kV. Essa rede é encontrada na literatura, no artigo clássico de Baran e Wu (1989) e está representada na Figura 18 e a perda mínima do sistema é de 0,1420 MW. Mantendo fixos os parâmetros de mutação e cruzamento fixados em 80% e 4%, respectivamente, variando-se o número de indivíduos da população e o número de gerações a fim de encontrar o limiar de saturação da aptidão, são obtidos os resultados mostrados na Figura 19. Os valores testados foram os mesmos da Tabela 2. A validação ocorreu para o algoritmo com a codificação do vetor característico e o algoritmo com codificação NRK.

Figura 18 - Rede de 33 Nós com Menor Perda Total.



Fonte: BRAZ (2010)

Figura 19 - Variação da Aptidão com a Número de Indivíduos da População e Número de Gerações com Codificação Vetor Característico.

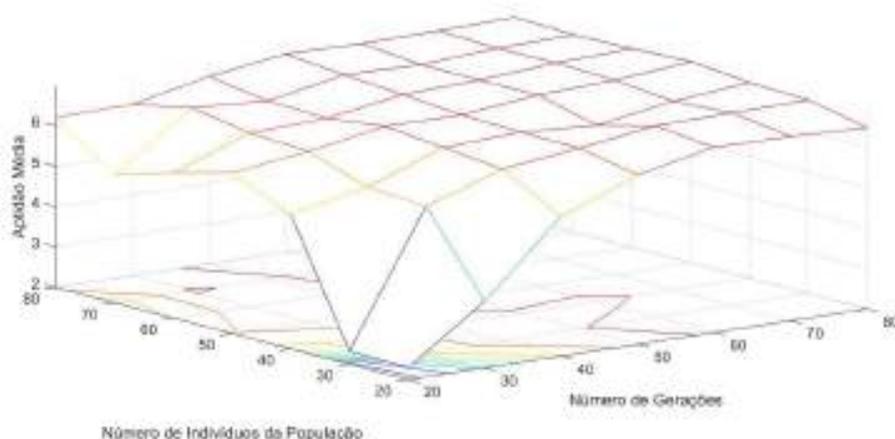


Fonte: Do autor

Observa-se que o maior valor encontrado para aptidão média correspondeu quando o tamanho da população é de 50 e o número de gerações de 80. O tempo de processamento da varredura foi de 53 minutos e 52 segundos

De maneira análoga, a bateria de testes foi aplicada com a codificação NRK. Determinou-se o gráfico da Figura 20 que representa o valor de aptidão média em função do número de indivíduos e do número de gerações. Portanto, tomou-se os valores de população e geração que correspondiam ao limiar inicial da saturação. O valor para o número de indivíduos da população foi 40 e para o número de gerações foi 40. O tempo de processamento total dessa varredura foi longo, chegando a 2 horas, 51 minutos 42 segundos.

Figura 20 - Variação da Aptidão com a Número de Indivíduos da População e Número de Gerações com Codificação NRK.



Fonte: Do autor

### 4.1.3 Relação de entre o Tamanho da População, Número de Gerações e o Número de Nós do Sistema

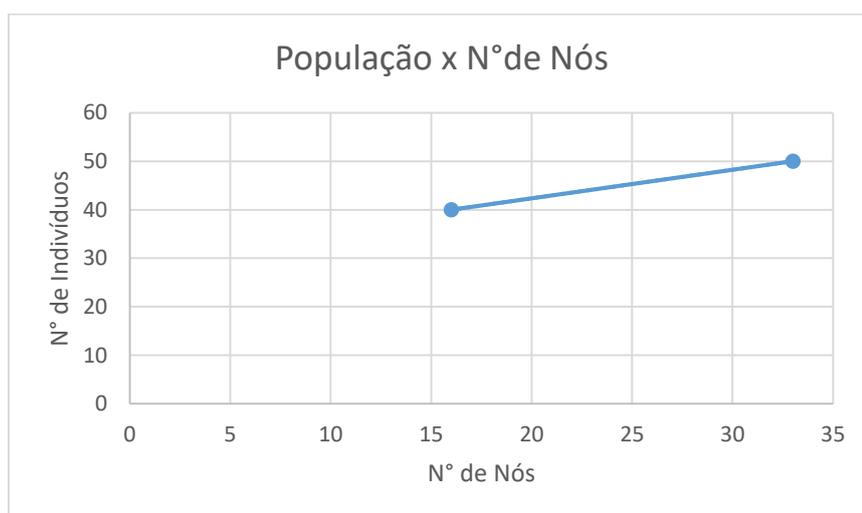
O resumo dos ajustes selecionados para as redes de 16 nós e para a rede de 33 nós se encontra na Tabela 3. Com os pontos obtidos e usando um critério linear, é possível traçar o gráfico relacionando o número de indivíduos da população e número de nós em relação as codificações vetor característico e NRK, como mostrado pelas Figuras 21 e 22, respectivamente. Da mesma forma, montou-se o gráfico relacionando o número de gerações e o número de nós para o sistema usando as duas codificações, representadas nas Figuras 23 e 24. Obteve-se, portanto, as equações de 4.1 a 4.4 representadas abaixo.

Tabela 3 - Parâmetros que Resultaram na Maior Aptidão.

	Vetor Característico		Network Random Keys	
	16 Nós	33 Nós	16 Nós	33 Nós
N° Indivíduos da População	40	50	20	40
N° de Gerações	50	80	20	40

Fonte: Do autor

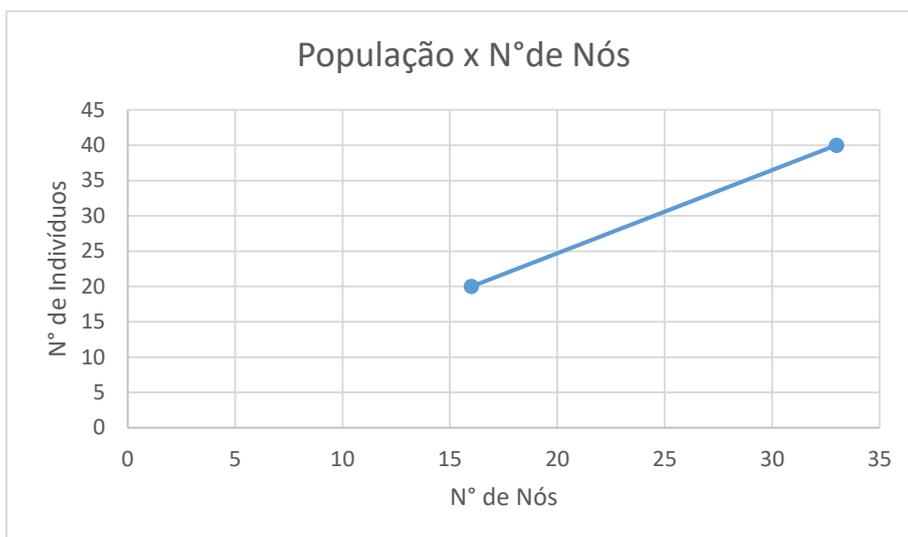
Figura 21 - Relação Tamanho da População e Número de Nós Usando Codificação Vetor Característico



Fonte: Do autor

$$N^{\circ} \text{Indivíduos} = 0,5882 \cdot N^{\circ} \text{Nós} + 30,588 \quad (4.1)$$

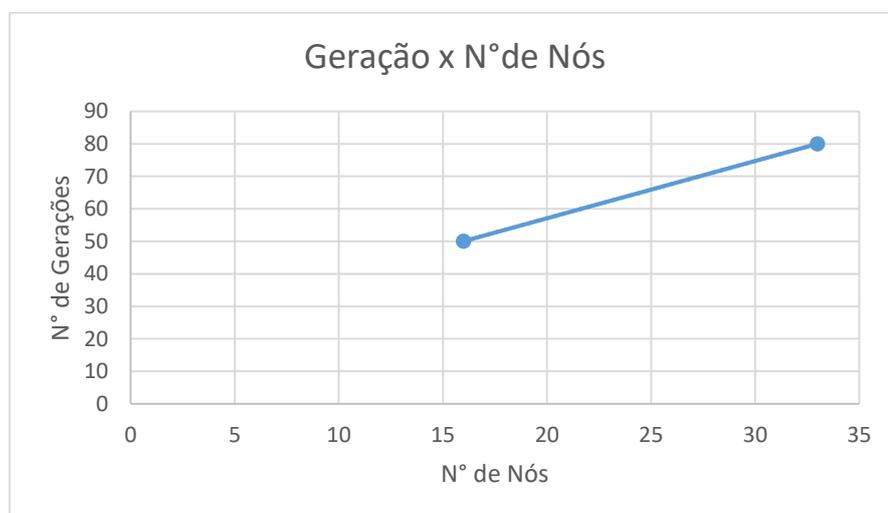
Figura 22 - Relação Tamanho da População e Número de Nós Usando Codificação Network Random Keys



Fonte: Do autor

$$N^{\circ}Indivíduos = 1,1765 \cdot N^{\circ}Nós + 1,1765 \quad (4.2)$$

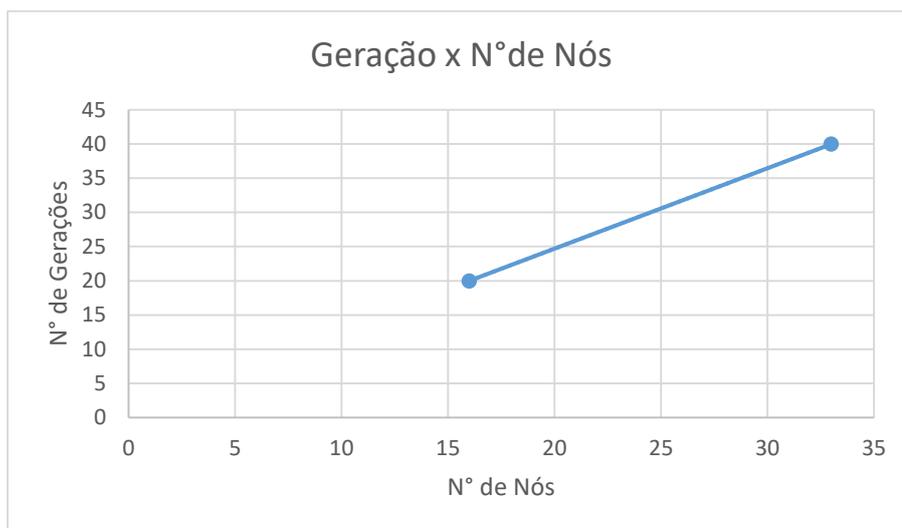
Figura 23 - Relação Número de Gerações e Número de Nós Usando Codificação Vetor Característico



Fonte: Do autor

$$N^{\circ}Gerações = 1,7647 \cdot N^{\circ}Nós + 21,765 \quad (4.3)$$

Figura 24 - Relação Número de Gerações e Número de Nós Usando Codificação Network Random Keys



Fonte: Do autor

$$N^{\circ}Gerações = 1,1765 \cdot N^{\circ}Nós + 1,1765 \quad (4.4)$$

Portanto fazendo uso das equações 4.1 a 4.4, pode-se estimar os parâmetros para a rede que será estudada e que possui 94 nós. Logo, o resumo dos parâmetros para cada tipo de codificação pode ser observado na Tabela 4 abaixo, ressaltando que se escolheu sempre o múltiplo de 10 mais próximo do resultado.

Tabela 4 – Resumo dos Parâmetros.

	Vetor Característico			Network Random Keys		
	16 Nós	33 Nós	94 Nós	16 Nós	33 Nós	94 Nós
Nº Indivíduos da População	40	50	90	20	40	120
Nº de Gerações	50	80	190	20	40	120

Fonte: Do autor

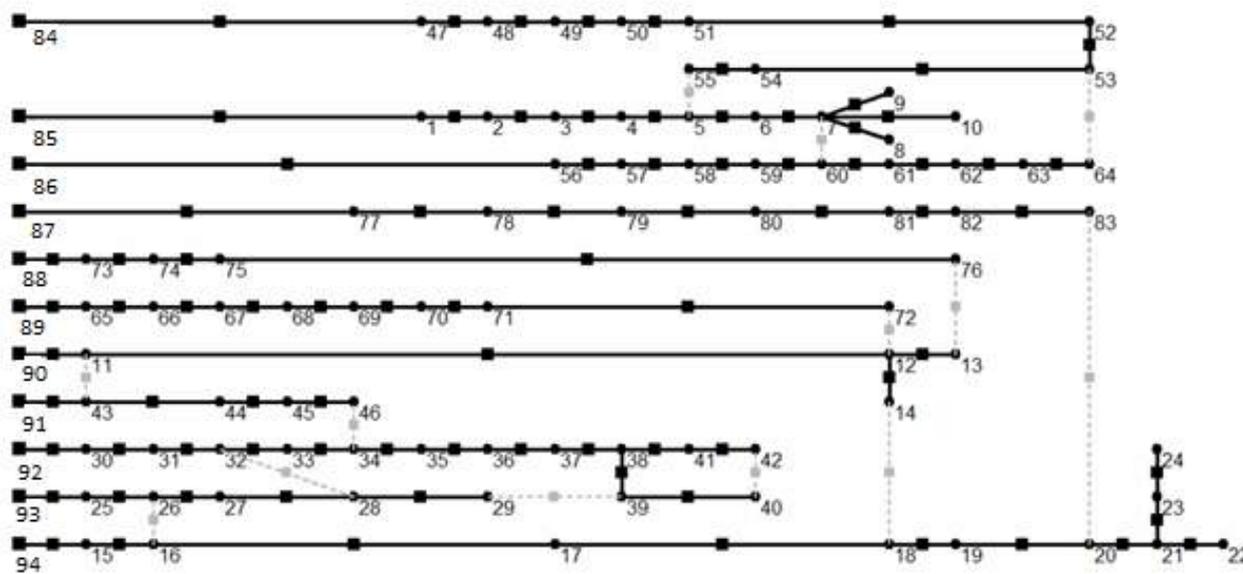
## 4.2 Estudo de Caso

Após demonstrado a validação do algoritmo e feita a análise de sensibilidade e determinados parâmetros, realiza-se o teste do algoritmo para uma outra rede real de 94 nós sendo 83 barras e de 11 subestações de 11,4 kV. Esse sistema é um sistema real da Taiwan Power Company, presente na literatura em Su & Lee (2003).

## 4.2.1 Sistema Original

O sistema original é representado na Figura 25. Vale ressaltar que os nós de 84 a 94 são as subestações. A topologia original servirá de referência para a comparação com as topologias que serão determinadas após o processo de reconfiguração utilizando o algoritmo genético.

Figura 25 - Sistema Original de Taiwan com 96 nós



Fonte: BRAZ (2010) Adaptada pelo Autor

Calculou-se o fluxo de carga desse sistema original e as informações a respeito dos trechos e das barras são mostradas na Tabela 5, enquanto as informações a respeito das subestações são mostradas na Tabela 6.

Tabela 5 - Fluxo de Carga dos Trechos da Topologia Original.

Barra de Origem	Barra de destino	Tensão na Barra de destino (kV)	Fluxo de Potência Ativa (MW)	Fluxo de Potência Reativa (MVar)	Perdas Ativas (MW)	Perdas Reativas (MVar)	Corrente (A)	Carregamento de Corrente (%)	Violação de Tensão (%)
84	47	11,2040	2,7233	1,8378	0,02089	0,07119	169,2966	17%	33%
85	1	11,1835	3,4707	2,6182	0,02938	0,10010	224,4405	22%	31%
86	56	11,2968	1,4883	1,0680	0,00596	0,02032	93,62186	9%	41%
87	77	11,1114	3,6327	2,6542	0,04117	0,14027	233,7717	23%	25%
88	73	11,2445	1,5026	1,1387	0,00911	0,03099	96,80014	10%	36%
89	65	11,3560	2,7090	2,2191	0,00462	0,01575	178,0393	18%	46%
90	11	11,3532	2,7306	1,9623	0,00689	0,01416	170,9968	17%	46%
91	43	11,3829	1,0324	0,8750	0,00069	0,00234	68,64211	7%	48%
92	30	11,2364	3,5626	2,8668	0,03254	0,06559	234,9606	23%	36%
93	25	11,3609	2,2717	1,6278	0,00343	0,01169	142,0237	14%	47%
94	15	11,2719	3,5856	2,6732	0,01785	0,06083	229,0786	23%	39%
47	48	11,1660	2,7176	1,8262	0,00563	0,01156	169,2966	17%	29%
1	2	11,0180	3,4391	2,5531	0,03167	0,06504	224,4405	22%	16%
56	57	11,1221	1,4742	1,0390	0,01412	0,02900	93,62186	9%	26%
77	78	10,9641	3,6115	2,5818	0,02125	0,07240	233,7717	23%	12%

73	74	11,2290	1,5016	1,1356	0,00091	0,00310	96,80014	10%	35%
65	66	11,2472	2,6928	2,1859	0,01619	0,03325	178,0393	18%	37%
11	12	11,1518	2,7007	1,9014	0,02988	0,06091	170,9968	17%	28%
43	44	11,3731	1,0319	0,8738	0,00056	0,00114	68,64211	7%	48%
30	31	11,1264	3,5409	2,8223	0,02170	0,04455	234,9606	23%	26%
25	26	11,3102	2,2156	1,5853	0,00608	0,01249	139,0704	14%	42%
15	16	11,2297	3,5774	2,6562	0,00825	0,01694	229,0786	23%	35%
48	49	11,1281	2,7120	1,8146	0,00563	0,01156	169,2966	17%	26%
2	3	10,8369	3,3052	2,4336	0,03383	0,06946	218,6738	22%	1%
57	58	11,1055	1,4428	1,0163	0,00132	0,00272	91,75086	9%	24%
78	79	10,9164	3,2053	2,2008	0,00617	0,02101	205,6366	21%	8%
74	75	11,2019	1,5000	1,1302	0,00159	0,00543	96,80014	10%	33%
66	67	11,1395	2,6316	2,1178	0,01117	0,03807	175,0765	18%	27%
12	13	11,1470	0,8000	0,6000	0,00021	0,00043	51,79432	5%	28%
12	14	11,1396	0,7000	0,5000	0,00047	0,00096	44,5848	4%	27%
44	45	11,3414	1,0001	0,8502	0,00175	0,00360	66,82411	7%	45%
31	32	11,0764	1,7361	1,2125	0,00479	0,00983	110,3763	11%	22%
26	27	11,1949	2,1024	1,4981	0,01324	0,02718	133,1376	13%	32%
16	17	11,1904	3,2703	2,4917	0,00707	0,01452	212,119	21%	32%
49	50	11,1054	2,7086	1,8077	0,00338	0,00694	169,2966	17%	24%
3	4	10,7728	2,9943	2,2112	0,01095	0,02247	199,4877	20%	-5%
58	59	11,0950	0,8425	0,5951	0,00035	0,00119	53,67558	5%	23%
79	80	10,8802	1,2028	0,8958	0,00249	0,00502	79,58282	8%	4%
75	76	11,1979	0,3000	0,1800	0,00005	0,00016	18,03818	2%	32%
67	68	10,9470	2,6115	2,0493	0,02011	0,06853	175,0765	18%	10%
45	46	11,3308	0,2000	0,1500	0,00011	0,00024	12,73853	1%	44%
32	33	11,0676	1,5353	1,0609	0,00074	0,00153	97,35361	10%	21%
27	28	11,1651	2,0001	1,4201	0,00235	0,00799	126,8426	13%	29%
17	18	11,0898	2,7549	2,1101	0,01539	0,03161	180,6603	18%	23%
50	51	11,0637	2,5029	1,6359	0,00574	0,01179	156,0348	16%	20%
4	5	10,6432	2,6247	1,9210	0,01958	0,04020	176,4395	18%	-16%
59	60	11,0877	0,8421	0,5944	0,00034	0,00070	53,67558	5%	23%
80	81	10,8498	1,0011	0,7522	0,00174	0,00352	66,63483	7%	2%
68	69	10,9116	2,2084	1,6786	0,00314	0,01070	146,7714	15%	7%
33	34	11,0167	1,3316	0,9532	0,00376	0,00773	85,8204	9%	16%
28	29	11,1599	0,2000	0,1200	0,00006	0,00012	12,06646	1%	29%
18	19	11,0701	2,0526	1,7054	0,00228	0,00469	139,18	14%	21%
51	52	11,0501	1,7016	1,0333	0,00128	0,00262	104,014	10%	19%
5	6	10,6205	2,4015	1,8145	0,00316	0,00648	163,6271	16%	-18%
60	61	11,0829	0,8219	0,5840	0,00022	0,00045	52,52477	5%	22%
81	82	10,8387	0,5008	0,3916	0,00032	0,00065	33,86276	3%	1%
69	70	10,8587	2,2037	1,6625	0,00471	0,01605	146,7714	15%	3%
34	35	11,0107	0,5314	0,3528	0,00018	0,00036	33,4467	3%	16%
19	20	11,0347	0,8509	0,7019	0,00170	0,00349	57,71323	6%	18%
52	53	11,0308	1,2003	0,7307	0,00128	0,00262	73,54877	7%	18%
6	7	10,6023	1,3006	1,0112	0,00098	0,00333	89,70933	9%	-20%
61	62	11,0642	0,8011	0,5723	0,00083	0,00170	51,37404	5%	21%
82	83	10,8056	0,4000	0,3600	0,00078	0,00160	28,7535	3%	-2%
70	71	10,8177	2,2000	1,6500	0,00366	0,01249	146,7714	15%	-1%
35	36	10,9641	0,4303	0,2906	0,00112	0,00229	27,33957	3%	12%
20	21	11,0053	0,5500	0,4000	0,00090	0,00185	35,67985	4%	15%
53	54	11,0238	0,7001	0,3801	0,00027	0,00056	41,7196	4%	17%
7	8	10,5953	0,3000	0,2000	0,00012	0,00025	19,64703	2%	-21%
7	9	10,5851	0,3000	0,2300	0,00030	0,00062	20,61858	2%	-21%
7	10	10,5941	0,3000	0,2600	0,00015	0,00030	21,63483	2%	-21%
62	63	11,0320	0,6000	0,4401	0,00107	0,00220	38,94257	4%	18%
71	72	10,8165	0,2000	0,1500	0,00001	0,00003	13,34422	1%	-1%
36	37	10,9612	0,3302	0,2304	0,00005	0,00011	21,20993	2%	12%
21	22	11,0040	0,0500	0,0200	0,00000	0,00001	2,825441	0%	15%
21	23	11,0025	0,1000	0,0300	0,00002	0,00004	5,478746	1%	15%
54	55	11,0195	0,2000	0,0800	0,00005	0,00010	11,28593	1%	17%
63	64	11,0299	0,3000	0,2000	0,00003	0,00009	18,87298	2%	18%
37	38	10,9584	0,3102	0,2203	0,00005	0,00010	20,04534	2%	11%
23	24	11,0016	0,0500	0,0100	0,00000	0,00001	2,675898	0%	15%
38	39	10,9579	0,0400	0,0200	0,00000	0,00000	2,356374	0%	11%
38	41	10,9469	0,2500	0,1900	0,00016	0,00033	16,56158	2%	10%
39	40	10,9571	0,0200	0,0100	0,00000	0,00000	1,178229	0%	11%
41	42	10,9448	0,0500	0,0300	0,00001	0,00001	3,07589	0%	10%

Fonte: Do autor

Tabela 6 - Análise da Capacidade das Subestações para a Topologia Original.

Barra de Origem	Violação da Capacidade das Subestações (%)
84	0,3343%
85	0,4432%
86	0,1849%
87	0,4616%
88	0,1911%
89	0,3515%
90	0,3376%
91	0,1355%
92	0,4639%
93	0,2804%
94	0,4523%

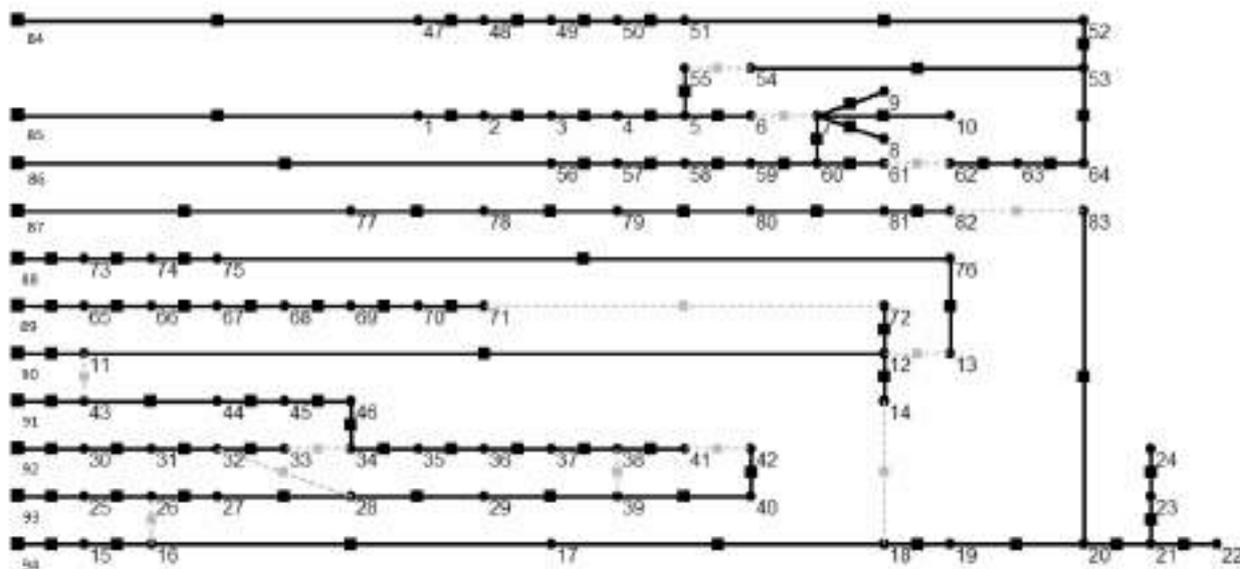
Fonte: Do autor

Portanto observou-se que o valor total das perdas ativas dessa topologia correspondia a 0,5320 MW e que não houve nenhuma violação de capacidade de corrente dos condutores, no nível de tensão nas barras ou na capacidade das subestações.

#### 4.2.2 Reconfiguração utilizando o AG

A fim de ter uma base de comparação com a literatura, para determinar de fato se o AG está obtendo a solução ótima, consultou-se Braz (2010) e Su & Lee (2013). De acordo com essas duas referências, a solução que possui a menor perda é a que possui chaves entre as barras 54-55, 6-7, 11-43, 71-72, 12-13, 14-18, 16-26, 82-83, 28-32, 38-39, 33-34, 38-41, 61-62 abertas, sendo as demais fechadas. O valor da perda para essa topologia, que é representada na Figura 26, é de 0,4699 MW. No estudo de caso, utilizou-se as duas codificações, Vetor Característico e a NRK, e considerou-se os parâmetros da Tabela 4 para uma rede de 94 nós. A fim de se obter uma análise mais abrangente, o AG foi executado 10 vezes para cada codificação, pois dessa forma poderia se obter a frequência com que o AG encontra o melhor resultado. Logo, em cada análise de codificação, obteve-se o resultado da aptidão do indivíduo escolhido em cada uma das 10 execuções. O valor da perda ativa total da topologia para aquele indivíduo escolhido e o número de acessos que o programa fez à memória genética também foram obtidos, a fim de observar a influência dessa no processamento do programa.

Figura 26 - Sistema com Menor Perdas de Taiwan com 96 nós

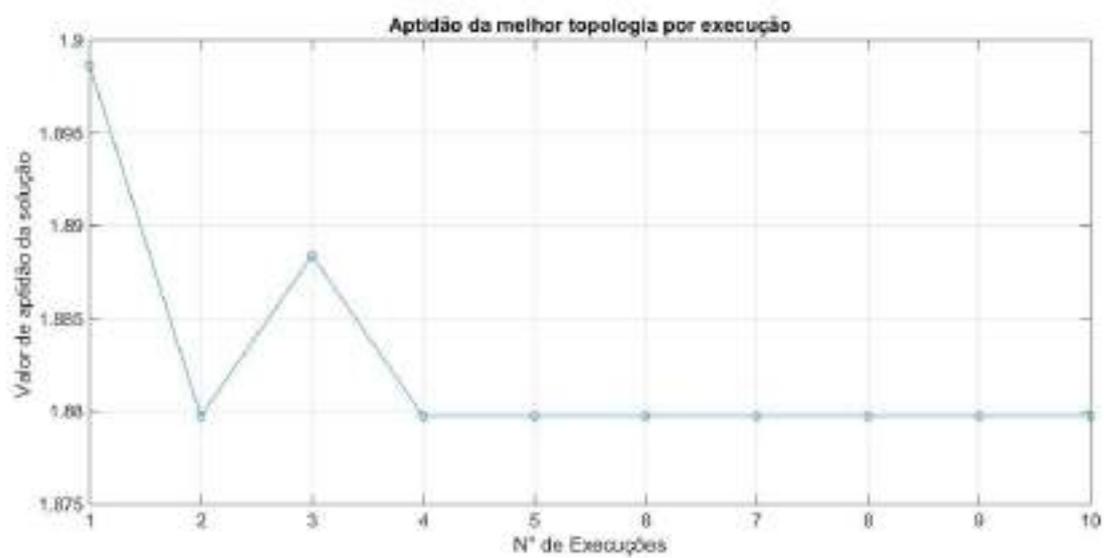


Fonte: BRAZ (2010) Adaptada pelo Autor

#### 4.2.2.1 Codificação Vetor Característico

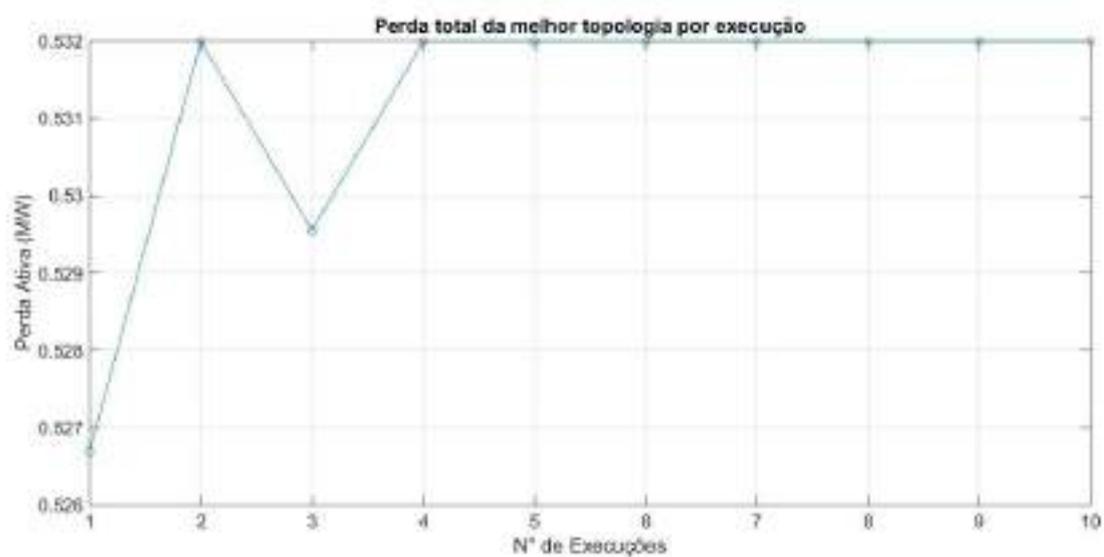
Analisando os resultados obtidos utilizando a codificação Vetor Característico foi perceptível que esse método não consegue atingir a configuração ótima mostrada na literatura para o ajuste adotado. O AG foi executado 10 vezes, das quais 8 geraram como resposta a mesma configuração original do sistema e apenas duas conseguiram obter um valor de perda inferior à perda original. Contudo, esses valores foram muito próximos das perdas da rede original, não representando diminuição relevante. A menor perda encontrada foi de 0,5267 MW, que representa uma redução de 0,99%. Na Figura 27 é representado o gráfico da melhor aptidão obtida para cada uma das 10 execuções do algoritmo. Na Figura 28 são apresentadas as perdas para as topologias da Figura 27. Na Figura 29, pode-se observar a porcentagem de acessos a memória genética.

Figura 27 - Aptidão da Melhor Solução para cada Execução do AG com Codificação Vetor Característico.



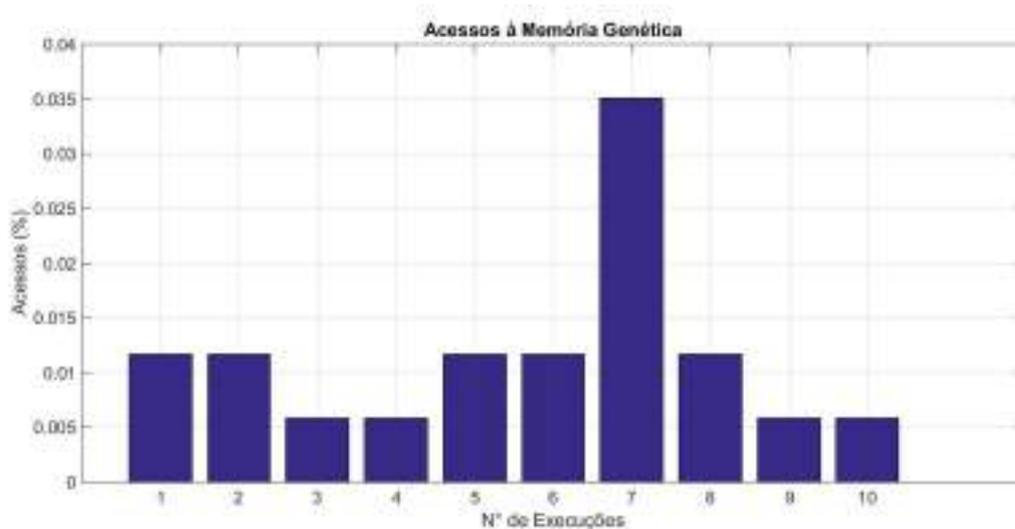
Fonte: Do autor

Figura 28 - Perda Ativa da Melhor Solução para cada Execução do AG com Codificação Vetor Característico.



Fonte: Do autor

Figura 29 - Acessos à Memória Genética durante cada Execução do AG com Codificação Vetor Característico.



Fonte: Do autor

Portanto, aparentemente a utilização do vetor característico para sistemas com uma quantidade de nós maior que 50 não é eficaz. Não se conseguiu determinar a topologia com menores perdas, como relatado na literatura. Vale ressaltar também que a contribuição da memória genética foi baixa quando comparada com redes menores, uma vez que o número máximo de acessos foi de no máximo 0,035%.

Obteve-se o fluxo de carga para a topologia encontrada, mostrado na Tabela 7 e 8, a fim de proporcionar um comparativo com a situação original da rede representada nas Tabelas 5 e 6.

Tabela 7 - Fluxo de Carga dos Trechos da Topologia Encontrada Usando Vetor Característico.

Barra de Origem	Barra de destino	Tensão na Barra de destino (kV)	Fluxo de Potência Ativa (MW)	Fluxo de Potência Reativa (MVar)	Perdas Ativas (MW)	Perdas Reativas (MVar)	Corrente (A)	Carregamento de Corrente (%)	Violação de Tensão (%)
84	47	11,2040	2,7233	1,8378	0,02089	0,07119	169,2966	17%	33%
85	1	11,1835	3,4707	2,6182	0,02938	0,10010	224,4405	22%	31%
86	56	11,2968	1,4883	1,0680	0,00596	0,02032	93,62186	9%	41%
87	77	11,1114	3,6327	2,6542	0,04117	0,14027	233,7717	23%	25%
88	73	11,2445	1,5026	1,1387	0,00911	0,03099	96,80014	10%	36%
89	65	11,3560	2,7090	2,2191	0,00462	0,01575	178,0393	18%	46%
90	11	11,3532	2,7306	1,9623	0,00689	0,01416	170,9968	17%	46%
91	43	11,3829	1,0324	0,8750	0,00069	0,00234	68,64211	7%	48%
92	30	11,2506	3,2440	2,6293	0,02707	0,05455	214,2856	21%	37%
93	25	11,3553	2,5894	1,8647	0,00448	0,01526	162,2405	16%	46%
94	15	11,2719	3,5856	2,6732	0,01785	0,06083	229,0786	23%	39%
47	48	11,1660	2,7176	1,8262	0,00563	0,01156	169,2966	17%	29%
1	2	11,0180	3,4391	2,5531	0,03167	0,06504	224,4405	22%	16%
56	57	11,1221	1,4742	1,0390	0,01412	0,02900	93,62186	9%	26%
77	78	10,9641	3,6115	2,5818	0,02125	0,07240	233,7717	23%	12%
73	74	11,2290	1,5016	1,1356	0,00091	0,00310	96,80014	10%	35%
65	66	11,2472	2,6928	2,1859	0,01619	0,03325	178,0393	18%	37%
11	12	11,1518	2,7007	1,9014	0,02988	0,06091	170,9968	17%	28%
43	44	11,3731	1,0319	0,8738	0,00056	0,00114	68,64211	7%	48%

30	31	11,1501	3,2259	2,5922	0,01805	0,03706	214,2856	21%	28%
25	26	11,2971	2,5314	1,8183	0,00798	0,01638	159,2863	16%	41%
15	16	11,2297	3,5774	2,6562	0,00825	0,01694	229,0786	23%	35%
48	49	11,1281	2,7120	1,8146	0,00563	0,01156	169,2966	17%	26%
2	3	10,8369	3,3052	2,4336	0,03383	0,06946	218,6738	22%	1%
57	58	11,1055	1,4428	1,0163	0,00132	0,00272	91,75086	9%	24%
78	79	10,9164	3,2053	2,2008	0,00617	0,02101	205,6366	21%	8%
74	75	11,2019	1,5000	1,1302	0,00159	0,00543	96,80014	10%	33%
66	67	11,1395	2,6316	2,1178	0,01117	0,03807	175,0765	18%	27%
12	13	11,1470	0,8000	0,6000	0,00021	0,00043	51,79432	5%	28%
12	14	11,1396	0,7000	0,5000	0,00047	0,00096	44,5848	4%	27%
44	45	11,3414	1,0001	0,8502	0,00175	0,00360	66,82411	7%	45%
31	32	11,1094	1,4228	0,9857	0,00318	0,00653	89,95096	9%	25%
26	27	11,1642	2,4139	1,7222	0,01756	0,03606	153,3474	15%	29%
16	17	11,1904	3,2703	2,4917	0,00707	0,01452	212,119	21%	32%
49	50	11,1054	2,7086	1,8077	0,00338	0,00694	169,2966	17%	24%
3	4	10,7728	2,9943	2,2112	0,01095	0,02247	199,4877	20%	-5%
58	59	11,0950	0,8425	0,5951	0,00035	0,00119	53,67558	5%	23%
79	80	10,8802	1,2028	0,8958	0,00249	0,00502	79,58282	8%	4%
75	76	11,1979	0,3000	0,1800	0,00005	0,00016	18,03818	2%	32%
67	68	10,9470	2,6115	2,0493	0,02011	0,06853	175,0765	18%	10%
45	46	11,3308	0,2000	0,1500	0,00011	0,00024	12,73853	1%	44%
32	33	11,1025	1,2223	0,8347	0,00047	0,00096	76,96932	8%	24%
27	28	11,1297	2,3107	1,6415	0,00315	0,01074	147,0352	15%	26%
17	18	11,0898	2,7549	2,1101	0,01539	0,03161	180,6603	18%	23%
50	51	11,0637	2,5029	1,6359	0,00574	0,01179	156,0348	16%	20%
4	5	10,6432	2,6247	1,9210	0,01958	0,04020	176,4395	18%	-16%
59	60	11,0877	0,8421	0,5944	0,00034	0,00070	53,67558	5%	23%
80	81	10,8498	1,0011	0,7522	0,00174	0,00352	66,63483	7%	2%
68	69	10,9116	2,2084	1,6786	0,00314	0,01070	146,7714	15%	7%
33	34	11,0637	1,0201	0,7302	0,00219	0,00450	65,46677	7%	20%
28	29	11,1154	0,5103	0,3407	0,00040	0,00082	31,87075	3%	25%
18	19	11,0701	2,0526	1,7054	0,00228	0,00469	139,18	14%	21%
51	52	11,0501	1,7016	1,0333	0,00128	0,00262	104,014	10%	19%
5	6	10,6205	2,4015	1,8145	0,00316	0,00648	163,6271	16%	-18%
60	61	11,0829	0,8219	0,5840	0,00022	0,00045	52,52477	5%	22%
81	82	10,8387	0,5008	0,3916	0,00032	0,00065	33,86276	3%	1%
69	70	10,8587	2,2037	1,6625	0,00471	0,01605	146,7714	15%	3%
34	35	11,0613	0,2201	0,1302	0,00003	0,00006	13,34576	1%	20%
29	39	11,1100	0,3102	0,2205	0,00009	0,00019	19,77874	2%	25%
19	20	11,0347	0,8509	0,7019	0,00170	0,00349	57,71323	6%	18%
52	53	11,0308	1,2003	0,7307	0,00128	0,00262	73,54877	7%	18%
6	7	10,6023	1,3006	1,0112	0,00098	0,00333	89,70933	9%	-20%
61	62	11,0642	0,8011	0,5723	0,00083	0,00170	51,37404	5%	21%
82	83	10,8056	0,4000	0,3600	0,00078	0,00160	28,7535	3%	-2%
70	71	10,8177	2,2000	1,6500	0,00366	0,01249	146,7714	15%	-1%
35	36	11,0495	0,1200	0,0700	0,00008	0,00016	7,259019	1%	19%
39	40	11,1093	0,0200	0,0100	0,00000	0,00000	1,162088	0%	24%
39	38	11,1052	0,2702	0,2003	0,00007	0,00015	17,48586	2%	24%
20	21	11,0053	0,5500	0,4000	0,00090	0,00185	35,67985	4%	15%
53	54	11,0238	0,7001	0,3801	0,00027	0,00056	41,7196	4%	17%
7	8	10,5953	0,3000	0,2000	0,00012	0,00025	19,64703	2%	-21%
7	9	10,5851	0,3000	0,2300	0,00030	0,00062	20,61858	2%	-21%
7	10	10,5941	0,3000	0,2600	0,00015	0,00030	21,63483	2%	-21%
62	63	11,0320	0,6000	0,4401	0,00107	0,00220	38,94257	4%	18%
71	72	10,8165	0,2000	0,1500	0,00001	0,00003	13,34422	1%	-1%
36	37	11,0493	0,0200	0,0100	0,00000	0,00000	1,168393	0%	19%
38	41	11,0939	0,2500	0,1900	0,00016	0,00032	16,34223	2%	23%
21	22	11,0040	0,0500	0,0200	0,00000	0,00001	2,825441	0%	15%
21	23	11,0025	0,1000	0,0300	0,00002	0,00004	5,478746	1%	15%
54	55	11,0195	0,2000	0,0800	0,00005	0,00010	11,28593	1%	17%
63	64	11,0299	0,3000	0,2000	0,00003	0,00009	18,87298	2%	18%
41	42	11,0918	0,0500	0,0300	0,00001	0,00001	3,035138	0%	23%
23	24	11,0016	0,0500	0,0100	0,00000	0,00001	2,675898	0%	15%

Fonte: Do autor

Tabela 8 - Análise da Capacidade das Subestações com reconfiguração e codificação Vetor

Característico.

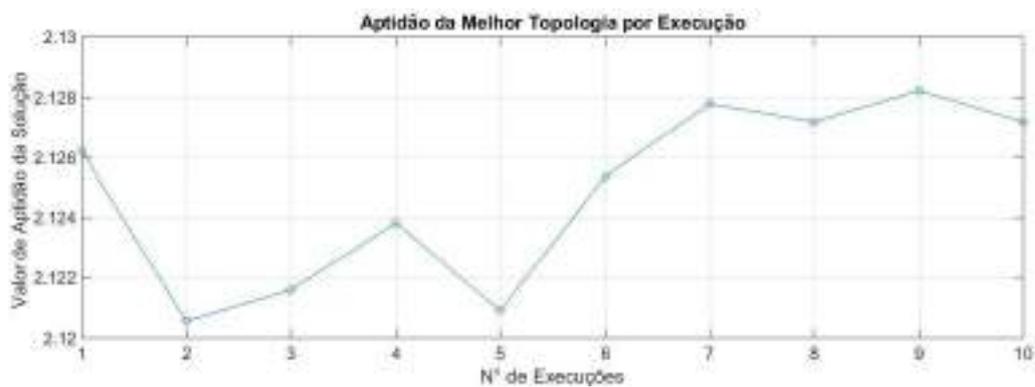
Barra de Origem	Violação da Capacidade das Subestações (%)
84	0,3343%
85	0,4432%
86	0,1849%
87	0,4616%
88	0,1911%
89	0,3515%
90	0,3376%
91	0,1355%
92	0,4231%
93	0,3203%
94	0,4523%

Fonte: Do autor

#### 4.2.2.2 Codificação NRK

Das 10 vezes em que o AG foi executado, utilizando a codificação NRK, chegou-se 1 vez na solução ótima da literatura, que possui perda elétrica de 0,4699 MW, que representa 11,68% de redução de perdas. A pior solução encontrada durante essas execuções apresentava perda de 0,4716 MW, o que representa uma redução de 11,35% das perdas. Portanto, o algoritmo conseguiu obter resultados satisfatórios, que proporcionam valores significativos nas reduções das perdas elétricas. Pode-se inferir que em 10% das aplicações, o algoritmo chegará ao resultado ótimo, considerando os parâmetros de população e geração determinados na seção 4.1.3 determinados anteriormente. Na Figura 31, ressalta-se as perdas totais para a topologia escolhida para cada teste e, por fim na Figura 32 é representado a porcentagem de acessos à memória genética, em que mais uma vez se pode perceber a ineficácia desse recurso para redes com um grande número de nós.

Figura 30 - Aptidão da Melhor Solução para cada Execução do AG com Codificação NRK.



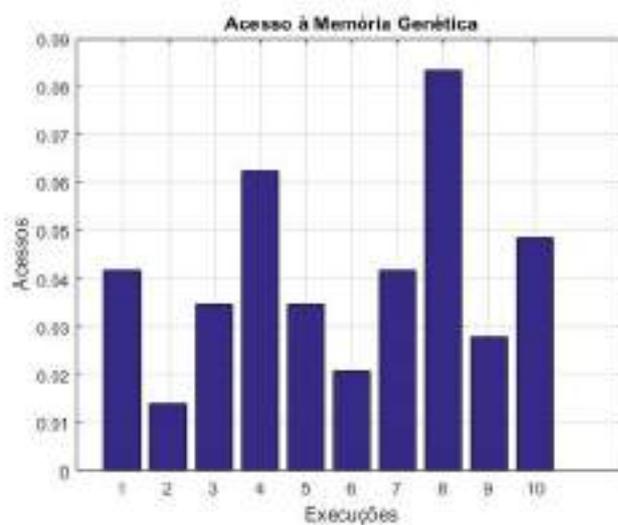
Fonte: Do autor

Figura 31 - Perda Ativa da Melhor Solução para cada Execução do AG com Codificação NRK.



Fonte: Do autor

Figura 32 - Acessos à Memória Genética durante cada Execução do AG com Codificação NRK.



Fonte: Do autor

A topologia encontrada apresenta as chaves abertas entre as barras: 6-7; 12-13; 33-34; 38-39; 41-42; 54-55; 61-62; 71-72; 82-83; 11-43; 14-18; 16-26; 28-32, as demais chaves fechadas. Portanto diferenciando da topologia ótima da literatura apenas pela chave 41-42, em que a literatura apresenta essa chave fechada e a chave 38-41 aberta, entretanto ambas apresentam o mesmo valor de perdas totais. O algoritmo levou 47 minutos e 2 segundos para achar a topologia, rodando 10 execuções.

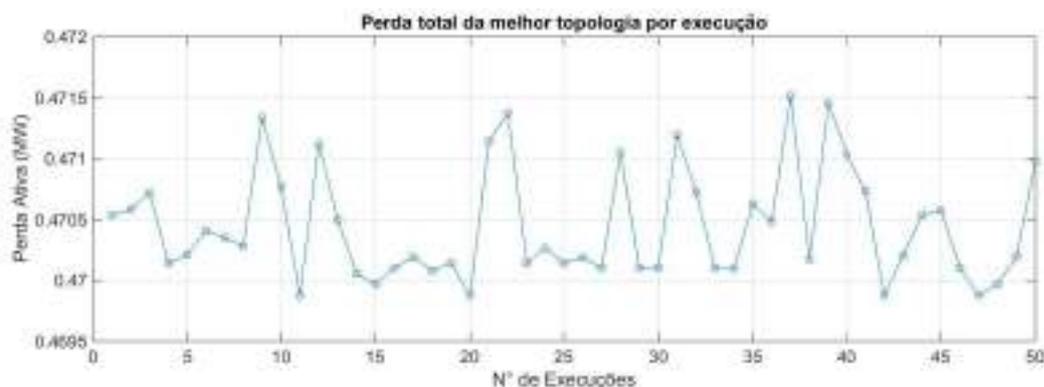
Foi proposta a execução do mesmo algoritmo para um número de testes maior para observar o desempenho do algoritmo, se apresentava alguma tendência. Portanto, foram observados a aptidão, a perda, e os acessos à memória genética em 50 execuções. O resultado obtido, foi similar, em termos de porcentagem ao que foi obtido para 10 execuções. Atingiu o valor ótimo em 4 das 50 execuções, caracterizando uma média de 8% de precisão na determinação da solução considerada ótima pela literatura BRAZ (2010). O maior valor de perda encontrado durante os testes foi de 0,4715 MW o que ainda representa uma perda de 11,37% em relação ao sistema original. Na Figura 30, 31 e 32 são apresentadas a aptidão, a perda e os acessos a memória genética respectivamente.

Figura 33 - Aptidão da Melhor Solução para cada Execução do AG com Codificação NRK.



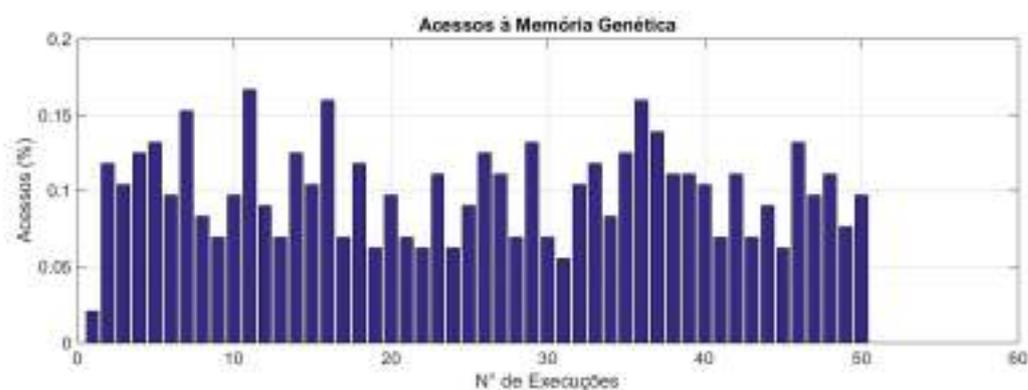
Fonte: Do autor

Figura 34 - Perda Ativa da Melhor Solução para cada Execução do AG com Codificação NRK.



Fonte: Do autor

Figura 35 - Acessos à Memória Genética durante cada Execução do AG com Codificação NRK.



Fonte: Do autor

Com a melhor solução encontrada, traçou-se o fluxo de carga, encontrado na Tabela 9 e 10, com o intuito de comparar a situação da rede encontrada com o sistema original cujos os dados de tensão, corrente, limites de capacidade se encontram nas Tabelas 3 e 4.

Tabela 9 - Fluxo de carga dos trechos da topologia encontrada usando Network Random Keys.

Barra de Origem	Barra de destino	Tensão na Barra de destino (kV)	Fluxo de Potência Ativa (MW)	Fluxo de Potência Reativa (MVar)	Perdas Ativas (MW)	Perdas Reativas (MVar)	Corrente (A)	Carregamento de Corrente (%)	Violação de Tensão (%)
84	47	11,1504	3,3384	2,3590	0,03266	0,11128	211,6616	21%	28%
85	1	11,2683	2,3062	1,5543	0,01184	0,04035	142,4946	14%	38%
86	56	11,2531	2,0052	1,5435	0,01147	0,03908	129,8276	13%	37%
87	77	11,1521	3,2222	2,2636	0,03131	0,10668	203,8659	20%	28%
88	73	11,1575	2,3106	1,7609	0,02196	0,07473	150,3228	15%	29%
89	65	11,3595	2,4996	2,0405	0,00392	0,01336	164,0012	16%	46%
90	11	11,3642	2,1183	1,4873	0,00408	0,00837	131,497	13%	47%
91	43	11,3638	2,2885	1,8079	0,00320	0,01091	148,172	15%	47%
92	30	11,2960	2,2088	1,8681	0,01289	0,02597	147,8594	15%	41%
93	25	11,3596	2,3636	1,6819	0,00370	0,01260	147,4393	15%	46%
94	15	11,2541	3,9987	3,0600	0,02270	0,07735	258,3099	26%	37%
47	48	11,1023	3,3296	2,3410	0,00880	0,01808	211,6616	21%	24%
1	2	11,1662	2,2934	1,5281	0,01277	0,02622	142,4946	14%	29%

56	57	11,0068	1,9780	1,4878	0,02716	0,05577	129,8276	13%	16%
77	78	11,0255	3,2061	2,2086	0,01616	0,05506	203,8659	20%	17%
73	74	11,1334	2,3084	1,7534	0,00220	0,00748	150,3228	15%	27%
65	66	11,2593	2,4859	2,0123	0,01374	0,02822	164,0012	16%	38%
11	12	11,2102	2,1006	1,4513	0,01767	0,03602	131,497	13%	33%
43	44	11,3431	2,2859	1,8026	0,00259	0,00532	148,172	15%	45%
30	31	11,2259	2,2002	1,8505	0,00859	0,01764	147,8594	15%	35%
25	26	11,3070	2,3070	1,6384	0,00656	0,01348	144,4849	14%	42%
15	16	11,2063	3,9882	3,0384	0,01049	0,02154	258,3099	26%	33%
48	49	11,0544	3,3208	2,3229	0,00880	0,01808	211,6616	21%	20%
2	3	11,0560	2,1802	1,4510	0,01323	0,02717	136,7601	14%	20%
57	58	10,9832	1,9454	1,4625	0,00257	0,00528	127,9395	13%	13%
78	79	10,9854	2,8016	1,8332	0,00451	0,01538	175,9599	18%	14%
74	75	11,0913	2,3045	1,7403	0,00384	0,01310	150,3228	15%	23%
66	67	11,1604	2,4264	1,9501	0,00945	0,03221	161,0411	16%	29%
12	14	11,1980	0,7000	0,5000	0,00046	0,00095	44,35201	4%	32%
12	72	11,1947	0,2000	0,1500	0,00017	0,00035	12,89338	1%	32%
44	45	11,2748	2,2475	1,7653	0,00842	0,01728	146,3427	15%	39%
31	32	11,2153	0,4000	0,2500	0,00023	0,00048	24,28362	2%	34%
26	27	11,1872	2,1927	1,5490	0,01433	0,02943	138,5486	14%	31%
16	17	11,1613	3,6790	2,8696	0,00916	0,01880	241,3536	24%	29%
49	50	11,0256	3,3156	2,3120	0,00528	0,01085	211,6616	21%	17%
3	4	11,0191	1,8764	1,2431	0,00383	0,00785	117,9317	12%	17%
58	59	10,9651	1,3445	1,0392	0,00097	0,00331	89,4715	9%	12%
79	80	10,9630	0,8006	0,5311	0,00101	0,00203	50,59592	5%	12%
75	76	11,0747	1,1038	0,7878	0,00073	0,00248	70,69658	7%	21%
67	68	10,9833	2,4094	1,8921	0,01702	0,05798	161,0411	16%	13%
45	46	11,1989	1,4415	1,0530	0,00599	0,01230	92,0305	9%	32%
32	33	11,2143	0,2000	0,1000	0,00001	0,00002	11,51202	1%	34%
27	28	11,1563	2,0901	1,4703	0,00255	0,00869	132,2491	13%	29%
17	18	11,0438	3,1583	2,4770	0,02076	0,04264	209,8313	21%	19%
50	51	10,9719	3,1063	2,1330	0,00927	0,01904	198,2807	20%	12%
4	5	10,9514	1,5207	0,9814	0,00572	0,01175	95,41279	10%	11%
59	60	10,9527	1,3435	1,0372	0,00094	0,00194	89,4715	9%	11%
80	81	10,9464	0,6000	0,3900	0,00056	0,00113	37,74451	4%	10%
76	13	10,9898	0,8000	0,6000	0,00380	0,00780	52,53512	5%	14%
68	69	10,9513	2,0069	1,5234	0,00257	0,00877	132,8301	13%	11%
46	34	11,1916	1,2410	0,9020	0,00049	0,00101	79,1431	8%	32%
28	29	11,1487	0,2900	0,1700	0,00012	0,00024	17,41043	2%	28%
18	19	11,0199	2,4549	2,0701	0,00334	0,00685	168,2431	17%	17%
51	52	10,9524	2,3038	1,5279	0,00250	0,00514	145,7226	15%	11%
5	6	10,9415	1,1000	0,8000	0,00061	0,00125	71,7708	7%	10%
5	55	10,9470	0,2000	0,0800	0,00005	0,00010	11,36064	1%	10%
60	61	10,9526	0,0200	0,0100	0,00000	0,00000	1,178715	0%	11%
60	7	10,9121	1,3005	1,0111	0,00299	0,00613	87,1594	9%	7%
81	82	10,9451	0,1000	0,0300	0,00001	0,00002	5,507233	1%	10%
69	70	10,9035	2,0030	1,5102	0,00386	0,01315	132,8301	13%	6%
34	35	11,1867	0,4409	0,3017	0,00012	0,00025	27,57199	3%	31%
29	39	11,1474	0,0900	0,0500	0,00001	0,00001	5,333946	1%	28%
19	20	10,9666	1,2511	1,0623	0,00381	0,00783	86,40765	9%	12%
52	53	10,9214	1,8007	1,2215	0,00312	0,00641	115,0248	12%	8%
7	8	10,9053	0,3000	0,2000	0,00011	0,00024	19,08863	2%	7%
7	9	10,8954	0,3000	0,2300	0,00028	0,00058	20,03148	2%	6%
7	10	10,9041	0,3000	0,2600	0,00014	0,00029	21,01979	2%	6%
70	71	10,8663	2,0000	1,5000	0,00300	0,01023	132,8301	13%	3%
35	36	11,1494	0,3402	0,2403	0,00069	0,00143	21,56697	2%	28%
39	40	11,1445	0,0700	0,0400	0,00001	0,00002	4,17724	0%	28%
20	21	10,9370	0,5500	0,4001	0,00091	0,00187	35,90279	4%	9%
20	83	10,9584	0,4000	0,3600	0,00019	0,00039	28,35245	3%	11%
53	54	10,9160	0,5000	0,3000	0,00015	0,00031	30,83998	3%	8%
53	64	10,9143	0,8002	0,5705	0,00032	0,00065	51,98557	5%	7%
36	37	11,1473	0,2401	0,1803	0,00003	0,00006	15,55143	2%	28%
40	42	11,1425	0,0500	0,0300	0,00001	0,00001	3,021303	0%	27%
21	22	10,9357	0,0500	0,0200	0,00000	0,00001	2,843097	0%	9%
21	23	10,9341	0,1000	0,0300	0,00002	0,00004	5,512995	1%	9%
64	63	10,9104	0,5001	0,3702	0,00008	0,00027	32,92753	3%	7%
37	38	11,1453	0,2201	0,1702	0,00002	0,00005	14,41357	1%	28%
23	24	10,9333	0,0500	0,0100	0,00000	0,00001	2,692628	0%	9%
63	62	10,9003	0,2000	0,1300	0,00011	0,00023	12,63452	1%	6%
38	41	11,1359	0,2000	0,1600	0,00010	0,00021	13,27899	1%	27%

Fonte: Do autor

Tabela 10 - Análise da capacidade das subestações com reconfiguração e codificação NRK.

Barra de Origem	Violação da Capacidade das Subestações (%)
84	0,4179%
85	0,2814%
86	0,2563%
87	0,4025%
88	0,2968%
89	0,3238%
90	0,2596%
91	0,2926%
92	0,2920%
93	0,2911%
94	0,5100%

Fonte: Do autor

Percebe-se que com a reconfiguração os condutores dos ramos apresentaram uma diminuição no limiar que são capazes de conduzir, no caso da rede de Taiwan é um valor de 1000 A. Portanto, de maneira geral apresentaram uma queda na taxa de violação da corrente, entretanto, para algumas barras, a taxa de violação aumentou quando comparada com a topologia original, como por exemplo o trecho entre as barras 94-15 apresentava uma taxa de violação de corrente de 23% para o sistema original, para o sistema reconfigurado essa taxa foi para 26%. Em que 100% de taxa de violação indica que de fato houve a extrapolação.

Quando analisado o perfil de tensão nas barras, percebe-se que para a rede reconfigurada as tensões apenas apresentavam variações para valores superiores as tensões bases, enquanto a rede original, encontrava-se também barras com tensões abaixo dos valores de tensão base. Analisando a taxa de violação de tensão, em que quando maior que 100 % indica que houve a extrapolação e ainda quando essa é negativa indica que a tensão está abaixo da tensão base e positiva quando está acima, a maior taxa encontrada para o sistema original foi de 48% na barra 43, enquanto no sistema reconfigurado foi de 47% na mesma barra.

Para as subestações, o estudo consistiu em observar se houve ou não a liberação de capacidade após o processo de reconfiguração. Para a topologia inicial, existiam subestações das quais era demandada uma potência muito grande como por exemplo a subestação de identificação 92 e subestações das quais não havia uma demanda significativa como por exemplo a subestação de identificação 91. Com a reconfiguração a demanda de potência das subestações tornou-se mais distribuída. Houve liberação de potência em 5 das 11 subestações.

## 5 CONCLUSÃO

Durante o trabalho foi abordado o uso de um algoritmo genético para a solução da problemática da reconfiguração de redes de distribuição primária a fim de encontrar a topologia que fornecesse o menor número de perdas elétricas.

O Algoritmo recebia os dados de entrada da rede, o AG variava o estado das chaves do sistema e calculava para cada caso o fluxo de carga através do Método de Soma de Potências, obtendo para cada caso as perdas ativas totais do sistema e atribuindo um valor de aptidão para aquela topologia.

Para isso, foram utilizadas redes de 16, 33 e 96 nós. As redes de 16 e 33 nós, Cinvalar et al (1988) e Baran & Wu (1989) respectivamente, serviram para fazer o ajuste dos parâmetros do AG e a rede de 96 nós, Su & Lee (2013) foi utilizada como teste. Durante toda a análise utilizou-se dois tipos de codificação: Vetor Característico e Network Random Keys.

Com os resultados obtidos percebeu-se que para sistemas com grande número de nós, a codificação com Vetor Característico não era eficiente, não determinando a solução ótima. Para a codificação NRK, conseguiu-se chegar na solução ótima em uma estimativa de 10% das execuções, contudo os valores encontrados em todas as execuções apresentavam uma diferença de no máximo de 0,36% do valor ideal, portanto o algoritmo foi eficaz no cumprimento de seu objetivo em minimizar as perdas. O maior percentual de redução de perdas encontrado, correspondeu a topologia com a solução ótima e foi de 11,68% de redução. Na pior topologia encontrada durante a execução do algoritmo, ainda correspondeu a uma redução de 11,35%. Portanto, os resultados obtidos foram satisfatórios.

Além disso, o trabalho contribuiu para a ampliação dos conhecimentos obtidos durante a graduação, sobretudo na área de Análise de Sistemas de Potência e de Distribuição de Energia Elétrica, além disso, o conhecimento obtido por meio das disciplinas que envolvem programação.

## REFERÊNCIAS

- A. A. MOHD ZIN, A. K. FERDAVANI, A. B. KHAIRUDDIN, M. M. NAEINI. **Two Circular-Updating Hybrid Heuristic Methods for Minimum-Loss Reconfiguration of Electrical Distribution Network**. IEEE Transactions on Power Systems, vol. 28, no. 2, pp. 1318-1323, 2013.
- ABRADEE. **Distribuidoras e Origem de Capital**. 2017. Disponível em:<<http://www.abradee.com.br/setor-de-distribuicao/distribuidoras-e-origem-de-capital>>. Acesso em: 16 abril 2018.
- BARAN, M. E., WU, F. F.. **Network Reconfiguration in Distribution Systems for Loss Reduction and Load Balancing**. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 4, No. 2, pp. 1401-1407, 1989.
- BRAZ, H.D. M. **Configuração de Sistemas de Distribuição usando um Algoritmo Genético Sequencial**. 2010. 258 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2010.
- BRAZ, H.D. M. **O método da Soma de Potências**. 2013. Notas de aula da disciplina de Distribuição de Energia Elétrica ministrada em 2017.
- CIVANLAR, S., GRAINGER, J. J., YIN, H. E LEE, S. S. H. **Distribution Feeder Reconfiguration for Loss Reduction**. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 3, No. 3, pp. 1217-1223, 1988.
- ELETROBRAS. **Relatório Anual 2016**. 2017. Disponível em:<[http://eletrobras.com/pt/SobreaEletrobras/Relatorio\\_Anual\\_Sustentabilidade/2016/Relatorio-Anual-Eletrobras-2016.pdf](http://eletrobras.com/pt/SobreaEletrobras/Relatorio_Anual_Sustentabilidade/2016/Relatorio-Anual-Eletrobras-2016.pdf)>. Acesso em: 13 abril 2018.
- EPE. **Balanco Energético Nacional 2017**. 2018b. Disponível em: <<http://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/Balanco-Energetico-Nacional-2017>>. Acesso em: 12 abril 2018.
- EPE. **Consumo Anual de Energia Elétrica por classe (nacional)**. 2018a. Disponível em: <<http://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/Consumo-Anual-de-Energia-Eletrica-por-classe-nacional>>. Acesso em: 12 abril 2018.
- ITAIPU. **Itaipu Fecha ano batendo recorde em dezembro e tem produção histórica de 103,09 milhões de MWh**. 2017. Disponível em: <<https://www.itaipu.gov.br/sala-de-imprensa/noticia/itaipu-fecha-ano-batendo-recorde-em-dezembro-e-tem-producao-historica-de-10>>. Acesso em: 12 abril 2018.
- M. AMIN HEIDARI. **Optimal network reconfiguration in distribution system for loss reduction and voltage-profile improvement using hybrid algorithm of PSO and ACO**. CIRED - Open Access Proceedings Journal, vol. 2017, no. 1, pp. 2458-2461, 2017.

MORTON, A. B. E MAREELS, I. M. Y. **An efficient brute-force solution to the network reconfiguration problem.** IEEE Transactions on Power Delivery, Vol.15, No. 3, 2000.

NARA, K., SHIOSE, A., KITAGAWA, M., ISHIHARA, T. **Implementation of Genetic Algorithm for Distribution Systems Loss Minimum Re-Configuration,** IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 7, No. 3, August, pp. 1044-1051, 1992.

ONS. **Sobre o SIN / O que é o SIN.** 2018.Disponível em: <<http://ons.org.br/pt/paginas/sobre-o-sin/o-que-e-o-sin>>.Acesso em: 10 abril 2018.

QUEIROZ, L. M. O., LYRA, C.. **Adaptive Hybrid Genetic Algorithm for Technical Loss Reduction in Distribution Networks under Variable Demands.** IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 24, No. 1, February, pp. 445-453, 2009.

R. S. RAO, K. RAVINDRA, K. SATISH, S. V. L. NARASIMHAM. **Power Loss Minimization in Distribution System Using Network Reconfiguration in the Presence of Distributed Generation.** IEEE Transactions on Power Systems, vol. 28, no. 1, pp. 317-325, 2013.

ROTHLAUF, F., GOLDBERG, D. E, HEINZL. A.,**Network random keys – A tree network representation scheme for genetic and evolutionary algorithms.** Evolutionary Computation 10(1). Pp. 75-97, 2002.

SOUZA, B.A. **Apostila de Distribuição de Energia Elétrica.** Campina Grande, 1997.

SU, C.-T., LEE, C.-S.. **Network Reconfiguration of Distribution Systems Using Improved Mixed-Integer Hybrid Differential Evolution.** IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 18, No. 3, pp. 1022-1027, 2003.

## ANEXO A

Entrada de dados das redes utilizadas durante o trabalho nas quais constam as informações sobre as subestações, das barras e dos ramos. Nas subestações apresenta-se a identificação da SE, o módulo e a fase da tensão, a tensão de base e a capacidade máxima da subestação. Nas informações sobre as barras, tem-se a identificação das barras, os parâmetros de carga zip, as potências das cargas instaladas na barra e os limites máximo de tensões. Por fim, as informações dos ramos correspondem a barra de origem, a barra de destino, o estado das chaves, a resistência e a reatância dos trechos e a corrente máxima que o condutor dos ramos suporta.

- **Sistema Cinvalar et al (1988)**

Tabela 11 - Dados Subestação – Rede 16 nós.

Id	Vo (kV)	Fase (°)	Vbase (kV)	Smax (MVA)
3	23	0	23	10
2	23	0	23	10
1	23	0	23	10

Fonte: Do autor

Tabela 12 - Dados Barras– Rede 16 nós.

Id	aP	bP	cP	aQ	bQ	cQ	PL (MW)	QL (MVar)	Vmin (pu)	Vmax (pu)
4	1	0	0	1	0	0	2	1,6	0,95	1,05
5	1	0	0	1	0	0	3	0,4	0,95	1,05
6	1	0	0	1	0	0	2	-0,4	0,95	1,05
7	1	0	0	1	0	0	1,5	1,2	0,95	1,05
8	1	0	0	1	0	0	4	2,7	0,95	1,05
9	1	0	0	1	0	0	5	1,8	0,95	1,05
10	1	0	0	1	0	0	1	0,9	0,95	1,05
11	1	0	0	1	0	0	0,6	-0,5	0,95	1,05
12	1	0	0	1	0	0	4,5	-1,7	0,95	1,05
13	1	0	0	1	0	0	1	0,9	0,95	1,05
14	1	0	0	1	0	0	1	-1,1	0,95	1,05
15	1	0	0	1	0	0	1	0,9	0,95	1,05
16	1	0	0	1	0	0	2,1	-0,8	0,95	1,05

Fonte: Do autor

Tabela 13 - Dados Ramos– Rede 16 nós.

Origem	Destino	Estado	R ( $\Omega$ /km)	X ( $\Omega$ /km)	I <sub>max</sub> (A)
1	4	1	0,39675	0,529	1000
4	5	1	0,4232	0,5819	1000
4	6	1	0,4761	0,9522	1000
6	7	1	0,2116	0,2116	1000
2	8	1	0,5819	0,5819	1000
8	9	1	0,4232	0,5819	1000
8	10	0	0,5819	0,5819	1000
9	11	0	0,5819	0,5819	1000
9	12	1	0,4232	0,5819	1000
3	13	1	0,5819	0,5819	1000
13	14	1	0,4761	0,6348	1000
13	15	1	0,4232	0,5819	1000
15	16	1	0,2116	0,2116	1000
5	11	1	0,2116	0,2116	1000
10	14	1	0,2116	0,2116	1000
7	16	0	0,4761	0,6348	1000

Fonte: Do autor

- **Sistema Baran e WU (1989)**

Tabela 14 - Dados Subestação – Rede 33 nós.

Id	V <sub>o</sub> (kV)	Fase (°)	V <sub>base</sub> (kV)	S <sub>max</sub> (MVA)
33	12,66	0	12,66	10

Fonte: Do autor

Tabela 15 - Dados Barras– Rede 33 nós.

Id	aP	bP	cP	aQ	bQ	cQ	PL (MW)	QL (MVar)	V <sub>min</sub> (pu)	V <sub>max</sub> (pu)
1	1	0	0	1	0	0	0,1	0,06	0,9	1,05
2	1	0	0	1	0	0	0,09	0,04	0,9	1,05
3	1	0	0	1	0	0	0,12	0,08	0,9	1,05
4	1	0	0	1	0	0	0,06	0,03	0,9	1,05
5	1	0	0	1	0	0	0,06	0,02	0,9	1,05
6	1	0	0	1	0	0	0,2	0,1	0,9	1,05
7	1	0	0	1	0	0	0,2	0,1	0,9	1,05
8	1	0	0	1	0	0	0,06	0,02	0,9	1,05
9	1	0	0	1	0	0	0,06	0,02	0,9	1,05
10	1	0	0	1	0	0	0,045	0,03	0,9	1,05
11	1	0	0	1	0	0	0,06	0,035	0,9	1,05
12	1	0	0	1	0	0	0,06	0,035	0,9	1,05

13	1	0	0	1	0	0	0,12	0,08	0,9	1,05
14	1	0	0	1	0	0	0,06	0,01	0,9	1,05
15	1	0	0	1	0	0	0,06	0,02	0,9	1,05
16	1	0	0	1	0	0	0,06	0,02	0,9	1,05
17	1	0	0	1	0	0	0,09	0,04	0,9	1,05
18	1	0	0	1	0	0	0,09	0,04	0,9	1,05
19	1	0	0	1	0	0	0,09	0,04	0,9	1,05
20	1	0	0	1	0	0	0,09	0,04	0,9	1,05
21	1	0	0	1	0	0	0,09	0,04	0,9	1,05
22	1	0	0	1	0	0	0,09	0,05	0,9	1,05
23	1	0	0	1	0	0	0,42	0,2	0,9	1,05
24	1	0	0	1	0	0	0,42	0,2	0,9	1,05
25	1	0	0	1	0	0	0,06	0,025	0,9	1,05
26	1	0	0	1	0	0	0,06	0,025	0,9	1,05
27	1	0	0	1	0	0	0,06	0,02	0,9	1,05
28	1	0	0	1	0	0	0,12	0,07	0,9	1,05
29	1	0	0	1	0	0	0,2	0,6	0,9	1,05
30	1	0	0	1	0	0	0,15	0,07	0,9	1,05
31	1	0	0	1	0	0	0,21	0,1	0,9	1,05
32	1	0	0	1	0	0	0,06	0,04	0,9	1,05

Fonte: Do autor

Tabela 16 - Dados Ramos– Rede 33 nós.

Origem	Destino	Estado	R ( $\Omega/\text{km}$ )	X ( $\Omega/\text{km}$ )	I <sub>max</sub> (A)
33	1	1	0,0922	0,047	1000
1	2	1	0,493	0,2511	1000
2	3	1	0,366	0,1864	1000
3	4	1	0,3811	0,1941	1000
4	5	1	0,819	0,707	1000
5	6	1	0,1872	0,6188	1000
6	7	1	0,7114	0,2351	1000
7	8	1	1,03	0,74	1000
8	9	1	1,044	0,74	1000
9	10	1	0,1966	0,065	1000
10	11	1	0,3744	0,1238	1000
11	12	1	1,468	1,155	1000
12	13	1	0,5416	0,7129	1000
13	14	1	0,591	0,526	1000
14	15	1	0,7463	0,545	1000
15	16	1	1,289	1,721	1000
16	17	1	0,732	0,574	1000
1	18	1	0,164049	0,156412	1000
18	19	1	1,5042	1,3554	1000
19	20	1	0,4095	0,4784	1000
20	21	1	0,7089	0,9373	1000
2	22	1	0,4512	0,3083	1000
22	23	1	0,898	0,7091	1000

23	24	1	0,896	0,7011	1000
5	25	1	0,203	0,1034	1000
25	26	1	0,2842	0,1447	1000
26	27	1	1,059	0,9337	1000
27	28	1	0,8042	0,7006	1000
28	29	1	0,5075	0,2585	1000
29	30	1	0,9744	0,963	1000
30	31	1	0,3105	0,3619	1000
31	32	1	0,341	0,5302	1000
7	20	0	1,999981	1,999981	1000
8	14	0	2	2	1000
11	21	0	2	2	1000
17	32	0	0,5	0,5	1000
24	28	0	0,5	0,5	1000

Fonte: Do autor

- **Sistema Su & Lee (2003)**

Tabela 17 - Dados Subestação – Rede 94 nós.

Id	Vo (kV)	Fase (°)	Vbase (kV)	Smax (MVA)
33	12,66	0	12,66	10

Fonte: Do autor

Tabela 18 - Dados Barras– Rede 94 nós.

Id	aP	bP	cP	aQ	bQ	cQ	PL (MW)	QL (MVar)	Vmin (pu)	Vmax (pu)
1	1	0	0	1	0	0	0	0	0,95	1,05
2	1	0	0	1	0	0	0,1	0,05	0,95	1,05
3	1	0	0	1	0	0	0,3	0,2	0,95	1,05
4	1	0	0	1	0	0	0,35	0,25	0,95	1,05
5	1	0	0	1	0	0	0,22	0,1	0,95	1,05
6	1	0	0	1	0	0	1,1	0,8	0,95	1,05
7	1	0	0	1	0	0	0,4	0,32	0,95	1,05
8	1	0	0	1	0	0	0,3	0,2	0,95	1,05
9	1	0	0	1	0	0	0,3	0,23	0,95	1,05
10	1	0	0	1	0	0	0,3	0,26	0,95	1,05
11	1	0	0	1	0	0	0	0	0,95	1,05
12	1	0	0	1	0	0	1,2	0,8	0,95	1,05

13	1	0	0	1	0	0	0,8	0,6	0,95	1,05
14	1	0	0	1	0	0	0,7	0,5	0,95	1,05
15	1	0	0	1	0	0	0	0	0,95	1,05
16	1	0	0	1	0	0	0,3	0,15	0,95	1,05
17	1	0	0	1	0	0	0,5	0,35	0,95	1,05
18	1	0	0	1	0	0	0,7	0,4	0,95	1,05
19	1	0	0	1	0	0	1,2	1	0,95	1,05
20	1	0	0	1	0	0	0,3	0,3	0,95	1,05
21	1	0	0	1	0	0	0,4	0,35	0,95	1,05
22	1	0	0	1	0	0	0,05	0,02	0,95	1,05
23	1	0	0	1	0	0	0,05	0,02	0,95	1,05
24	1	0	0	1	0	0	0,05	0,01	0,95	1,05
25	1	0	0	1	0	0	0,05	0,03	0,95	1,05
26	1	0	0	1	0	0	0,1	0,06	0,95	1,05
27	1	0	0	1	0	0	0,1	0,07	0,95	1,05
28	1	0	0	1	0	0	1,8	1,3	0,95	1,05
29	1	0	0	1	0	0	0,2	0,12	0,95	1,05
30	1	0	0	1	0	0	0	0	0,95	1,05
31	1	0	0	1	0	0	1,8	1,6	0,95	1,05
32	1	0	0	1	0	0	0,2	0,15	0,95	1,05
33	1	0	0	1	0	0	0,2	0,1	0,95	1,05
34	1	0	0	1	0	0	0,8	0,6	0,95	1,05
35	1	0	0	1	0	0	0,1	0,06	0,95	1,05
36	1	0	0	1	0	0	0,1	0,06	0,95	1,05
37	1	0	0	1	0	0	0,02	0,01	0,95	1,05
38	1	0	0	1	0	0	0,02	0,01	0,95	1,05
39	1	0	0	1	0	0	0,02	0,01	0,95	1,05
40	1	0	0	1	0	0	0,02	0,01	0,95	1,05
41	1	0	0	1	0	0	0,2	0,16	0,95	1,05
42	1	0	0	1	0	0	0,05	0,03	0,95	1,05
43	1	0	0	1	0	0	0	0	0,95	1,05
44	1	0	0	1	0	0	0,03	0,02	0,95	1,05
45	1	0	0	1	0	0	0,8	0,7	0,95	1,05
46	1	0	0	1	0	0	0,2	0,15	0,95	1,05
47	1	0	0	1	0	0	0	0	0,95	1,05
48	1	0	0	1	0	0	0	0	0,95	1,05
49	1	0	0	1	0	0	0	0	0,95	1,05
50	1	0	0	1	0	0	0,2	0,16	0,95	1,05
51	1	0	0	1	0	0	0,8	0,6	0,95	1,05
52	1	0	0	1	0	0	0,5	0,3	0,95	1,05
53	1	0	0	1	0	0	0,5	0,35	0,95	1,05
54	1	0	0	1	0	0	0,5	0,3	0,95	1,05
55	1	0	0	1	0	0	0,2	0,08	0,95	1,05
56	1	0	0	1	0	0	0	0	0,95	1,05
57	1	0	0	1	0	0	0,03	0,02	0,95	1,05
58	1	0	0	1	0	0	0,6	0,42	0,95	1,05
59	1	0	0	1	0	0	0	0	0,95	1,05
60	1	0	0	1	0	0	0,02	0,01	0,95	1,05
61	1	0	0	1	0	0	0,02	0,01	0,95	1,05
62	1	0	0	1	0	0	0,2	0,13	0,95	1,05
63	1	0	0	1	0	0	0,3	0,24	0,95	1,05
64	1	0	0	1	0	0	0,3	0,2	0,95	1,05
65	1	0	0	1	0	0	0	0	0,95	1,05
66	1	0	0	1	0	0	0,05	0,03	0,95	1,05
67	1	0	0	1	0	0	0	0	0,95	1,05
68	1	0	0	1	0	0	0,4	0,36	0,95	1,05
69	1	0	0	1	0	0	0	0	0,95	1,05
70	1	0	0	1	0	0	0	0	0,95	1,05

71	1	0	0	1	0	0	2	1,5	0,95	1,05
72	1	0	0	1	0	0	0,2	0,15	0,95	1,05
73	1	0	0	1	0	0	0	0	0,95	1,05
74	1	0	0	1	0	0	0	0	0,95	1,05
75	1	0	0	1	0	0	1,2	0,95	0,95	1,05
76	1	0	0	1	0	0	0,3	0,18	0,95	1,05
77	1	0	0	1	0	0	0	0	0,95	1,05
78	1	0	0	1	0	0	0,4	0,36	0,95	1,05
79	1	0	0	1	0	0	2	1,3	0,95	1,05
80	1	0	0	1	0	0	0,2	0,14	0,95	1,05
81	1	0	0	1	0	0	0,5	0,36	0,95	1,05
82	1	0	0	1	0	0	0,1	0,03	0,95	1,05
83	1	0	0	1	0	0	0,4	0,36	0,95	1,05

Fonte: Do autor

Tabela 19 - Dados Ramos– Rede 33 nós.

Origem	Destino	Estado	R ( $\Omega/\text{km}$ )	X ( $\Omega/\text{km}$ )	I <sub>max</sub> (A)
85	1	1	0,1944	0,6624	1000
1	2	1	0,2096	0,4304	1000
2	3	1	0,2358	0,4842	1000
3	4	1	0,0917	0,1882	1000
4	5	1	0,2096	0,4304	1000
5	6	1	0,0393	0,0807	1000
6	7	0	0,0405	0,138	1000
7	8	1	0,1048	0,2152	1000
7	9	1	0,2358	0,4842	1000
7	10	1	0,1048	0,2152	1000
90	11	1	0,0786	0,1614	1000
11	12	1	0,3406	0,6944	1000
12	13	0	0,0262	0,0538	1000
12	14	1	0,0786	0,1614	1000
94	15	1	0,1134	0,3864	1000
15	16	1	0,0524	0,1076	1000
16	17	1	0,0524	0,1076	1000
17	18	1	0,1572	0,3228	1000
18	19	1	0,0393	0,0807	1000
19	20	1	0,1703	0,3497	1000
20	21	1	0,2358	0,4842	1000
21	22	1	0,1572	0,3228	1000
21	23	1	0,1965	0,4035	1000
23	24	1	0,131	0,269	1000
93	25	1	0,0567	0,1932	1000
25	26	1	0,1048	0,2152	1000
26	27	1	0,2489	0,5111	1000
27	28	1	0,0486	0,1656	1000
28	29	1	0,131	0,269	1000

92	30	1	0,1965	0,396	1000
30	31	1	0,131	0,269	1000
31	32	1	0,131	0,269	1000
32	33	1	0,0262	0,0538	1000
33	34	0	0,1703	0,3497	1000
34	35	1	0,0524	0,1076	1000
35	36	1	0,4978	1,0222	1000
36	37	1	0,0393	0,0807	1000
37	38	1	0,0393	0,0807	1000
38	39	0	0,0786	0,1614	1000
39	40	1	0,2096	0,4304	1000
38	41	0	0,1965	0,4035	1000
41	42	1	0,2096	0,4304	1000
91	43	1	0,0486	0,1656	1000
43	44	1	0,0393	0,0807	1000
44	45	1	0,131	0,269	1000
45	46	1	0,2358	0,4842	1000
84	47	1	0,243	0,828	1000
47	48	1	0,0655	0,1345	1000
48	49	1	0,0655	0,1345	1000
49	50	1	0,0393	0,0807	1000
50	51	1	0,0786	0,1614	1000
51	52	1	0,0393	0,0807	1000
52	53	1	0,0786	0,1614	1000
53	54	1	0,0524	0,1076	1000
54	55	0	0,131	0,269	1000
86	56	1	0,2268	0,7728	1000
56	57	1	0,5371	1,1029	1000
57	58	1	0,0524	0,1076	1000
58	59	1	0,0405	0,138	1000
59	60	1	0,0393	0,0807	1000
60	61	1	0,0262	0,0538	1000
61	62	0	0,1048	0,2152	1000
62	63	1	0,2358	0,4842	1000
63	64	1	0,0243	0,0828	1000
89	65	1	0,0486	0,1656	1000
65	66	1	0,1703	0,3497	1000
66	67	1	0,1215	0,414	1000
67	68	1	0,2187	0,7452	1000
68	69	1	0,0486	0,1656	1000
69	70	1	0,0729	0,2484	1000
70	71	1	0,0567	0,1932	1000
71	72	0	0,0262	0,0528	1000
88	73	1	0,324	1,1024	1000
73	74	1	0,0324	0,1104	1000
74	75	1	0,0567	0,1932	1000
75	76	1	0,0486	0,1656	1000
87	77	1	0,2511	0,8556	1000
77	78	1	0,1296	0,4416	1000
78	79	1	0,0486	0,1656	1000

79	80	1	0,131	0,264	1000
80	81	1	0,131	0,264	1000
81	82	1	0,0917	0,1883	1000
82	83	0	0,3144	0,6458	1000
5	55	1	0,131	0,269	1000
7	60	1	0,131	0,269	1000
11	43	0	0,131	0,269	1000
12	72	1	0,3406	0,6994	1000
13	76	1	0,4585	0,9415	1000
14	18	0	0,5371	1,0824	1000
16	26	0	0,0917	0,1883	1000
20	83	1	0,0786	0,1614	1000
28	32	0	0,0524	0,1076	1000
29	39	1	0,0786	0,1614	1000
34	46	1	0,0262	0,0538	1000
40	42	1	0,1965	0,4035	1000
53	64	1	0,0393	0,0807	1000

Fonte: Do autor