

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”  
FACULDADE DE ENGENHARIA  
CÂMPUS DE ILHA SOLTEIRA**

**SIMONE SILVA FRUTUOSO DE SOUZA**

**RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA  
ELÉTRICA CONSIDERANDO DEMANDAS VARIÁVEIS UTILIZANDO  
ALGORITMOS IMUNOLÓGICOS ARTIFICIAIS**

Ilha Solteira

2017

**SIMONE SILVA FRUTUOSO DE SOUZA**

**RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA  
ELÉTRICA CONSIDERANDO DEMANDAS VARIÁVEIS UTILIZANDO  
ALGORITMOS IMUNOLÓGICOS ARTIFICIAIS**

Tese apresentada à Faculdade de Engenharia do  
Câmpus de Ilha Solteira - UNESP, como parte  
dos requisitos para obtenção do título de Doutora  
em Engenharia Elétrica.

Área do Conhecimento: Automação.

Prof. Dr. Rubén Augusto Romero Lázaro  
Orientador

Ilha Solteira

2017

FICHA CATALOGRÁFICA

Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

S729r Souza, Simone Silva Frutuoso de.  
Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica considerando demandas variáveis utilizando algoritmos imunológicos artificiais / Simone Silva Frutuoso de Souza. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2017  
119 f. : il.

Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira. Área de conhecimento: Automação, 2017

Orientador: Rúben Augusto Romero Lázaro  
Inclui bibliografia

1. Reconfiguração de sistemas de distribuição. 2. Demandas variáveis. 3. Sistemas imunológicos artificiais. 4. CLONALG. 5. Copt-aiNet. 6. Opt-aiNet.

**CERTIFICADO DE APROVAÇÃO**

**TÍTULO DA TESE:** Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica considerando demandas variáveis utilizando algoritmos imunológicos artificiais

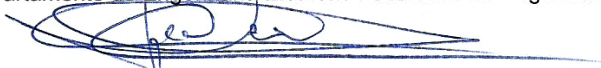
**AUTORA:** SIMONE SILVA FRUTUOSO DE SOUZA

**ORIENTADOR:** RUBEN AUGUSTO ROMERO LAZARO

Aprovada como parte das exigências para obtenção do Título de Doutora em ENGENHARIA ELÉTRICA, área: AUTOMAÇÃO pela Comissão Examinadora:



Prof. Dr. RUBEN AUGUSTO ROMERO LAZARO  
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira



Prof. Dr. JOSE ROBERTO SANCHES MANTOVANI  
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira



Prof. Dr. FABIO BERTEQUINI LEÃO  
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira



Prof. Dr. EDGAR MANUEL CARREÑO FRANCO  
Departamento de Engenharia Elétrica / Universidade Estadual do Oeste do Paraná



Prof. Dr. JOÃO BOSCO AUGUSTO LONDON JUNIOR  
Departamento de Engenharia Elétrica / ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS-USP

Ilha Solteira, 24 de fevereiro de 2017

## **DEDICO**

Ao meu esposo **Fernando Parra dos Anjos Lima**, pelo amor, compreensão, incentivo e motivação.

## **AGRADECIMENTOS**

---

Primeiramente, agradeço a Deus por ter me concedido o dom da vida, conhecimento, força, persistência, objetividade e fé para eu não desistir, e para que eu conseguisse alcançar meus objetivos.

Ao meu orientador Prof. Dr. Rubén Augusto Romero Lázaro, agradeço pela atenção, dedicação, empenho, e pelas contribuições na minha formação acadêmica, profissional e pessoal. Agradeço pelo apoio, direcionamento e orientação nos trabalhos realizados, onde tive um grande aprendizado, vivência e experiência.

Ao meu esposo Fernando Parra dos Anjos Lima, pelo amor, incentivo, paciência e compreensão. Aos meus pais, José Carlos Frutuoso de Souza e Santina Pereira da Silva Souza, que são exemplos de vida, que sempre estiveram ao meu lado dando total apoio e incentivo em minha busca pela realização de meus sonhos. Aos meus irmãos, José Rodrigo Silva Frutuoso de Souza, Ricardo Silva Frutuoso de Souza e Diego Silva Frutuoso de Souza, pelo carinho e apoio.

Agradeço aos professores (as) que participaram das bancas de defesa, qualificação e estudos especiais, onde contribuíram com ideias, sugestões e melhorias para este trabalho. Em especial agradeço ao Prof. Dr. Fábio Bertequini Leão, ao prof. Dr. José Roberto Sanches Mantovani, ao Prof. Dr. João Bosco Augusto London Junior e ao Prof. Dr. Edgar Manuel Carreño Franco.

Agradeço aos professores que me acolheram em um estágio de doutorado sanduíche no INESC-TEC Porto, Portugal, que contribuíram para minha formação acadêmica e pessoal. Em especial agradeço ao Prof. Dr. João Paulo Tomé Saraiva e Prof. Dr. Jorge Manuel Correia Pereira.

Agradeço a todos os companheiros e amigos do laboratório de pesquisa LAPSEE.

Agradeço à CAPES e CAPES-PDSE pelo auxílio financeiro concedido, através de bolsas de estudos de Doutorado e Doutorado sanduíche, que permitiu que eu pudesse me dedicar exclusivamente ao desenvolvimento desta pesquisa.

## RESUMO

---

Neste trabalho são apresentados três algoritmos imunológicos artificiais para resolver o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica considerando demanda fixa e também demandas variáveis. Para resolver este problema foram utilizados os algoritmos CLONALG (*Clonal Selection Algorithm*), Copt-aiNet (*Artificial Immune Network for Combinatorial Optimization*) e Opt-aiNet (*Artificial Immune Network for Optimization*). O problema de reconfiguração considerando demandas variáveis é um problema complexo e de natureza combinatória, que tem por objetivo identificar a melhor topologia radial para um sistema de distribuição de energia elétrica, de modo a minimizar os custos das perdas de energia ao longo de um período de operação. Para avaliar a factibilidade em relação às restrições de operação dos sistemas de energia elétrica, e calcular as perdas ativas para cada demanda foi utilizado o algoritmo de fluxo de carga radial de varredura. Os algoritmos foram escritos na linguagem C++. Para avaliar os algoritmos propostos foram realizados testes com os sistemas elétricos de 33, 84, 136, 417 e 10477 barras. Os resultados foram comparados com os existentes na literatura, de modo a verificar a eficiência e robustez dos algoritmos.

**Palavras-chave:** Reconfiguração de sistemas de distribuição. Demandas variáveis. Sistemas imunológicos artificiais. CLONALG. Copt-aiNet. Opt-aiNet.

## ABSTRACT

---

This work presents three artificial immune algorithms to solve the reconfiguration problem of electrical distribution systems (EDSs) with fixed demand and variable demands. To solve this problem were used the algorithms CLONALG (*Clonal Selection Algorithm*), Copt-aiNet (*Artificial Immune Network for Combinatorial Optimization*) and Opt-aiNet (*Artificial Immune Network for Optimization*). The reconfiguration problem with variable demands is a complex problem having combinatorial nature and aiming at identifying the best radial topology for an EDS, in order to minimize the cost of the energy losses in a given operation period. To evaluate the feasibility of the topology regarding the operating constraints of the EDS and to calculate the active power losses for each demand level it was used a specialized sweep load flow for radial systems. The mentioned algorithms were implemented in C++. To evaluate the proposed algorithms were performed testing using test systems with 33, 84, 136, 417 and 10477 nodes. The results were compared with the ones in the literature in order to validate the efficiency and robustness of the algorithms.

**Keywords:** Distribution system reconfiguration. Variable demands. Artificial Immune systems. CLONALG. Copt-aiNet. Opt-aiNet.



## LISTA DE FIGURAS

---

Figura 1 – Funcionamento Geral do Sistema Imunológico Biológico.....	35
Figura 2 – Funcionamento do Princípio de Seleção Clonal.....	37
Figura 3 – Vetor que representa uma proposta de solução.....	44
Figura 4 – Topologia radial para o sistema de 14 barras.....	45
Figura 5 – Exemplo do processo de hipermutação para o sistema de 14 barras.....	48
Figura 6 – Fluxograma de funcionamento do algoritmo CLONALG.....	52
Figura 7 – Fluxograma de funcionamento do algoritmo Copt-aiNet.....	53
Figura 8 – Fluxograma de funcionamento do algoritmo Opt-aiNet.....	54
Figura 9 - Sistema de 33 barras.....	58
Figura 10 – Perfil de tensão obtido para o sistema de 33 barras.....	59
Figura 11 - Sistema de 84 barras.....	60
Figura 12 – Perfil de tensão obtido para o sistema de 84 barras.....	61
Figura 13 - Sistema de 136 barras.....	62
Figura 14 – Perfil de tensão obtido para o sistema de 136 barras.....	63
Figura 15 – Perfil de tensão obtido para o sistema de 417 barras.....	65
Figura 16 – Perfil de tensão obtido para o sistema de 10477 barras.....	66
Figura 17 – Perfil de tensão mínima para o sistema de 33 barras.....	69
Figura 18 – Perfil de tensão mínima para o sistema de 84 barras.....	71
Figura 19 – Perfil de tensão mínima para o sistema de 136 barras.....	72
Figura 20 – Perfil de tensão mínima para o sistema de 417 barras.....	73
Figura 21 – Perfil de tensão mínima para o sistema de 10477 barras.....	75
Figura 22 – Curvas de demandas típicas.....	92

Figura 23 – Curvas de custo das perdas de energia. ....	92
Figura 24 – Passos da sub-rotina para identificação de laços. ....	116
Figura 25 – Passos da sub-rotina para identificação de laços. ....	119

## LISTA DE TABELAS

---

Tabela 1 – Comparativo de características dos algoritmos.....	43
Tabela 2 – Parâmetros do algoritmo CLONALG. ....	56
Tabela 3 – Parâmetros do algoritmo Copt-aiNet.....	57
Tabela 4 – Parâmetros do algoritmo Opt-aiNet. ....	57
Tabela 5 – Resultados para o Sistema de 33 Barras.....	58
Tabela 6 – Resultados para o Sistema de 84 Barras.....	60
Tabela 7 – Resultados para o Sistema de 136 Barras.....	63
Tabela 8 – Resultados para o Sistema de 417 Barras.....	64
Tabela 9 – Resultados para o Sistema de 10477 Barras.....	67
Tabela 10 – Resultados para o Sistema de 33 Barras.....	69
Tabela 11 – Resultados para o Sistema de 84 Barras.....	70
Tabela 12 – Resultados para o Sistema de 136 Barras. ....	72
Tabela 13 – Resultados para o Sistema de 417 Barras. ....	74
Tabela 14 – Resultados para o Sistema de 10477 Barras.....	76
Tabela 15 – Análise comparativa demanda fixa – número de iterações.....	78
Tabela 16 – Análise comparativa demanda fixa – tempo computacional.....	78
Tabela 17 – Análise comparativa demandas variáveis – número de iterações.....	78
Tabela 18 – Análise comparativa demandas variáveis – tempo computacional.....	79
Tabela 19 – Fator de demanda em um dia típico. ....	91

## LISTA DE SÍMBOLOS

---

$\Omega_b$	Conjunto de barras;
$\Omega_l$	Conjunto de circuitos;
$\Omega_{bi}$	Conjunto de barras conectadas à barra $i$ ;
$\Omega_d$	Conjunto de barras de demandas;
$P_{ij}$	Fluxo de potência ativa que sai da barra $i$ para a barra $j$ ;
$Q_{ij}$	Fluxo de potência reativa que sai a barra $i$ para barra $j$ ;
$Pd_i$	Demanda de potência ativa na barra $i$ ;
$Qd_i$	Demanda de potência reativa na barra $i$ ;
$Ps_i$	Potência ativa fornecida pela subestação da barra $i$ ;
$Qs_i$	Potência reativa fornecida pela subestação da barra $i$ ;
$V_i$	Magnitude de tensão na barra $i$ ;
$\theta_{ij}$	Diferença angular entre as barras $i$ e $j$ ;
$\underline{V}$	Magnitude de tensão mínima;
$\overline{V}$	Magnitude de tensão máxima;
$\overline{S}_{ij}$	Limite de fluxo de potência aparente no circuito $ij$ ;
$g_{ij}$	Condutância do circuito $ij$ ;
$b_{ij}$	Susceptância do circuito $ij$ ;
$n_b$	Número de barras;
$nl$	Número de ramos;
$x_{ij}$	Variável binária que determina se o circuito entre as barras $i$ e $j$ está fechado ou aberto;
$c_d^l$	Custo das perdas no nível de demanda $d$ ;
$\Delta_d$	Período de duração do nível de demanda $d$ ;
$V_{i,d}$	Magnitude de tensão na barra $i$ , no nível de demanda $d$ ;
$\theta_{ij,d}$	Diferença angular entre as barras $i$ e $j$ , no nível de demanda $d$ ;
$P_{ij,d}$	Fluxo de potência ativa que sai da barra $i$ para a barra $j$ , no nível de demanda $d$ ;
$Q_{ij,d}$	Fluxo de potência reativa que sai da barra $i$ para barra $j$ , no nível de demanda $d$ ;
$Pd_{i,d}$	Demanda de potência ativa na barra $i$ , no nível de demanda $d$ ;

$Qd_{i,d}$	Demanda de potência reativa na barra $i$ , no nível de demanda $d$ ;
$Ps_{i,d}$	Potência ativa fornecida pela subestação da barra $i$ , no nível de demanda $d$ ;
$Qs_{i,d}$	Potência reativa fornecida pela subestação da barra $i$ , no nível de demanda $d$ ;
$\bar{S}_{ij,d}$	Limite de fluxo de potência aparente no circuito $ij$ , no nível de demanda $d$ ;

## SUMÁRIO

---

1	INTRODUÇÃO.....	17
1.1	Objetivos e Contribuições .....	18
1.2	Justificativa.....	19
1.3	Organização da Tese .....	19
2	O PROBLEMA DE RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA.....	21
2.1	Introdução.....	21
2.2	Modelo Matemático do Problema de RSD com Demanda Fixa .....	22
2.3	Modelo Matemático do Problema de RSD Com Demandas Variáveis.....	23
3	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	25
3.1	Metodologias que Consideram Demanda Fixa .....	25
3.1.1	Heurísticas .....	25
3.1.2	Meta-heurísticas .....	27
3.1.3	Otimização clássica .....	30
3.1.4	Redes Neurais Artificiais.....	31
3.2	Metodologias que Consideram Demandas Variáveis.....	31
4	SISTEMAS IMUNOLÓGICOS ARTIFICIAIS .....	34
4.1	Introdução.....	34
4.2	Inspiração biológica .....	34
4.2.1	Princípio de Seleção Clonal .....	36
4.3	Algoritmo CLONALG .....	37
4.4	Algoritmo Copt-aiNet.....	40
4.5	Algoritmo Opt-aiNet .....	41

4.6	Análise Comparativa de Características dos Algoritmos .....	43
5	METODOLOGIA PROPOSTA .....	44
5.1	Representação da Proposta de Solução .....	44
5.2	Estratégia para Geração da População Inicial .....	45
5.3	Operadores Comuns aos Algoritmos Imunológicos.....	46
5.3.1	Operador de Avaliação de Afinidade .....	46
5.3.2	Operador de Seleção.....	47
5.3.3	Operador de Clonagem.....	47
5.3.4	Operador de Hipermutação .....	48
5.3.5	Operador de Metadinâmica .....	49
5.3.6	Operador de Supressão Clonal .....	49
5.3.7	Controle do Tamanho Populacional .....	50
5.3.8	Operador de Mutação Fraca .....	50
5.3.9	Operador de Mutação Forte.....	50
5.4	Algoritmo CLONALG Aplicado ao Problema de RSD .....	51
5.5	Algoritmo Copt-aiNet Aplicado ao Problema de RSD .....	52
5.6	Algoritmo Opt-aiNet Aplicado ao Problema de RSD .....	53
6	RESULTADOS .....	56
6.1	Parâmetros dos Algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet.....	56
6.2	Resultados para Demanda Fixa .....	57
6.2.1	Sistema de 33 Barras .....	58
6.2.2	Sistema de 84 Barras .....	59
6.2.3	Sistema de 136 Barras .....	61
6.2.4	Sistema de 417 Barras .....	64
6.2.5	Sistema de 10477 Barras .....	66

6.3	Resultados para Demandas Variáveis .....	68
6.3.1	Demandas Típicas Utilizadas .....	68
6.3.2	Sistema de 33 Barras .....	68
6.3.3	Sistema de 84 Barras .....	70
6.3.4	Sistema de 136 Barras .....	71
6.3.5	Sistema de 417 Barras .....	73
6.3.6	Sistema de 10477 Barras .....	74
6.4	Análise Comparativa de Desempenho dos Algoritmos.....	77
6.4.1	Demanda Fixa.....	77
6.4.2	Demandas Variáveis.....	78
6.5	Aspectos Positivos e Negativos dos Algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet .....	79
6.4.3	Aspectos Positivos.....	80
6.4.4	Aspectos Negativos .....	80
7	CONCLUSÕES.....	81
7.1	Tópicos para Trabalhos Futuros .....	82
	REFERÊNCIAS .....	83
	APÊNDICE A - PUBLICAÇÕES.....	88
	Periódicos Internacionais.....	88
	Conferências Internacionais .....	88
	Conferências Nacionais .....	89
	ANEXO A - DADOS DOS SISTEMAS ELÉTRICOS .....	90
A.1	Demandas Típicas Adotadas .....	90
A.2	Sistema de 33 Barras .....	93
A.3	Sistema de 84 Barras .....	95



A.4	Sistema de 136 Barras .....	98
A.5	Sistema de 417 Barras .....	102
A.6	Sistema de 10477 Barras .....	114
ANEXO B – SUB-ROTINA PARA IDENTIFICAÇÃO DE LAÇOS .....		115
ANEXO C – ANÁLISE E CALIBRAÇÃO DOS PARÂMETROS .....		117

## 1 INTRODUÇÃO

---

Nos últimos anos, muitos investimentos e pesquisas vêm sendo aplicados para o desenvolvimento de um novo conceito de sistemas elétricos, denominado “*Smart Grids*”. Este novo conceito tem como objetivo central transformar os sistemas elétricos atuais através de modernizações nas tecnologias de geração, transmissão e, principalmente, na distribuição de energia elétrica. Abordando preocupações como: mudanças climáticas, envelhecimento de instalações atuais, melhorias na qualidade de energia, redução nas perdas técnicas e até a possibilidade de proporcionar ao usuário final maior participação no planejamento e operação do sistema elétrico (DONGLI et al., 2011; GUNGOR et al., 2011).

O *smart grid* deve ser compreendido como um conceito que se baseia na utilização intensiva de tecnologias de automação, computação e telecomunicações para desenvolver novas estratégias de monitoramento, controle, comunicação, proteção e otimização, de forma que a eficiência dos sistemas atualmente em uso seja aumentada. Neste sentido, muitas pesquisas são realizadas, sendo uma delas a proposta de novas metodologias para resolver o problema de Reconfiguração de Sistemas de Distribuição (RSD) de energia elétrica.

O problema de RSD consiste em encontrar uma topologia radial para o sistema de distribuição através da abertura e fechamento das chaves de interconexões, de forma que seja otimizado um objetivo, que tipicamente é a minimização das perdas de potência ativa, e que sejam satisfeitas as restrições técnicas de operação do sistema elétrico, como a condição de radialidade, limites de tensão nos níveis estabelecidos pelas normas reguladoras, limites de corrente nos ramos, além de satisfazer a primeira e a segunda lei de Kirchhoff (balanço de potência e conservação de energia). A RSD é um procedimento realizado geralmente com o objetivo de minimizar as perdas ativas do sistema, melhorar os níveis de tensão, manter a confiabilidade do sistema, realizar o isolamento de faltas e realizar manutenção preventiva (GUIMARÃES, 2005).

O problema de RSD é de natureza combinatória e pode ser modelado como um problema de programação não linear inteiro misto (PNLIM) (MERLIN; BACK, 1975). Assim, quanto maior o tamanho do sistema elétrico, ou seja, relacionado a quantidade de chaves de manobras, maior a dificuldade e complexidade para resolvê-lo por métodos exatos, deste modo, os métodos inteligentes de otimização como algoritmos heurísticos, meta-heurísticas, redes neurais artificiais, sistemas imunológicos artificiais, entre outros, são os

mais empregados para resolver este problema, pois possuem estratégias eficientes que possibilitam reduzir o espaço de busca e encontrar a melhor solução.

Este problema já foi amplamente estudado na literatura, sendo que a maioria das abordagens tratam o problema de RSD considerando demanda fixa. Algumas abordagens consideram demandas variáveis, onde têm-se por objetivo identificar uma única topologia radial para operar nos diferentes níveis de demanda, de modo a minimizar o custo de perdas de energia ao longo de um período de operação.

Neste trabalho propõe-se a resolução do problema de RSD considerando demandas variáveis utilizando os algoritmos CLONALG (*Clonal Selection Algorithm*), Copt-aiNet (*Artificial Immune Network for Combinatorial Optimization*) e Opt-aiNet (*Artificial Immune Network for Optimization*). Estes algoritmos são técnicas promissoras no campo da inteligência computacional, inspiradas no funcionamento do sistema imunológico biológico. Na execução destes algoritmos, uma população de anticorpos é submetida a diversos processos biológicos como seleção, clonagem e hipermutação, com o objetivo de melhorar os valores de afinidade dos anticorpos (custo de perdas de energia). Também existem processos responsáveis por manter a diversidade populacional, substituindo a cada iteração os piores anticorpos por novos anticorpos gerados aleatoriamente. Para avaliar a afinidade dos indivíduos foi utilizado um algoritmo de fluxo de carga radial de varredura (SHIRMOHAMMADI et al., 1988) para cada nível de demanda e calculou-se o custo de perdas de energia ao longo de um período de operação. Neste trabalho os algoritmos propostos foram aplicados aos sistemas elétricos de distribuição de 33, 84, 136, 417 e 10477 barras.

## 1.1 Objetivos e Contribuições

Este trabalho tem por objetivos e contribuições:

- Apresentar a aplicação dos algoritmos imunológicos artificiais CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet para resolver o problema de RSD;
- Apresentar estratégias eficientes para resolver o problema de RSD de energia elétrica;
- Resolver o problema de RSD considerando demanda fixa e demandas variáveis;
- Apresentar uma comparação e análise com a literatura dos resultados obtidos pelos algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet na resolução do problema de RSD de energia elétrica;

- Apresentar uma análise comparativa do desempenho dos algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet na resolução do problema de RSD de energia elétrica;

## **1.2 Justificativa**

Devido aos grandes investimentos recentemente aplicados nos sistemas elétricos para o desenvolvimento do conceito smart grid torna-se necessário desenvolver novas estratégias para auxiliar no processo de análise de dados, planejamento e tomada de decisões. Uma vertente muito difundida é a proposta de novas estratégias para resolver o problema de RSD visando aumentar a eficiência, lucratividade e confiança na operação dos sistemas de energia elétrica.

Estas novas estratégias para resolver o problema de RSD são desejáveis e importantes para as concessionárias, pois atualmente as perdas técnicas nos sistemas de distribuição de energia elétrica estão na ordem de 8% no Brasil. Com estas novas metodologias as concessionárias obtêm ferramentas de baixo custo para realizar análises e planejamentos operacionais, de modo a otimizar a eficiência dos sistemas elétricos. Assim o objetivo desta tese de doutorado é justificado.

## **1.3 Organização da Tese**

O texto está organizado da seguinte forma:

### **Capítulo 1: Introdução**

Neste capítulo, foram apresentados os principais aspectos que fundamentam o desenvolvimento deste trabalho. O enfoque do trabalho, os objetivos e contribuições fazem parte desta introdução.

### **Capítulo 2: Problema de reconfiguração de sistemas de distribuição**

Neste capítulo apresentam-se os conceitos do problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica abordando demanda fixa e demandas variáveis, suas aplicações e os modelos matemáticos.

### **Capítulo 3: Revisão bibliográfica**

Nesta revisão bibliográfica são apresentados os principais trabalhos, artigos, dissertações e teses que abordam o tema pesquisado neste trabalho.

#### **Capítulo 4: Sistemas Imunológicos Artificiais**

Este capítulo apresenta os conceitos dos sistemas imunológicos artificiais, incluindo a inspiração biológica e os passos dos algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet.

#### **Capítulo 5: Metodologia Proposta**

Neste capítulo apresenta-se a estratégia de representação das propostas de soluções, a estratégia de geração da população inicial e a descrição das etapas dos algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet.

#### **Capítulo 6: Resultados**

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos com a aplicação dos algoritmos imunológicos, os quais são comparados com os resultados apresentados na literatura especializada.

#### **Capítulo 7: Conclusões**

Finalmente, nesta seção, encontram-se as conclusões deste trabalho e sugestões para trabalhos futuros.

#### **Apêndice A: Publicações**

Neste apêndice encontram-se as publicações realizadas pela autora no período do curso de doutorado.

#### **Anexo A: Dados dos sistemas testes**

Apresentam-se os dados dos sistemas testes utilizados neste trabalho.

#### **Anexo B: Sub-rotina para identificação de laços**

Neste anexo apresenta-se a descrição da sub-rotina para identificação de laços na rede de distribuição utilizada neste trabalho.

#### **Anexo C: Análise e Calibração dos Parâmetros**

Neste anexo apresenta-se uma descrição do processo de calibração dos parâmetros.

## **2 O PROBLEMA DE RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA**

---

Neste capítulo apresenta-se a descrição do problema de RSD, destacando-se os modelos matemáticos genéricos para demanda fixa e variáveis.

### **2.1 Introdução**

Os sistemas elétricos de potência são compostos por três sistemas principais, sendo o sistema de geração de energia elétrica, transmissão de energia elétrica e o sistema de distribuição de energia elétrica. Entre estes sistemas, o sistema de distribuição de energia elétrica recebe uma maior atenção nos últimos anos, pois tem a função de entregar a energia elétrica desde a subestação de distribuição até o consumidor final, com qualidade e confiabilidade. Os grandes centros populacionais e industriais estão em constante crescimento, o que faz com que os sistemas existentes trabalhem com capacidade máxima. Devido a isto as concessionárias e companhias de distribuição de energia elétrica vêm realizando grandes investimentos nos sistemas de distribuição, visando automatizar sua operação, proporcionando segurança, confiabilidade e energia de boa qualidade, como exigido pelas normas do setor elétrico, tudo isto visando mínimos custos.

Neste contexto se encaixa o problema de RSD de energia elétrica, que é um problema relacionado com o planejamento da operação dos sistemas de distribuição de energia elétrica, e tem como objetivo identificar uma topologia ótima para operação de um sistema radial, visando obter mínimas perdas ativas, atender a demanda de energia e manter a confiabilidade do sistema. Os sistemas de distribuição de energia elétrica operam com uma topologia radial, porém sua estrutura original é malhada. Esta maneira de operação tem objetivos de diminuir os custos com dispositivos de proteção e manobras da rede elétrica, proporcionar maior segurança na distribuição de energia elétrica e principalmente facilitar a operação e proteção do sistema elétrico (PEREIRA, 2010).

Em sua abordagem tradicional o problema de RSD trata as demandas invariantes nas barras, ou seja, as demandas são fixas. Esta é a forma mais abordada, no entanto para se ter uma análise mais realística do problema outras abordagens tratam o problema de RSD considerando demandas variáveis. Esta já é uma abordagem mais complexa e mais realística

do problema, se assemelhando a uma situação real. Ambas as abordagens foram modeladas matematicamente e são apresentadas nas seções a seguir.

## 2.2 Modelo Matemático do Problema de RSD com Demanda Fixa

O problema de RSD de energia elétrica para demanda fixa, considerando a minimização das perdas ativas pode ser modelado como um problema de programação não linear inteiro misto (PNLIM). O modelo matemático é descrito conforme o conjunto de equações a seguir (LAVORATO, et al., 2012):

$$\text{Min } v = \sum_{(ij) \in \Omega_l} [g_{ij} x_{ij} (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \theta_{ij})] \quad (1)$$

s.a.

$$Ps_i - Pd_i - \sum_{j \in \Omega_{bi}} (x_{ij} P_{ij}) = 0 \quad \forall i \in \Omega_b \quad (2)$$

$$Qs_i - Qd_i - \sum_{j \in \Omega_{bi}} (x_{ij} Q_{ij}) = 0 \quad \forall i \in \Omega_b \quad (3)$$

$$\underline{V} \leq V_i \leq \bar{V} \quad \forall i \in \Omega_b \quad (4)$$

$$(P_{ij}^2 + Q_{ij}^2) \leq \bar{S}_{ij}^2 * x_{ij} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (5)$$

$$x_{ij} \in \{0,1\} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (6)$$

$$\sum_{(ij) \in \Omega_l} x_{ij} = n_b - 1 \quad (7)$$

A equação (1) representa a função objetivo do problema. Neste modelo a função é do tipo minimização, sendo que o objetivo é minimizar as perdas ativas do sistema de distribuição de energia elétrica.

As restrições (2) e (3) representam a primeira e a segunda lei de Kirchhoff. Assim, o balanço de potências entre as barras do sistema garante o cumprimento da primeira lei de Kirchhoff e a segunda lei de Kirchhoff é garantida pelas equações (8) e (9) que assumem a seguinte forma.

$$P_{ij} = V_i^2 g_{ij} - V_i V_j (g_{ij} \cos \theta_{ij} + b_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (8)$$

$$Q_{ij} = V_i^2 g_{ij} - V_i V_j (g_{ij} \sin \theta_{ij} - b_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad (9)$$

A equação (4) representa a restrição dos limites de magnitude de tensão em cada barra do sistema, sendo os limites regidos e padronizados pelas normas reguladoras dos sistemas

elétricos. A restrição (5) representa o limite do fluxo de potência no circuito  $ij$ . A restrição (6) representa a característica binária da variável de decisão do problema, onde  $x_{ij}$  pode assumir dois estados, quando é igual a 0 (zero) significa que o circuito  $ij$  está desligado e quando é igual a 1 (um) o circuito  $ij$  está ligado.

Em (7) apresenta-se uma das condições necessárias para garantir a radialidade do sistema, porém esta condição não é suficiente para garantir a radialidade. Além de satisfazer (7) é necessário satisfazer (2) e (3), (LAVORATO, et al., 2012).

### 2.3 Modelo Matemático do Problema de RSD Com Demandas Variáveis

A formulação matemática para o problema de RSD considerando demandas variáveis foi adaptada do modelo apresentado por (LAVORATO, et al., 2012). Este modelo considera as mesmas restrições, no entanto, realiza a otimização considerando demandas variáveis e com uma única configuração radial operando. Este modelo pode ser descrito conforme o conjunto de equações a seguir (FRANCO et al., 2012):

$$\text{Min } v = \sum_{d \in \Omega_d} \sum_{ij \in \Omega_l} c_d^l \Delta_d [g_{ij} x_{ij} (V_{i,d}^2 + V_{j,d}^2 - 2V_{i,d} V_{j,d} \cos \theta_{ij,d})] \quad (10)$$

s.a.

$$Ps_{i,d} - Pd_{i,d} - \sum_{j \in \Omega_{bi}} (x_{ij} P_{ij,d}) = 0 \quad \forall i \in \Omega_b, \forall d \in \Omega_d \quad (11)$$

$$Qs_{i,d} - Qd_{i,d} - \sum_{j \in \Omega_{bi}} (x_{ij} Q_{ij,d}) = 0 \quad \forall i \in \Omega_b, \forall d \in \Omega_d \quad (12)$$

$$\underline{V} \leq V_{i,d} \leq \bar{V} \quad \forall i \in \Omega_b, \forall d \in \Omega_d \quad (13)$$

$$(P_{ij,d}^2 + Q_{ij,d}^2) \leq \overline{S_{ij,d}^2} * x_{ij} \quad \forall ij \in \Omega_l, \forall d \in \Omega_d \quad (14)$$

$$x_{ij} \in \{0,1\} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (15)$$

$$\sum_{(ij) \in \Omega_l} x_{ij} = n_b - 1 \quad (16)$$

Conforme o modelo tradicional, neste modelo a equação (10) representa a função objetivo do problema, sendo o objetivo minimizar os custos das perdas de energia elétrica em um dado período de operação.

As restrições (11) e (12) são as mesmas do modelo tradicional, representando a primeira e a segunda lei de Kirchhoff para todas as demandas, onde as equações (8) e (9) que garantem a segunda lei de Kirchhoff passam a ser representadas pelas equações (17) e (18).



$$P_{ij,d} = V_{i,d}^2 g_{ij} - V_{i,d} V_{j,d} (g_{ij} \cos \theta_{ij,d} + b_{ij} \sin \theta_{ij,d}) \quad (17)$$

$$Q_{ij,d} = -V_{i,d}^2 b_{ij} - V_{i,d} V_{j,d} (g_{ij} \sin \theta_{ij,d} - b_{ij} \cos \theta_{ij,d}) \quad (18)$$

Como no modelo convencional, a restrição dos limites de magnitude de tensão em cada barra do sistema é representada pela equação (13), o limite do fluxo de potência nos circuitos é representado pela equação (14), a variável de decisão binária do problema  $x_{ij}$  é representada pela equação (15), e por fim, a equação (16) representa uma das restrições de radialidade.

## 3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

---

Neste capítulo apresenta-se uma revisão bibliográfica abordando os principais trabalhos publicados na literatura que apresentam metodologias para resolver o problema de RSD considerando demanda fixa e demandas variáveis.

### 3.1 Metodologias que Consideram Demanda Fixa

As principais técnicas encontradas na literatura para resolver o problema de RSD que consideram demanda fixa podem ser agrupadas em heurísticas, meta-heurísticas, técnicas de otimização clássicas e redes neurais artificiais.

#### 3.1.1 Heurísticas

Em 1975 os pesquisadores franceses Merlin e Back apresentaram a primeira proposta para redução de perdas no sistema de distribuição de energia elétrica. Os autores apresentaram dois métodos de resolução, uma heurística construtiva e um algoritmo de otimização clássica para a resolução do problema de RSD. A heurística construtiva ficou conhecida como “abertura sequencial de chaves” (MERLIN; BACK, 1975). O método heurístico proposto pelos autores consistia em, inicialmente, fechar todas as chaves de interconexões abertas no sistema, fazendo com que o sistema ficasse totalmente malhado, na sequência resolve-se os problemas de fluxo de carga do sistema, e encontram-se o fluxo de potência aparente de cada um dos circuitos. O circuito que apresenta o menor fluxo de potência aparente é escolhido como candidato para ter sua chave de interconexão aberta, este processo finaliza uma iteração do algoritmo heurístico construtivo. Este procedimento se repete até que uma solução radial seja encontrada.

No ano de 1988 os pesquisadores Civanlar, Grainger e Lee, propuseram um método heurístico conhecido como “troca de ramos” (*branch-exchange*). O método apresentado consistia em partir inicialmente de uma configuração radial do sistema. Então se alterava esta configuração através do fechamento de uma chave de interconexão e a abertura de outra, de maneira que a radialidade do sistema fosse mantida. Para realizar a escolha dos ramos candidatos a abertura e fechamento das chaves, analisavam-se os níveis de tensão nos terminais dos circuitos, identificando a variação das perdas, devido à transferência de carga de

um circuito para o outro. Este método apresentou bons resultados quando aplicado ao sistema de 14 barras proposto no trabalho (CIVANLAR et al., 1988).

O método heurístico proposto por Merlin e Back (1975), foi modificado pelos pesquisadores Shirmohammadi e Hong (1989). Nas modificações realizadas os autores incluíram restrições de limites de tensão nos barramentos e corrente nas linhas, e também modificaram o cálculo do problema de fluxo de carga, considerando as perdas reativas, o que anteriormente não acontecia. Neste trabalho, apresentaram-se resultados com desempenhos satisfatórios.

Em 1992 os autores Goswami e Basu desenvolveram uma melhoria no algoritmo proposto por Shirmohammadi e Hong (1989), onde apenas uma chave de interconexão era fechada, visando formar um único laço, então se calcula o fluxo de potência dos circuitos do laço, e encontra-se o circuito com o menor fluxo de potência (candidato para ser aberto). Este procedimento era realizado até percorrer todos os laços do sistema (GOSWAMI; BASU, 1992).

Em (BARAN; WU, 1989), foi apresentada uma nova metodologia baseada no algoritmo de (CIVANLAR et al., 1988) em que aprimoraram a troca de circuitos e formularam dois métodos para o cálculo do problema de fluxo de carga, específico para redes radiais. Segundo Braz (2010) estas modificações fizeram com que o problema de reconfiguração passasse a ser reconhecido como um problema combinatório. Os autores apresentaram resultados para o sistema teste de 33 barras, e obtiveram desempenho satisfatório com o método.

Em Gomes et al. (2005), é apresentado um método que se divide em duas etapas, inicialmente uma heurística encontra uma configuração radial a partir de uma topologia totalmente malhada, onde a cada passo um circuito é retirado. Estas chaves são abertas de maneira a eliminar os laços do sistema. A segunda etapa consiste no refinamento da solução encontrada na primeira etapa através do método de troca de ramos. Neste trabalho são apresentados resultados obtidos para sistemas de distribuição reais de grande porte.

Um algoritmo heurístico eficiente utilizando um procedimento *branch exchange* foi apresentado em (ABABEI; KAVASSERI, 2011). Esta metodologia é baseada em problemas de fluxo máximo a custo mínimo (*minimum cost maximum flow*) e foi avaliada em sistemas de médio e grande porte apresentando resultados iguais ou melhores quando comparados aos resultados apresentados em (BARAN; WU, 1989).

### 3.1.2 Meta-heurísticas

No ano de 1992, foi apresentado o primeiro método baseado em algoritmos genéticos para resolver o problema de RSD, proposto por Nara et al. (1992). Neste trabalho os genes foram codificados através de uma representação binária baseados nos estados dos circuitos do sistema, onde “0” indica chave aberta e “1” indica chave fechada. O método foi avaliado, usando dois sistemas testes de médio porte, apresentando resultados significativos.

Foi proposta por Zimmerman (1992), a utilização da meta-heurística *Simulated Annealing* com o objetivo de reduzir as perdas ativas de um sistema trifásico. Um algoritmo genético modificado foi proposto por (ROMERO, 2001) onde a contribuição foi uma nova maneira de realizar a recombinação, permitindo que configurações não radiais fossem evitadas.

No ano de 2005 foi proposto um algoritmo evolutivo para resolver o problema de RSD sob diversas condições de carregamento do sistema e demanda fixa e variável. Foram utilizados algoritmos construtivos rápidos de árvores geradoras mínimas de Prim e *Kruskal* para geração da população inicial. O processo de crossover é aplicado visando manter preservadas as informações genéticas dos antecessores e tem como objetivo a geração de configurações factíveis. Foram apresentados resultados para os sistemas de 135 e 215 barras (AMASIFEN et al., 2005).

Em Guimarães (2005), foi apresentado um algoritmo de Busca Tabu para a minimização das perdas ativas de potência, inicialmente foi implementado o algoritmo de busca tabu com memória de curto prazo e depois adicionadas melhorias como memória baseada em frequência objetivando intensidade e diversidade. O algoritmo inicia com uma configuração factível qualquer ou então de boa qualidade. Observou-se que quando é utilizada uma configuração inicial gerada por um algoritmo heurístico, as configurações encontradas após a reconfiguração têm melhor qualidade que as obtidas quando utilizada uma configuração inicial qualquer considerando o mesmo número de iterações para os dois casos.

Em (MENDONZA et al., 2006), apresenta-se uma metodologia baseada no algoritmo genético para resolver o problema de RSD, onde a principal contribuição dos autores foi uma nova forma de codificação da proposta de solução, a qual permite reduzir o espaço de busca do algoritmo e trabalhar somente com topologias factíveis do ponto de vista da radialidade. Adicionalmente foi alterado o processo de *crossover* utilizando mutação direcionada. Esta metodologia foi avaliada em sistemas testes de médio porte, apresentando bons resultados.

Em (ZHANG et al., 2007), foi utilizado um algoritmo de Busca tabu especializado para resolver o problema de RSD. Os autores propuseram um operador de mutação que utilizava expressões similares à formulação apresentada em (BARAN; WU, 1989) para reduzir o espaço de busca. Nos testes, o algoritmo foi testado com o sistema de 119 barras e apresentou resultados significativos.

Em (CABEZAS, 2007), apresentou-se um algoritmo baseado no comportamento de colônia de formigas para resolver o problema de RSD. O método proposto utiliza uma representação através de circuitos e barras, onde “agentes” se movem identificando as chaves que devem permanecer fechadas para minimizar as perdas do sistema. O autor executou testes usando a metodologia desenvolvida com sistemas elétricos de médio e grande porte.

No trabalho de (CARREÑO et al., 2007) é apresentado o algoritmo genético com uma nova codificação, e utilizando um eficiente operador de recombinação que permitiu a geração de configurações factíveis. Este método foi testado em sistemas de distribuição reais, mostrando excelentes resultados e tempo computacional reduzido. Adicionalmente os autores utilizaram um algoritmo de Prim com pesos iguais para gerar a população inicial.

Uma proposta baseada em colônia de formigas foi apresentada por (CHANG, 2008) para resolver o problema de RSD, na qual, formigas artificiais escolhem quais chaves devem ser abertas para formar uma topologia radial. Este método foi aplicado em sistemas de 16 e 94 barras, obtendo bons resultados.

Em Guimarães (2009), é proposto um sistema integrado que utiliza as meta-heurísticas *Simulated Annealing* e o algoritmo genético. Neste método utiliza-se o algoritmo genético para resolver o problema de RSD e a partir da solução encontrada utiliza-se o *Simulated Annealing* para coordenar as manobras dos *taps* do transformador da subestação de forma automática. Foram apresentados resultados com os sistemas de 69 barras e 135 barras, obtendo bons resultados.

Em (PEREIRA, 2010), apresenta-se um método baseado em colônia de formigas para resolver o problema de RSD, no qual formigas artificiais (agentes) exploram o meio ambiente (sistema de distribuição) e trocam informações para encontrar a topologia que apresenta menores valores de perdas ativas. Para isso, foi feita uma adequação para o problema de reconfiguração, modificando a forma como os agentes procuram pela solução ótima. Isto tornou o método mais generalizado e permitiu que o algoritmo trabalhasse em um espaço mais abrangente de soluções factíveis. Foram realizados testes em sistemas de 33, 69 e 136

barras, obtendo resultados considerados bons quando comparados com as técnicas existentes na literatura.

Em (OLIVEIRA, 2011), o problema de RSD é resolvido utilizando a meta-heurística GRASP. Na metodologia utilizada todas as chaves de interconexões do sistema estão fechadas no início do processo e a cada iteração da fase construtiva do GRASP resolve-se um fluxo de carga para calcular o ponto de operação do sistema, e assim em cada iteração um circuito é desconectado do sistema até encontrar uma topologia radial. A metodologia foi avaliada com sistemas elétricos de médio e grande porte apresentando bons resultados. Destaca-se que para o sistema de 119 barras o autor encontrou um resultado melhor do que os reportados na literatura.

Em (FRANCO et al., 2012), apresenta-se um algoritmo *tabu search* eficiente para resolver o problema de RSD. A solução inicial é gerada a partir de um algoritmo Prim e a partir disto o algoritmo “tabu search” é executado fazendo buscas na vizinhança desta solução até encontrar uma solução de melhor qualidade para o problema. O método foi avaliado em sistemas elétricos de médio e grande porte, obtendo os mesmos resultados apresentados na literatura.

Um algoritmo de busca dispersa aplicado ao problema de RSD é apresentado no trabalho de (RUPOLO, 2013). Neste trabalho o autor utilizou modelo de cargas com potências constantes e também o modelo exponencial de cargas. O algoritmo foi avaliado com os sistemas testes de 14, 84, 136 e 202 barras.

Em (SOUZA, 2013), foi apresentada uma meta-heurística GRASP para resolver o problema de RSD. Nesta abordagem, todas as chaves de interconexões do sistema de distribuição estão abertas no início do algoritmo e a cada passo, um circuito é conectado no sistema e assim uma solução factível é construída. Na sequência ocorre um processo de busca local a partir da solução construída. O algoritmo GRASP foi escrito na linguagem de modelagem matemática AMPL e em cada iteração foi resolvido um problema de programação não linear utilizando o solver comercial KNITRO. Esta metodologia foi avaliada com os sistemas testes de 14, 33, 70, 84, 119, 136 e 417 barras apresentando bons resultados.

Em (SOUZA et al., 2015), apresentou-se a resolução do problema de RSD para demanda fixa utilizando os algoritmos imunológicos artificiais Copt-aiNet e Opt-aiNet. Os algoritmos são ferramentas computacionais inteligentes inspiradas no funcionamento do sistema imunológico biológico. Os algoritmos foram avaliados com os sistemas de 33, 70, 84, 119, 136 e 417 barras e apresentaram excelentes resultados quando comparados com os

principais trabalhos reportados na literatura, tais como: (BARAN, WU, 1989; FRANCO et al., 2012, CARREÑO et al., 2007).

Em (POSSAGNOLO, 2015), apresenta-se a resolução do problema de RSD utilizando algoritmos baseados na meta-heurística de busca em vizinhança variável. Neste trabalho quatro versões da meta-heurística de busca em vizinhança são propostas, sendo: *Basic Variable Neighborhood Search* (BVNS), *Variable Neighborhood Descent* (VND), *Reduced Variable Neighborhood Search* (RVNS) e *General Variable Neighborhood Search* (GVNS). Adicionalmente o autor propôs uma heurística de Prim especializada para gerar uma solução inicial de boa qualidade com baixo esforço computacional. Os quatro algoritmos foram avaliados com os sistemas de 33, 84, 136, 415 e 10477 barras apresentando bons resultados.

### 3.1.3 Otimização clássica

Em 1975 os autores Merlin e Back apresentaram uma metodologia para resolver o problema de reconfiguração em redes de pequeno porte, utilizando programação linear inteira, em específico o algoritmo “*Branch-and-bound*” (MERLIN; BACK, 1975).

Já em 1990, Glamocanin apresentou uma metodologia para resolver o problema de reconfiguração utilizando o método simplex. O método inicialmente obtém uma topologia radial através da linearização das perdas, e então a partir desta etapa utiliza-se o método simplex a fim de melhorar a solução. O método foi aplicado a um sistema de 10 barras, obtendo resultados satisfatórios (GLAMOCANIN, 1990).

Em (ABUR, 1996), apresenta-se um método baseado em um algoritmo de programação linear (PL) modificado para resolver o problema de RSD. Segundo o autor a modificação do método permitiu encontrar a melhor topologia radial para um sistema de pequeno porte. Nos resultados o autor apresenta um exemplo numérico com um sistema de 9 barras.

No ano de 2012 foi apresentado em (LAVORATO et al., 2012) um método para resolver o problema de RSD de energia elétrica através do algoritmo *Branch and Bound* não linear, no qual um problema de programação não linear é resolvido a cada nó da árvore de *Branch and Bound*.

Em (ROMAIS, 2013), a resolução do problema de RSD ocorre através da formulação cônica de segunda ordem inteira mista. O objetivo desta pesquisa foi propor uma nova metodologia que seja eficiente para resolver o problema de RSD, que geralmente é modelado por um problema de programação não linear inteiro misto. Foi provado que o ponto de operação em regime permanente de sistemas de distribuição radiais pode ser modelado

matematicamente como um problema de programação cônica de segunda ordem. Os sistemas testes de 33, 70, 136 e 417 barras foram utilizados para avaliar o modelo matemático proposto, apresentando bons resultados.

#### *3.1.4 Redes Neurais Artificiais*

Em (KIM et al., 1993), apresenta-se um método baseado nas redes neurais artificiais do tipo “multi-layer perceptron” para resolver o problema de RSD. Neste método utilizaram-se dois grupos de redes neurais, sendo um grupo para identificar o perfil de carga e o segundo para gerar topologias baseadas nos perfis de carga obtidos pelo primeiro conjunto de redes neurais.

Um método baseado nas redes neurais do tipo Hopfield foi proposto em (HAYASHI et al., 1996). Neste método associam-se conhecimentos técnicos sobre a rede elétrica para que as topologias geradas pela rede neural sejam seguras, e que possam operar dentro dos limites físicos e operacionais. Este método tem capacidade de evitar mínimos locais. Os resultados encontrados para os sistemas teste de 10 barras e 21 barras são satisfatórios.

Em (SALAZAR et al., 2006), foi apresentado um método baseado nas redes neurais do tipo “multi-layer perceptron” para resolver o problema de RSD. Os autores aplicaram técnicas de agrupamento e validação para identificar as melhores topologias no treinamento da rede neural. Partindo desta técnica foi possível identificar boas topologias com baixo custo computacional e utilizando apenas uma rede neural para resolver o problema. Este método apresentou bons resultados quando aplicado ao sistema de 14 barras proposto em (CIVANLAR et al., 1988) e ao sistema teste 136 barras.

### **3.2 Metodologias que Consideram Demandas Variáveis**

Na literatura poucos trabalhos propõem metodologias para resolver o problema de RSD considerando demandas variáveis, desta forma, na sequência apresentam-se os mais relevantes.

Em 1988 os autores Lee e Brooks apresentaram o primeiro trabalho que considerou o problema de RSD com vários níveis de demandas. Os autores constataram que alterar a topologia da rede quando as cargas tinham variações significativas era muito vantajoso (LEE ; BROOKS, 1988).

Em (CHEN ; CHO, 1993), foi apresentada uma metodologia sistemática para obter o melhor plano de chaveamento para minimizar as perdas do sistema considerando diversas



demandas. O chaveamento ótimo de curto prazo é obtido por um método *Branch and Bound*. Um problema de otimização é formulado para obter as melhores operações de chaveamento para o sistema elétrico. Este problema é então dividido em vários subproblemas para encontrar a maior redução de perdas entre as possíveis operações de chaveamento entre dois alimentadores. Uma heurística rápida é aplicada para estimar a maior variação de perdas.

Já em (ZHOU et al., 1997) os autores propuseram uma heurística para resolver o problema de RSD, onde a ênfase foi dada na minimização dos custos da operação em um período de tempo especificado e o sistema elétrico possuía demandas variáveis. Adicionalmente observa-se que a heurística proposta utilizava uma expressão para o cálculo da variação das perdas semelhante à proposta por Civanlar et al. (1988).

Em (HUANG ; CHIN, 2002), foi proposta uma heurística baseada na lógica *fuzzy* para o problema de RSD considerando demandas variáveis, redução de perdas e o balanço de potência. Os autores propuseram uma redução no espaço de busca do problema, fazendo com que somente chaves de ligação em uma vizinhança do alimentador selecionado fossem escolhidas para serem fechadas.

No trabalho de López et al. (2004) foram apresentados resultados comparando a resolução do problema de RSD com demandas variáveis (reconfiguração de hora em hora) e apenas um nível de demanda (demanda média e máxima). Os resultados mostraram que ao utilizar uma topologia para cada hora do dia (reconfiguração de hora em hora) muitas operações de chaveamento seriam necessárias.

No ano de 2005, os autores Amasifen, Romero e Mantovani, propuseram resolver o problema de RSD com demandas variáveis, no entanto considerando uma única topologia de operação para todas as demandas do sistema. Neste trabalho foi utilizado um algoritmo evolutivo. Os resultados foram apresentados para sistemas elétricos de pequeno e médio porte e demonstraram que utilizar uma única topologia para todas as demandas é mais viável (AMASIFEN et al., 2005).

Também no ano de 2005, Bueno apresentou uma metodologia utilizando a heurística de abertura sequencial e um algoritmo de Kruskal para resolver o problema de RSD considerando demandas variáveis e uma única topologia para todo o período de operação. Adicionalmente o algoritmo foi especializado com uma busca local de troca de ramos que considera a duração de cada nível de demanda. Neste trabalho foram considerados períodos de operação de três horas para cada nível de demanda, totalizando oito níveis de demanda ao longo de um dia de operação (BUENO, 2005).

Em (QUEIROZ ; LYRA, 2009), os autores fizeram as mesmas considerações de (BUENO, 2005), isto é, encontrar uma única topologia que minimiza as perdas de energia no sistema em um determinado intervalo de tempo, considerando demanda variável e aplicaram um algoritmo genético adaptativo híbrido para resolver o problema. Foram apresentadas comparações dos resultados para demanda fixa e para demandas variáveis.

Por fim, em (POSSAGNOLO, 2015), foram apresentadas 4 versões da meta-heurística de busca em vizinhança variável para resolver o problema de RSD considerando um nível de demanda para cada hora do dia, totalizando 24 níveis de demandas. Neste trabalho foram apresentados os algoritmos *Basic Variable Neighborhood Search* (BVNS), *Variable Neighborhood Descent* (VND), *Reduced Variable Neighborhood Search* (RVNS) e *General Variable Neighborhood Search* (GVNS). Os resultados demonstram eficiência e qualidade de soluções, com baixo tempo computacional.

## 4 SISTEMAS IMUNOLÓGICOS ARTIFICIAIS

---

Neste capítulo, apresenta-se o conceito dos sistemas imunológicos artificiais, destacando-se a inspiração biológica e os algoritmos artificiais utilizados nesta tese.

### 4.1 Introdução

Os sistemas imunológicos artificiais (SIA) constituem-se de um conjunto de ferramentas e algoritmos inteligentes inspirados nos mecanismos de funcionamento do sistema imunológico biológico (CASTRO, 2001). Similarmente a outras metodologias bio-inspiradas e meta-heurísticas, o objetivo dos SIA é resolver problemas complexos que não podem ser resolvidos em tempo hábil por métodos tradicionais exatos.

Para problemas de otimização, os primeiros métodos imunológicos começaram a surgir em meados da década de 90, no entanto, somente a partir do ano 2000 as principais técnicas foram propostas. Em (CASTRO ; ZUBEN, 2000) foi proposto o algoritmo CLONALG (*Clonal Selection Algorithm*), que é inspirado no princípio de seleção clonal de linfócitos B do organismo. Na sequência da evolução dos SIA, os autores Castro e Zuben (2001) propuseram as redes imunológicas artificiais, denominadas aiNet (Artificial Immune Network). A rede imunológica aiNet é basicamente um conjunto de processos de seleções clonal de linfócitos B ocorrendo em paralelo no organismo, objetivando gerar uma resposta imunológica. Os algoritmos CLONALG e aiNet são a base de diversos métodos propostos posteriormente, tais como: o algoritmo Opt-aiNet que é uma extensão da rede aiNet, proposto em Castro e Timmis (2002), o algoritmo B-cell (BCA) proposto por Kelsey e Timmis (2003), o algoritmo Copt-aiNet para problemas de otimização combinatória (de SOUZA et al., 2004), entre muitos outros.

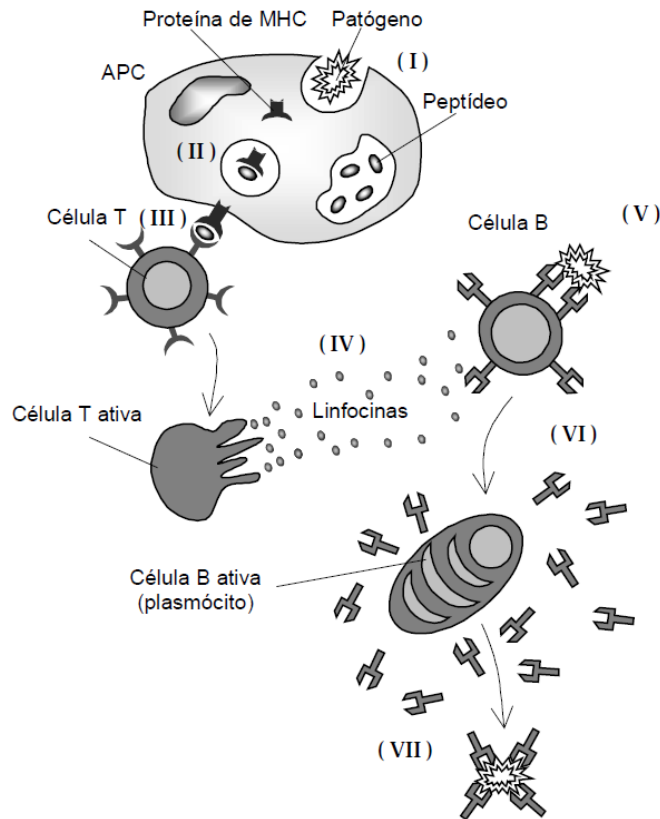
Vale ressaltar que os algoritmos imunológicos artificiais são ferramentas promissoras muito aplicadas na solução de diversos tipos de problemas complexos, no entanto na área de engenharia elétrica a sua aplicação ainda é pouco difundida.

### 4.2 Inspiração biológica

O corpo biológico, em especial o humano, é protegido por diversas células e moléculas que trabalham em harmonia, objetivando respostas às substâncias estranhas ao organismo, os

chamados patógenos (agentes infecciosos). Todo este processo complexo está apresentado de forma simplificada na Figura 1.

Figura 1 – Funcionamento Geral do Sistema Imunológico Biológico.



Fonte: Adaptado de (CASTRO ; TIMMIS, 2002).

No passo (I), o processo é iniciado quando algum patógeno (agente infeccioso) é ingerido por uma molécula apresentadora de antígeno especializado (APCs ou célula dendrítica). Nesta fase, os patógenos são digeridos, fragmentados em peptídeos antigênicos. No passo (II), os fragmentos de peptídeos se ligam as moléculas MHC (*major histocompatibility complex*) e são apresentados à superfície da molécula APC. Em seguida, no passo (III), as células T, as quais possuem moléculas receptoras em sua superfície, são capazes de reconhecer diferentes antígenos MHC/peptídeos processados pela APC, ou seja, o reconhecimento faz com que o estado seja de ativação. O terceiro passo representa a discriminação próprio/não-próprio realizada pelo organismo, diferenciando as células próprias dos agentes infecciosos. Uma vez identificado um agente infeccioso o organismo é ativado para combater o patógeno.

No passo (IV), onde o sistema já está ativado por ter reconhecido algum antígeno MHC/peptídeo, as células T se dividem e secretam sinais químicos (linfocinas) que sinalizam para outros componentes do sistema imunológico que um antígeno foi encontrado. Após esta sinalização, no passo (V) as células B, que possuem moléculas receptoras de especificidade única em sua superfície, são capazes de reconhecer os antígenos livres no organismo, sem a necessidade da ingestão e digestão das células apresentadoras (APC), e assim são ativadas, dando início ao processo de seleção e expansão clonal (CASTRO, 2001). Quando ativadas, as células B, no passo (VI), elas se dividem, se proliferam e se transformam em plasmócitos, secretando anticorpos em altas taxas. O processo de seleção e expansão das células de tipo B realizado pelo organismo inspirou e deu origem ao algoritmo de seleção clonal (CLONALG), (CASTRO ; ZUBEN, 2000).

No passo (VII), estes anticorpos gerados são ligados aos antígenos encontrados. Assim, o agente infeccioso é neutralizado, levando à destruição da ameaça. Algumas das células T e B, se transformam em células de memória, e continuam circulando no sistema garantindo uma resposta eficiente e rápida a uma futura exposição ao mesmo tipo de agente infeccioso. Note que todo o processo é realizado com a cooperação entre o conjunto de células formadoras do sistema imunológico, sendo cada uma responsável por uma função relativamente simples, e, no conjunto, realiza um trabalho extremamente complexo (DASGUPTA, 1998; CASTRO; TIMMIS, 2002).

O processo de produzir células específicas em quantidade suficiente para combater agentes infecciosos no organismo é denominado princípio de seleção clonal. Este princípio é apresentado no tópico a seguir.

#### *4.2.1 Princípio de Seleção Clonal*

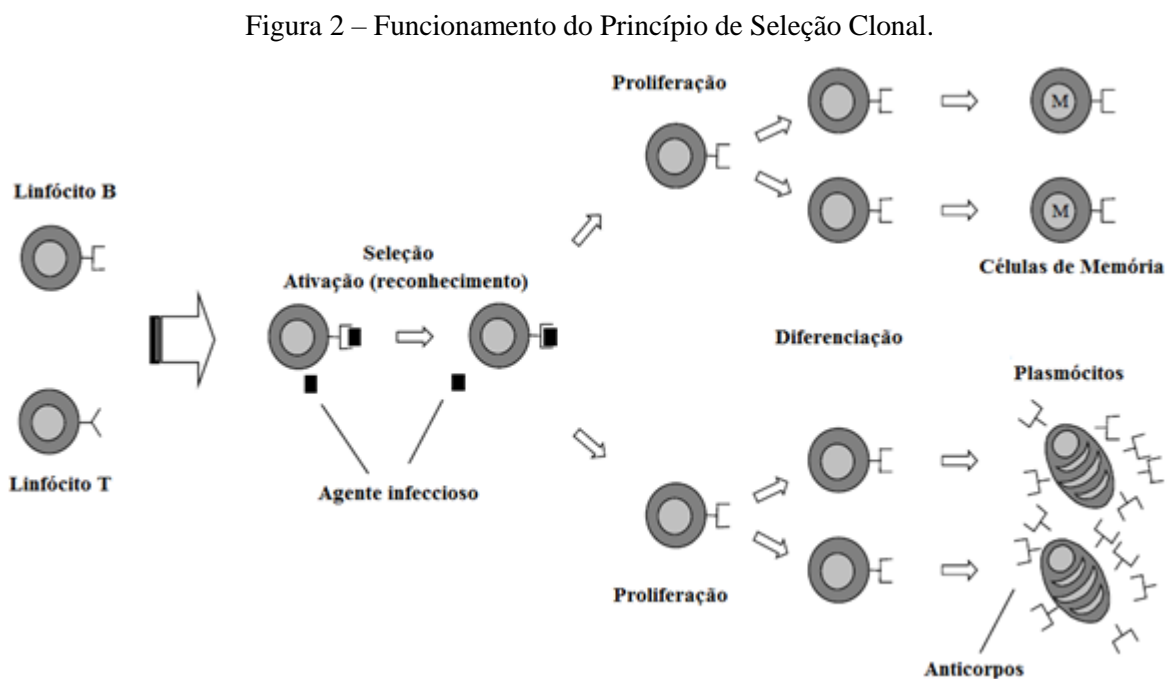
O princípio de seleção clonal ou teoria da expansão clonal está associado às características básicas de uma resposta imune adaptativa contra um agente infeccioso. Este princípio estabelece que apenas a célula que reconheceu o agente infeccioso irá se proliferar, sendo, portanto, selecionada para clonagem. Quando o organismo é exposto a um agente infeccioso, uma subpopulação de linfócitos (células B) responde através da produção de anticorpos. Cada célula gera um único tipo de anticorpo, que é relativamente específico para o agente infeccioso. Através da ativação de um linfócito (células B), um sinal co-estimulatório é liberado, estimulando o linfócito ativado a se proliferar (dividir e clonar) e se transformar em

uma célula capaz de distribuir anticorpos pelo organismo. Estas células são chamadas de plasmócitos (CASTRO, 2001).

Os linfócitos B, além de se proliferar e se diferenciar em plasmócitos, também podem se diferenciar em células B de memória, caracterizadas por possuírem longos períodos de vida. As células de memória circulam pelo sangue, vasos linfáticos e tecidos, com o objetivo de reconhecer um agente infeccioso quando reexpostas, desta forma, começam a se diferenciar em plasmócitos capazes de produzir anticorpos iguais aos que estimularam a resposta primária (CASTRO, 2001).

A seleção clonal ocorre tanto com a ativação dos linfócitos B quanto com os linfócitos T. As células T não geram anticorpos, no entanto estimulam as células B para que executem o processo de seleção e clonagem.

A Figura 2 ilustra o funcionamento do princípio de seleção clonal.



Fonte: Adaptado de (CASTRO, 2001).

### 4.3 Algoritmo CLONALG

O algoritmo de seleção clonal, CLONALG (*Clonal Selection Algorithm*), foi proposto originalmente por (CASTRO; ZUBEN, 2000). Duas versões do algoritmo estão disponíveis, sendo uma para resolver problemas de aprendizagem de máquina e reconhecimento de padrões e outra para resolver problemas de otimização (CASTRO, 2001).

O algoritmo CLONALG inicialmente foi proposto para resolver problemas de reconhecimento de padrões e dadas suas características adaptativas, o algoritmo foi estendido para aplicações em problemas de otimização. Nos passos a seguir descreve-se o algoritmo CLONALG para resolver problemas de otimização (CASTRO, 2001):

- Passo 1: Gere uma população ( $P$ ) com  $N$  anticorpos (soluções candidatas);
- Passo 2: Avalie a afinidade (função objetivo) de cada anticorpo e selecione (processo de seleção) os  $n$  melhores anticorpos (anticorpos de memória) da população  $P$ , obtendo o conjunto  $P_{\{n\}}$ ;
- Passo 3: Reproduza (processo de clonagem) cada um dos  $n$  melhores anticorpos selecionados, gerando uma população ( $C$ ) com  $N_c$  clones. A quantidade de clones gerados pelos anticorpos é diretamente proporcional à sua afinidade;
- Passo 4: Submeta a população de clones ( $C$ ) a um processo de hipermutação, onde a taxa de mutação é inversamente proporcional à afinidade do anticorpo. Uma população ( $C^*$ ) de anticorpos maduros/maturados é gerada;
- Passo 5: Avalie a afinidade de cada anticorpo pertencente a ( $C^*$ ) e selecione os  $n$  melhores anticorpos ( $C^*_{\{n\}}$ ) e os adicione à população  $P$ . O conjunto  $C^*_{\{n\}}$  selecionado substitui os piores anticorpos da população  $P$ .
- Passo 6: Substitua  $d$  anticorpos de baixa afinidade por novos anticorpos ( $P_{\{d\}}$ ) (diversidade ou metadinâmica). Os anticorpos com baixa afinidade possuem maior probabilidade de serem substituídos;
- Passo 7: Repita os passos de 2 a 6 até satisfazer o critério de parada.

Ressalta-se que antes de executar um processo de seleção, inicialmente é necessário ordenar os anticorpos da população em ordem decrescente utilizando os valores de afinidade dos anticorpos.

Cada anticorpo gera uma quantidade  $N_c^i$  de clones dada pela equação (19) e a quantidade total  $N_c$  de clones gerada no Passo 3 para todos os  $n$  anticorpos selecionados no Passo 2 é dada pela equação (20): (CASTRO, 2001).

$$N_c^i = \text{round}\left(\frac{\beta N}{i}\right) \quad (19)$$

$$N_c = \sum_{i=1}^n N_c^i \quad (20)$$

onde  $\beta$  é um fator multiplicativo entre  $[0,1]$ ,  $N$  é a quantidade total de anticorpos da população  $P$ , e  $round(.)$  é o operador de arredondamento para o inteiro mais próximo.

Neste caso, os anticorpos selecionados estão ordenados pelo valor da afinidade (função objetivo), portanto quanto maior  $i$  na equação (19), menor a afinidade e conseqüentemente a quantidade de clones gerada para o anticorpo  $i$ .

A taxa de mutação ( $\alpha$ ) de cada clone é definida pela equação (21): (CASTRO, 2001).

$$\alpha = \exp(-\rho f^*) \quad (21)$$

em que  $\rho$  é um parâmetro de controle de amortecimento da função exponencial,  $f^*$  é o valor normalizado da afinidade.

O parâmetro  $f^*$  é calculado conforme a equação (22) para problemas de maximização e (23) para problemas de minimização: (CASTRO, 2001).

$$f^* = \frac{f}{f_{\max}} \quad (22)$$

$$f^* = \frac{f_{\min}}{f} \quad (23)$$

sendo:  $f_{\max}$  é o máximo valor de afinidade e  $f_{\min}$  é o mínimo valor de afinidade.

Desta forma, cada clone sofre um processo de mutação dado pela equação a seguir (FRANÇA et al., 2005):

$$m = round(\alpha * N(0,1)) \quad (24)$$

sendo:  $m$  a quantidade de mutações que cada clone do anticorpo sofrerá,  $round(.)$  é o operador de arredondamento para o inteiro mais próximo,  $\alpha$  é a taxa de mutação e  $N(0,1)$  é uma variável randômica gaussiana de média zero e desvio padrão  $\sigma = 1$ .

De forma geral, um clone sofre um número de mutações a uma taxa inversamente proporcional à afinidade do anticorpo que gerou o clone, isto é, os clones gerados pela mesma proposta de solução, devem ter o mesmo número de mutações. Durante a execução do algoritmo, os anticorpos com menor afinidade são substituídos por novos anticorpos.

O algoritmo CLONALG possui seis parâmetros principais, descritos a seguir:

- Tamanho da população de anticorpos ( $N$ ): Especifica o total de anticorpos a serem mantidos pelo sistema;
- Tamanho da área de seleção ( $n$ ): Refere-se ao número total de anticorpos com maiores afinidades que são selecionados da população para serem clonados;
- Quantidade de anticorpos a serem substituídos ( $d$ ): Número de anticorpos com baixa afinidade que devem ser substituídos por novos anticorpos;



- Fator de clonagem ( $\beta$ ): Controla o número de clones gerados;
- $\rho$  é um parâmetro de controle de amortecimento da função exponencial;
- Número máximo de gerações: Especifica o número total de iterações que o algoritmo deve realizar.

#### 4.4 Algoritmo Copt-aiNet

O algoritmo Copt-aiNet (*Artificial Immune Network for Combinatorial Optimization*) foi proposto originalmente por Souza et al. (2004), o Copt-aiNet é uma extensão do aiNet para resolver problemas de otimização combinatória. Esse algoritmo evolui a partir de uma população inicial, no entanto, suas principais diferenças são as fases de maturação fraca e forte da afinidade, além de possuir um controle no tamanho da população.

O algoritmo Copt-aiNet pode ser descrito conforme os passos a seguir (SOUZA et al., 2004):

Passo 1: Gere uma população ( $P$ ) com  $N$  anticorpos (soluções candidatas);

Passo 2: Enquanto o critério de estabilização da população não for satisfeito repita os passos de 2.1 a 2.6

Passo 2.1: Avalie a afinidade (função objetivo) de cada anticorpo da população  $P$ ;

Passo 2.2: Selecione os  $n$  melhores anticorpos da população  $P$ , obtendo o conjunto  $P_{\{n\}}$ ;

Passo 2.3: Reproduza (processo de clonagem) cada um dos  $n$  melhores anticorpos selecionados, gerando uma população ( $C$ ) com  $N_c$  clones;

Passo 2.4: Submeta a população de clones ( $C$ ) a um processo de hipermutação, onde a taxa de mutação é inversamente proporcional à afinidade do anticorpo. Uma população ( $C^*$ ) de anticorpos maduros/maturados é gerada;

Passo 2.5: Avalie a afinidade de cada anticorpo pertencente a ( $C^*$ ) e selecione os  $n$  melhores anticorpos ( $C^*_{\{n\}}$ ) e substitua os piores anticorpos da população  $P$ ;

Passo 2.6: Substitua  $d$  anticorpos de baixa afinidade por novos anticorpos ( $P_{\{d\}}$ ) (metadinâmica). Os anticorpos com baixa afinidade possuem maior probabilidade de serem substituídos;

Passo 3: Supressão Clonal: Elimine todos os anticorpos de memória em que a afinidade entre eles seja maior que um limiar  $S$  (taxa de similaridade). Neste passo

devem-se comparar os anticorpos da população  $P_{\{n\}}$  aos pares, suprimindo os anticorpos que não satisfizerem o limiar  $S$ ;

Passo 4: Controle do Tamanho Populacional: Se o tamanho da população  $P$  for menor que  $N$ , então gere novos anticorpos para completar a população;

Passo 5: Mutação Fraca: Se não houver melhorias em  $k$  iterações, então realize mutação fraca;

Passo 6: Mutação Forte: Aplique a mutação forte nos  $n$  melhores anticorpos da população, isto é, nos anticorpos de memória ( $P_{\{n\}}$ );

Passo 7: Repita os passos de 2 a 6 até satisfazer o critério de parada.

Durante o processo iterativo do algoritmo Copt-aiNet os processos de clonagem e hipermutação se baseiam no mesmo princípio do algoritmo CLONALG apresentado anteriormente. No processo de clonagem utiliza-se a equação (20) para calcular a quantidade  $N_c$  de clones para cada anticorpo da população  $P$ . Para o processo de hipermutação utiliza-se o conjunto de equações de (21) a (24).

O critério de estabilização da população  $P$  (*est*) depende de cada problema, no entanto, comumente aplica-se uma análise no conjunto de memória ( $P_{\{n\}}$ ), e quando o mesmo não se modifica em um determinado número de iterações, ocorre à estabilização da população.

#### 4.5 Algoritmo Opt-aiNet

O algoritmo Opt-aiNet (*Artificial Immune Network for Optimization*) foi proposto originalmente por Castro e Timmis (2002), o Opt-aiNet é uma versão do aiNet para resolver problemas de otimização. Esse algoritmo evolui a partir de uma população inicial, de modo a identificar soluções para um determinado problema. Suas principais diferenças são os processos de clonagem, maturação de afinidade e seleção elitista.

O algoritmo Opt-aiNet pode ser descrito conforme os passos a seguir (CASTRO ; TIMMIS, 2002):

Passo 1: Gere uma população ( $P$ ) com  $N$  anticorpos (soluções candidatas);

Passo 2: Avalie a afinidade (função objetivo) de cada anticorpo da população  $P$  e determine a média da afinidade populacional e armazene em *OldAfinidade*;

Passo 3: Enquanto o critério de estabilização da população não for satisfeito repita os passos de 3.1 a 3.7

- Passo 3.1: Gere  $N_c$  clones para cada anticorpo da população  $P$  (processo de clonagem), formando subgrupos de anticorpos constituídos dos anticorpos originais (anticorpo pai) e os clones;
- Passo 3.2: Submeta os  $N_c$  clones de cada anticorpo pai a um processo de hipermutação;
- Passo 3.3: Avalie a afinidade de cada anticorpo maturado;
- Passo 3.4: Para cada subgrupo constituído de um anticorpo pai (anticorpo original) e seus respectivos clones maturados, selecione o anticorpo de melhor afinidade e remova os demais, compondo a população  $P$  com os  $N$  melhores anticorpos (seleção elitista);
- Passo 3.5: Determine a média da afinidade populacional e armazene em  $NewAfinidade$ ;
- Passo 3.6: Verifique o critério de estabilização com base na condição a seguir: Se  $(OldAfinidade - NewAfinidade) < (OldAfinidade * est)$  então pare, caso contrário, continue.
- Passo 3.7:  $OldAfinidade \leftarrow NewAfinidade$ ;
- Passo 4: Supressão Clonal: Elimine todos os anticorpos da população  $P$  em que a afinidade entre eles seja maior que um limiar  $S$  (taxa de similaridade). Neste passo devem-se comparar os anticorpos da população  $P$  aos pares, suprimindo os anticorpos que não satisfizerem o limiar  $S$ ;
- Passo 5: Controle do Tamanho Populacional: Se o tamanho da população  $P$  for menor que  $N$ , então gere anticorpos aleatoriamente para completar a população;
- Passo 6: Repita os passos de 3 a 5 até satisfazer o critério de parada.

Durante o processo iterativo do algoritmo Opt-aiNet os processos de clonagem, hipermutação, supressão clonal e controle do tamanho populacional se baseiam nas estratégias apresentadas nos algoritmos CLONALG e Copt-aiNet.

No processo de clonagem utiliza-se a equação (20) para calcular a quantidade  $N_c$  de clones para cada anticorpo da população  $P$ . Para o processo de hipermutação utiliza-se o conjunto de equações de (21) a (24).

O critério de parada da expansão clonal, ou simplesmente critério de estabilização da população depende de cada problema, mais geralmente avalia-se a variação da média da afinidade populacional de uma iteração para outra durante a expansão, e quando a média da

afinidade populacional não varia uma porcentagem específica (*est*) de uma iteração para outra, ocorre a estabilização da população, finalizando o processo de expansão clonal.

#### 4.6 Análise Comparativa de Características dos Algoritmos

Nesta seção apresenta-se uma análise comparativa das características dos algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet. A Tabela 1 apresenta a característica de cada algoritmo.

Tabela 1 – Comparativo de características dos algoritmos.

Característica	CLONALG	Copt-aiNet	Opt-aiNet
Tamanho População Inicial	Fixo	Fixo	Fixo
Seleção	Melhores Anticorpos substituem os piores	Melhores Anticorpos substituem os piores	Elitista
Clonagem	Melhores Anticorpos / Proporcional a Afinidade	Melhores Anticorpos / Proporcional a Afinidade	Toda População / Proporcional a Afinidade
Operador de Mutação	Hipermutação / Inversamente Proporcional a Afinidade	Hipermutação / Inversamente Proporcional a Afinidade	Hipermutação / Inversamente Proporcional a Afinidade
Metadinâmica	Sim	Sim	-
Supressão Clonal	-	Melhores Anticorpos	Toda População
Mutação Fraca	-	Toda População	-
Mutação Forte	-	Melhores Anticorpos	-

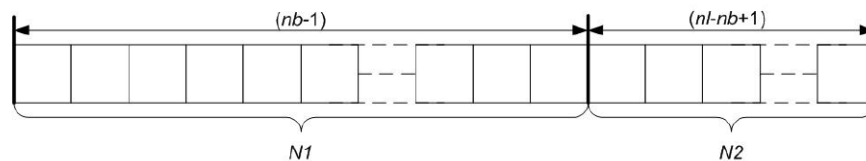
## 5 METODOLOGIA PROPOSTA

Neste capítulo, apresenta-se a forma de representação da proposta de solução e a descrição dos algoritmos imunológicos artificiais CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet aplicados ao problema de RSD com demandas variáveis.

### 5.1 Representação da Proposta de Solução

Neste trabalho utilizou-se a representação da proposta de solução do problema de RSD apresentada em (CARRENO et al., 2008), onde o sistema elétrico é representado como uma árvore (teoria dos grafos) constituída por um vetor de arcos (ramos). O vetor que representa uma proposta de solução tem dimensão  $n_l$  (número de ramos) e representa todo o sistema elétrico armazenando os ramos do sistema. Neste sentido, os primeiros  $(n_b-1)$  elementos do vetor indicam os ramos da topologia radial (conjunto  $N1$ ), e os ramos entre a posição  $n_b$  e  $n_l$  (conjunto  $N2$ ) indicam os elementos de conexão (ramos fora da configuração radial), conforme ilustrado na Figura 3.

Figura 3 – Vetor que representa uma proposta de solução.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

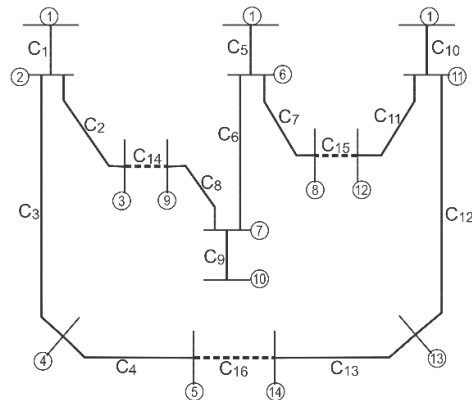
Como exemplo, uma topologia do sistema teste de 14 barras é apresentada na Figura 4.

Esta topologia pode ser representada conforme (25), onde todos os elementos entre 1 e  $(n_b-1)$  pertencem a topologia da rede (linha contínua), e os outros, desde  $n_b$  até o final do vetor são os elementos de conexão fora da configuração (linha pontilhada). Esta representação não é fixa, a mesma topologia pode ser representada como (26), o que pode ajudar a diversificar a busca dependendo do tipo de operador usado.

$$[C_1 \ C_5 \ C_{10} \ C_2 \ C_7 \ C_{11} \ C_3 \ C_6 \ C_{12} \ C_4 \ C_8 \ C_{13} \ C_9 \ (C_{14} \ C_{15} \ C_{16})] \quad (25)$$

$$[C_1 \ C_2 \ C_3 \ C_4 \ C_5 \ C_6 \ C_7 \ C_8 \ C_9 \ C_{10} \ C_{11} \ C_{12} \ C_{13} \ (C_{14} \ C_{15} \ C_{16})] \quad (26)$$

Figura 4 – Topologia radial para o sistema de 14 barras.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Esta proposta de representação garante que a população inicial seja gerada somente com configurações radiais, assim é possível desenvolver operadores de busca que preservem a topologia radial, evitando este tipo de infactibilidade.

## 5.2 Estratégia para Geração da População Inicial

Para gerar a população inicial ( $P$ ) para os algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet, foi utilizada uma heurística de Prim considerando pesos iguais, esta proposta é apresentada em (CARRENO et al., 2008). Esta heurística considera a representação de uma proposta de solução, conforme apresentada na seção anterior e pode ser descrita conforme os passos apresentados a seguir:

- Passo 1: Seja  $D$  o conjunto de nós (barras) presentes na configuração atual;
- Passo 2:  $D = \phi$ ,  $N1 = \phi$ ,  $N2 = \phi$ ;
- Passo 3: Incluir o nó da subestação (nó raiz) em  $D$ ;
- Passo 4: Identifique todos os ramos com um vértice em  $D$ ;
- Passo 5: Selecionar um ramo, identificado no passo anterior, para entrar na topologia (aleatoriamente);
- Passo 6: Se o ramo selecionado gera um laço na topologia, incluir em  $N2$ , em caso contrário incluir o vértice oposto em  $D$  e o ramo em  $N1$ ;
- Passo 7: Repita os passos de 4 a 6 até que todos os ramos tenham sido selecionados.

No passo 6 é utilizada uma sub-rotina para identificação de laços, que é descrita no Anexo B deste trabalho.

Ao final do processo o vetor  $[N1, N2]$  representa uma topologia radial do sistema elétrico. Esta estratégia sempre gera propostas de soluções topologicamente factíveis (radiais), contribuindo com a eficiência e diversidade dos algoritmos propostos neste trabalho.

### 5.3 Operadores Comuns aos Algoritmos Imunológicos

Os algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet são inspirados no funcionamento do sistema imunológico biológico, e, conseqüentemente, possuem diversos operadores semelhantes, como por exemplo, os operadores de seleção, clonagem, hipermutação, entre outros. Nos tópicos a seguir apresenta-se a descrição dos operadores.

#### 5.3.1 Operador de Avaliação de Afinidade

O operador de avaliação de afinidade é responsável por calcular a afinidade de cada anticorpo (solução candidata) da população  $P$  no desenvolvimento iterativo dos algoritmos. O valor de afinidade representa o custo das perdas de energia associadas a uma topologia, ao longo de um período de operação, para todos os níveis de demanda em análise.

Para obter o valor das perdas de energia no sistema elétrico é utilizado um algoritmo de fluxo de carga radial de varredura (SHIRMOHAMMADI et al., 1988), e este algoritmo é aplicado para encontrar as perdas para cada nível de demanda analisado. Após identificar as perdas ativas executando um problema de fluxo de carga para cada nível de demanda utiliza-se a equação (27) para calcular o valor de afinidade do anticorpo associado.

$$f = \sum_{i=1}^{N_d} [K_i * T_i * P_i] \quad (27)$$

Nesta expressão  $N_d$  é o número de níveis de demanda considerado,  $K_i$  é o custo das perdas de energia para o nível de demanda  $i$ , e  $T_i$  e  $P_i$  são a duração e o valor das perdas de energia associadas com o nível de demanda  $i$ .

Após executar este operador no processo iterativo dos algoritmos, obtém-se o valor em US\$ do custo das perdas de energia elétrica para a topologia associada.

### 5.3.2 Operador de Seleção

Para os algoritmos imunológicos apresentados neste trabalho são utilizados dois operadores de seleção, sendo um operador de seleção clonal e outro de seleção elitista. Os algoritmos CLONALG e Copt-aiNet utilizam o operador de seleção clonal, e o algoritmo Opt-aiNet utiliza o operador de seleção elitista.

O operador de seleção clonal é responsável por identificar e realizar a seleção dos  $n$  melhores anticorpos da população  $P$ , também conhecidos como anticorpos de memória. Os anticorpos de memória  $P_{\{n\}}$  representam os melhores anticorpos da população, e são os escolhidos para sofrer processos como, por exemplo, clonagem e hipermutação.

Além de selecionar os melhores anticorpos para serem processados, o operador de seleção clonal também é responsável por identificar e selecionar os  $n$  melhores anticorpos obtidos a partir dos processos de clonagem e maturação, para serem incorporados à população  $P$ , substituindo os anticorpos de pior qualidade. Para selecionar os  $n$  melhores anticorpos levam-se em conta os valores da afinidade em ordem de aptidão (quanto menores os valores do custo das perdas de energia, mais aptos os anticorpos).

Já o operador de seleção elitista utilizado no algoritmo Opt-aiNet é responsável por fazer uma análise elitista, identificando de uma subpopulação constituída do anticorpo pai e seus descendentes (anticorpos clonados e maturados) o melhor anticorpo. Ou seja, a população  $P$  corrente no processo iterativo sempre se mantém com os melhores anticorpos, caso nos processos de clonagem e maturação, anticorpos descendentes de pior qualidade sejam gerados.

### 5.3.3 Operador de Clonagem

O operador de clonagem é utilizado nos três algoritmos propostos neste trabalho, e tem como objetivo gerar uma subpopulação de clones ( $C$ ) constituída de  $N_c$  clones obtidos através dos anticorpos selecionados. Os clones são cópias topológicas dos anticorpos selecionados. As cópias topológicas, são propostas de soluções que representam a mesma topologia no sistema elétrico.

Para calcular a quantidade de clones que cada anticorpo irá gerar são utilizadas as equações (19) e (20) apresentadas nos passos do algoritmo CLONALG, na seção 4.3.



### 5.3.4 Operador de Hipermutação

O operador de hipermutação utilizado nos algoritmos propostos é responsável por gerar uma subpopulação de clones maturados ( $C^*$ ) a partir da subpopulação de clones ( $C$ ).

Inicialmente é necessário calcular a quantidade de mutações que um anticorpo  $i$  sofrerá no processo iterativo dos algoritmos, utilizando a equação (24) apresentada anteriormente. A taxa de mutação ( $\alpha$ ) é definida em (21) e a afinidade normalizada ( $f^*$ ) é definida em (23). Assim uma vez identificado o número de mutações a serem realizadas no anticorpo, realiza-se uma mutação aleatória, descrita conforme os passos a seguir:

Passo 1: Faça a leitura de  $C$  (subpopulação de clones, ou anticorpos a serem maturados);

Passo 2: Para cada clone da subpopulação  $C$ , repita os passos de 2.1 a 2.4;

Passo 2.1: Calcule a quantidade de mutações ( $m$ ) para o anticorpo  $i$ ;

Passo 2.2: Para cada mutação execute os passos 2.3 e 2.4;

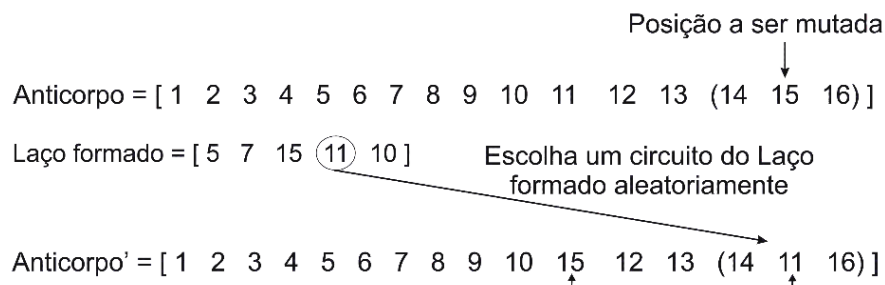
Passo 2.3: Escolha um circuito  $l \in N2$  aleatoriamente do anticorpo  $i$ . Esta posição  $l$  representa um circuito desconectado;

Passo 2.4: Conecte/feche o circuito selecionado e identifique o laço formado. Escolha um circuito do laço formado e substitua pelo circuito  $l$ ;

Passo 3: Armazene o anticorpo  $i$  maturado em  $C^*$ ;

Na Figura 5 ilustra-se um exemplo do processo de hipermutação descrito nos passos acima. Neste exemplo foi realizada a hipermutação com o anticorpo apresentado em (26), na seção 5.1.

Figura 5 – Exemplo do processo de hipermutação para o sistema de 14 barras.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Neste processo de hipermutação inicialmente foi escolhido um circuito aleatoriamente pertencente ao conjunto  $N2$ , ou seja, os circuitos desconectados. Na sequência este circuito é

conectado e um laço é formado no sistema. Este laço é identificado e armazenado. A seguir escolhe-se aleatoriamente outro circuito pertencente ao laço formado para substituir o circuito inicial. Por fim os circuitos são trocados (o circuito 15 é trocado pelo circuito 11), gerando o anticorpo maturado. Esta estratégia de hipermutação sempre gera anticorpos topologicamente factíveis. A sub-rotina para identificação dos laços formados durante a execução do operador de hipermutação é a sub-rotina apresentada no Anexo B deste trabalho.

### 5.3.5 Operador de Metadinâmica

O operador de metadinâmica é responsável por manter a diversidade populacional nos algoritmos imunológicos. O operador de metadinâmica tem por função substituir os  $d$  piores anticorpos da população ( $P$ ) por  $d$  novos anticorpos, gerados aleatoriamente utilizando a mesma heurística utilizada para gerar anticorpos para a população inicial (apresentada na seção 5.2).

### 5.3.6 Operador de Supressão Clonal

O operador de supressão clonal é utilizado nos algoritmos Copt-aiNet e Opt-aiNet e tem por objetivo suprimir soluções candidatas semelhantes, de modo a tornar o processo de busca mais diversificado. Neste operador os anticorpos são avaliados aos pares, sendo comparados topologicamente, e avaliando a semelhança entre eles. Caso a semelhança entre o par de anticorpos seja maior que um limiar  $S$  (taxa de similaridade) descarta-se o pior anticorpo do par, realizando o processo de supressão clonal. Neste processo os anticorpos que forem semelhantes são eliminados, preservando apenas um anticorpo.

Por exemplo, supondo um limiar de similaridade  $S=80\%$  e adotando como população os anticorpos  $P_1$ ,  $P_2$ ,  $P_3$  e  $P_4$  apresentados a seguir:

$$P_1 = [1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5 \ 6 \ 8 \ 9 \ 10 \ 11 \ 12 \ 15 \ 16 \ (7 \ 14 \ 13)] \quad (28)$$

$$P_2 = [1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5 \ 6 \ 8 \ 9 \ 10 \ 11 \ 12 \ 15 \ 16 \ (7 \ 14 \ 13)] \quad (29)$$

$$P_3 = [1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5 \ 6 \ 9 \ 10 \ 11 \ 12 \ 13 \ 14 \ 15 \ (7 \ 8 \ 16)] \quad (30)$$

$$P_4 = [1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5 \ 6 \ 7 \ 8 \ 9 \ 11 \ 12 \ 13 \ 15 \ (10 \ 14 \ 16)] \quad (31)$$

Inicialmente deve-se agrupar os anticorpos aos pares, desta forma, neste exemplo os pares são  $P_1$  e  $P_2$ ,  $P_3$  e  $P_4$ . Fazendo uma comparação topológica entre os pares utilizamos o conjunto  $N2$  para análise, ou seja, somente a informação dos ramos que estão desconectados.

Analisando o primeiro par observa-se que o conjunto  $N2$  dos anticorpos  $P_1$  e  $P_2$  é exatamente igual, isto é, possui uma afinidade de 100%. Neste caso, a afinidade dos anticorpos é maior que a taxa de similaridade, assim um dos dois anticorpos deve ser suprimido (eliminado da população).

Analisando o segundo par observa-se que o conjunto  $N2$  dos anticorpos  $P_3$  e  $P_4$  possui uma afinidade de 33,33%, ou seja, apenas um ramo é igual. Neste caso, a afinidade dos anticorpos é menor que a taxa de similaridade, assim não ocorre a supressão clonal.

Vale destacar que no algoritmo Copt-aiNet o processo de supressão clonal ocorre somente com os anticorpos de memória  $P_{(n)}$ , e para o algoritmo Opt-aiNet o processo ocorre com toda a população.

### 5.3.7 *Controle do Tamanho Populacional*

O processo de controle do tamanho populacional é responsável por verificar e controlar a quantidade de anticorpos na população ( $P$ ) após o processo de supressão clonal.

Caso tenha ocorrido supressão de anticorpos, a população tem uma quantidade de anticorpos menor que  $N$ , assim é necessário gerar novos anticorpos para completar a população ( $P$ ). Para gerar novos anticorpos é utilizada a mesma heurística utilizada para gerar anticorpos para a população inicial (apresentada no tópico 5.2).

### 5.3.8 *Operador de Mutação Fraca*

O operador de mutação fraca é executado no algoritmo Copt-aiNet caso não ocorra melhorias na afinidade dos anticorpos pertencentes ao conjunto de memória ( $P_{(n)}$ ) em  $k$  iterações do algoritmo. Neste caso, a mutação fraca ocorre em todos os elementos da população  $P$  utilizando a mesma estratégia apresentada no operador de hipermutação apresentado na seção 5.3.4.

### 5.3.9 *Operador de Mutação Forte*

O operador de mutação forte é executado em todas as iterações do algoritmo Copt-aiNet, de modo a realizar uma busca intensificada (melhoria local) nos anticorpos do conjunto de memória ( $P_{(n)}$ ). Neste processo utilizou-se a heurística de busca local proposta por

(CARRENO et al., 2008), e detalhada em (SOUZA et al., 2015). Esta heurística de busca local pode ser descrita conforme os passos a seguir:

Passo 1: Faça a leitura do conjunto de memória  $P_{\{n\}}$ ;

Passo 2: Para cada anticorpo do conjunto de memória  $P_{\{n\}}$ , repita os passos de 2.1 a 2.6;

Passo 2.1: Para cada circuito pertencente ao conjunto  $N2$  (circuitos desconectados) execute os passos de 2.2 a 2.6;

Passo 2.2: Feche o circuito em análise do anticorpo, e identifique o laço formado;

Passo 2.3: Abra o circuito adjacente a jusante pertencente ao laço formado, gerando um anticorpo vizinho;

Passo 2.4: Avalie a afinidade do anticorpo vizinho gerado. Caso os valores de afinidade melhorem em relação ao anticorpo original (configuração anterior), armazene este novo vizinho como a solução incumbente. Caso contrário avance;

Passo 2.5: Volte à configuração original e mantenha o circuito sob análise fechado. Abra o circuito adjacente a montante pertencente ao laço formado, gerando um novo anticorpo vizinho;

Passo 2.6: Avalie a afinidade do anticorpo vizinho gerado. Caso os valores de afinidade melhorem em relação ao anticorpo original (configuração anterior), armazene este novo vizinho como a solução incumbente. Caso contrário avance;

Passo 3: Ao final do processo de análise para cada anticorpo do conjunto de memória, verifique se a solução incumbente é de melhor qualidade. Caso seja, substitua o anticorpo original pelo anticorpo identificado no processo de melhoria;

Passo 4: Retorne um conjunto de memória  $P_{\{n\}}$  melhorado.

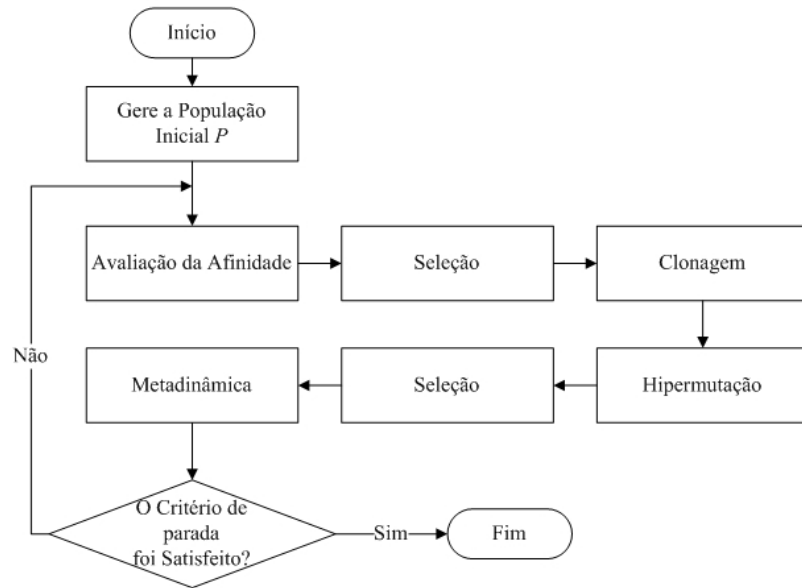
#### 5.4 Algoritmo CLONALG Aplicado ao Problema de RSD

Nesta seção apresenta-se a descrição do algoritmo CLONALG aplicado na resolução do problema de RSD. Na Figura 6 apresenta-se o fluxograma de funcionamento do algoritmo CLONALG.

Como ilustrado na Figura 6, inicialmente é gerada a população inicial  $P$ . Nesta etapa utiliza-se a estratégia apresentada no tópico 5.2. Na sequência ocorre os processos de avaliação de afinidade, seleção, clonagem, hipermutação e metadinâmica. Estes processos que

compõem a execução do algoritmo CLONALG são descritos e apresentados nas subseções de 5.3.1 a 5.3.5, respectivamente. Por fim, uma vez que o critério de parada é satisfeito o processo é finalizado. O critério de parada adotado foi: se os valores de afinidade do conjunto de memória  $P_{(n)}$  não se alterarem por  $Crit$  iterações o processo é finalizado.

Figura 6 – Fluxograma de funcionamento do algoritmo CLONALG.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

## 5.5 Algoritmo Copt-aiNet Aplicado ao Problema de RSD

A descrição do algoritmo Copt-aiNet aplicado na resolução do problema de RSD é apresentada na Figura 7 através de um fluxograma.

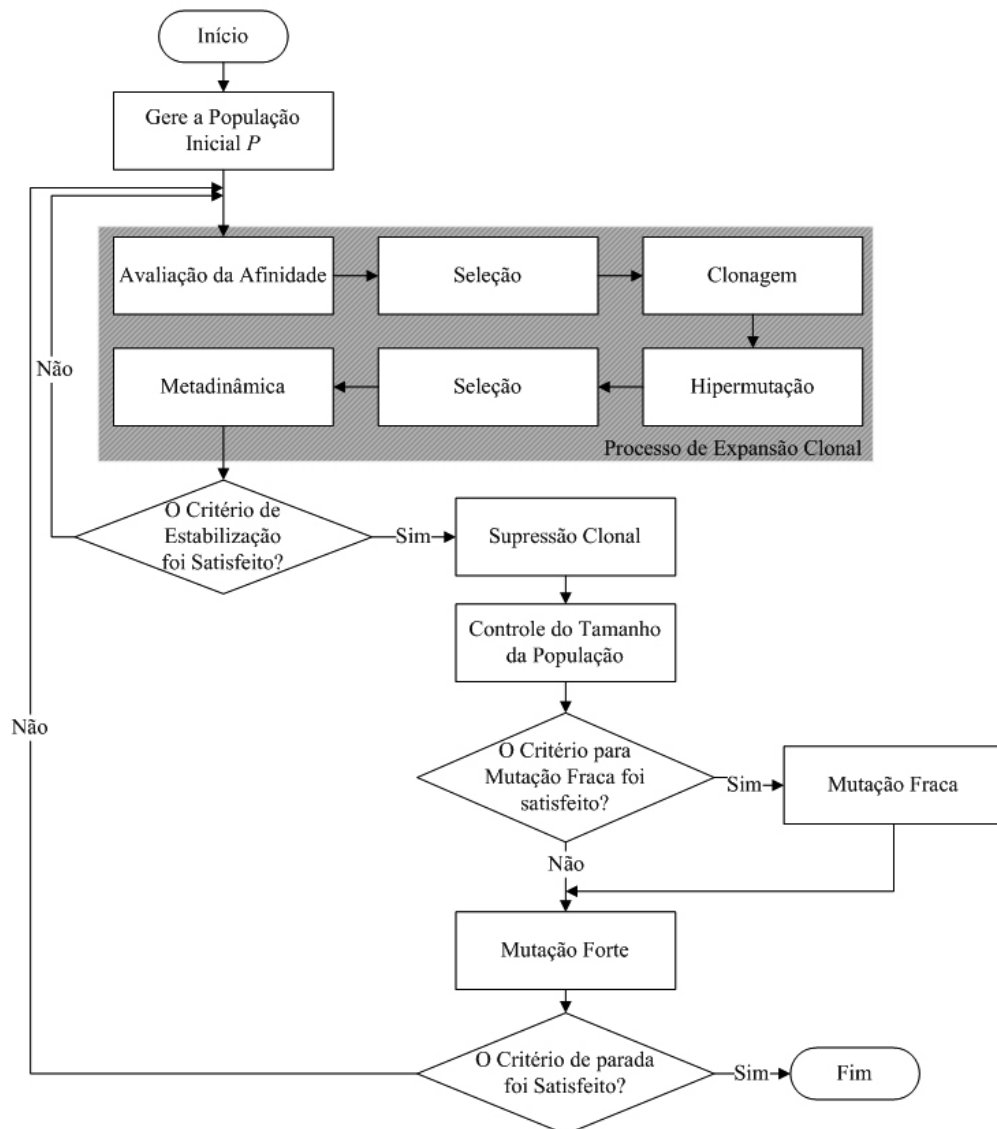
Nesta figura, o primeiro passo a ser executado é a geração da população inicial  $P$ . Este processo é descrito na seção 5.2 deste trabalho, onde apresenta-se a heurística para geração da população inicial. Posteriormente ocorre o processo de expansão clonal, onde os processos de avaliação de afinidade, seleção, clonagem, hipermutação e metadinâmica são executados repetidamente até que o critério de estabilização da população seja satisfeito. Para estes processos foram utilizados os operadores descritos e apresentados nas subseções de 5.3.1 a 5.3.5, respectivamente. O critério de estabilização acontece quando em um determinado número de iterações ( $est$ ) o conjunto de memória ( $P_{(n)}$ ) não se modificar.

Na sequência do algoritmo, ocorre as etapas de supressão clonal, controle do tamanho da população, mutação fraca e mutação forte. A etapa de supressão clonal é executada com base no operador apresentado na subseção 5.3.6. Já a etapa de controle do tamanho da população é executada com base no operador apresentado na subseção 5.3.7. A etapa de

mutação fraca no algoritmo Copt-aiNet é executada, se a afinidade dos anticorpos de memória  $P_{\{n\}}$  não se alterar em  $k$  iterações, caso contrário não é executada. Este processo foi implementado de acordo com a subseção 5.3.8. Já o processo de mutação forte é executado em todas as iterações do algoritmo e segue a descrição apresentada em 5.3.9.

O critério de parada adotado para este algoritmo é o mesmo adotado para o algoritmo CLONALG.

Figura 7 – Fluxograma de funcionamento do algoritmo Copt-aiNet.



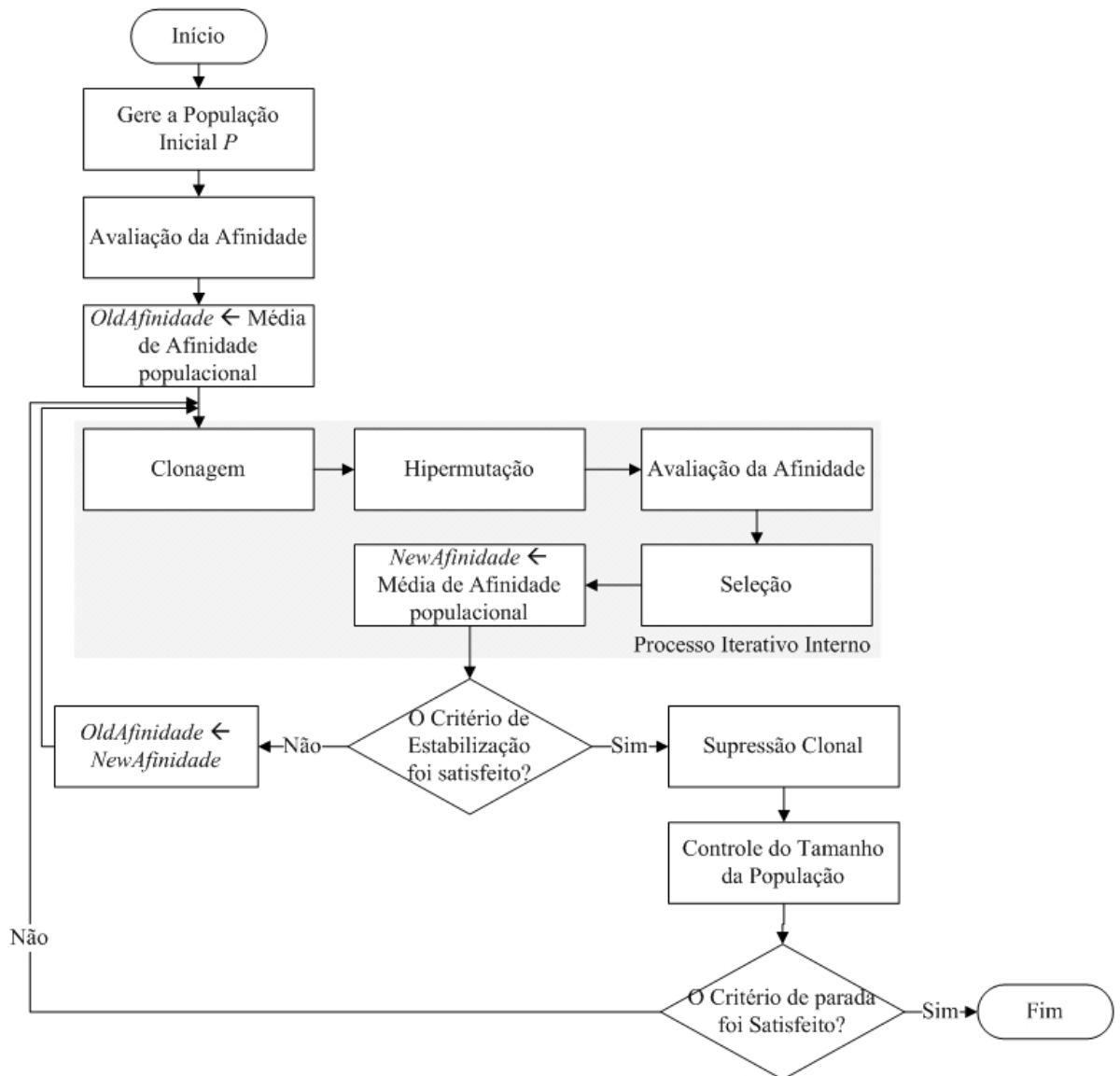
Fonte: Elaboração do próprio autor.

## 5.6 Algoritmo Opt-aiNet Aplicado ao Problema de RSD

Nesta seção apresenta-se a descrição do algoritmo Opt-aiNet para resolver o problema de RSD. O fluxograma de funcionamento do algoritmo é apresentado na Figura 8.

Para gerar a população inicial  $P$  foi utilizada a estratégia apresentada na seção 5.2. O operador de avaliação de afinidade descrito na subseção 5.3.1 foi utilizado para avaliar a afinidade dos anticorpos da população  $P$ . Após obter o valor de afinidade dos anticorpos da população, foi calculada a média de afinidade populacional e armazenada na variável *OldAfinidade*. Na sequência ocorre o processo iterativo interno, onde a população passa por processos como clonagem, hipermutação, avaliação de afinidade e seleção até que a população  $P$  tenha satisfeito o critério de estabilização. Neste processo foram empregados os operadores apresentados nas subseções de 5.3.1 a 5.3.4.

Figura 8 – Fluxograma de funcionamento do algoritmo Opt-aiNet.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

O critério de estabilização da população foi adotado com base na seguinte condição: se  $(OldAfinidade - NewAfinidade) < (OldAfinidade * est)$  for verdade a população está estabilizada, caso contrário a população não está estabilizada. Após a estabilização da população ocorre os processos de supressão clonal e controle do tamanho populacional. Estes processos são descritos e apresentados nas subseções de 5.3.6 e 5.3.7.

Ao final, se os valores de afinidade da população  $P$  não se alterarem por  $Crit$  iterações o processo é finalizado, ou seja, o critério de parada foi satisfeito.



## 6 RESULTADOS

---

Os resultados obtidos com a aplicação dos algoritmos imunológicos propostos neste trabalho são apresentados neste capítulo, em que o objetivo foi resolver o problema de RSD de energia elétrica considerando demandas variáveis.

A metodologia foi escrita na linguagem C++. Todas as simulações foram realizadas utilizando um PC Intel Core i5 de 3,3 GHz, 4 GB de Memória RAM. Para os testes computacionais foram utilizados os sistemas teste de 33, 84, 136, 417 e 10477 barras (BARAN; WU, 1989; CHIOU et al., 2005; ZHANG et al., 2007; BERNAL-AGUSTIN, 1998; ABABEI; KAVASSERI, 2011) respectivamente. Os dados de linhas e cargas dos sistemas encontram-se descritos no Anexo A deste trabalho.

### 6.1 Parâmetros dos Algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet

Nesta seção apresentam-se os parâmetros utilizados nos algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet nos testes realizados. Os parâmetros foram calibrados através de testes, de forma empírica, e uma análise e discussão são apresentadas no Anexo C desta tese. Foi considerado um conjunto de parâmetros comuns às duas situações de resolução do problema de RSD, isto é, considerando demanda fixa e demandas variáveis.

Os parâmetros utilizados nos testes para os algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet são apresentados nas Tabelas 2, 3 e 4, respectivamente.

Tabela 2 – Parâmetros do algoritmo CLONALG.

Parâmetros	CLONALG		
	33, 84, 136	417	10477
$N$	30	50	100
$\beta$	0,5	0,5	0,5
$iter$	80	180	500
$n$	10	30	50
$d$	1	1	1
$\rho$	5	5	5
$\varepsilon$	$10^{-6}$	$10^{-6}$	$10^{-6}$
$Crit$	2	5	5

Tabela 3 – Parâmetros do algoritmo Copt-aiNet.

Parâmetros	Copt-aiNet		
	33, 84, 136	417	10477
$N$	50	50	100
$\beta$	0,5	0,5	0,5
$iter$	20	60	350
$n$	10	30	50
$d$	1	1	1
$\rho$	5	5	5
$\varepsilon$	$10^{-6}$	$10^{-6}$	$10^{-6}$
$S$	80%	80%	80%
$est$	2 <i>iter</i>	2 <i>iter</i>	2 <i>iter</i>
$k$	2 <i>iter</i>	2 <i>iter</i>	2 <i>iter</i>
$Crit$	2	5	5

Tabela 4 – Parâmetros do algoritmo Opt-aiNet.

Parâmetros	Opt-aiNet		
	33, 84, 136	417	10477
$N$	40	60	80
$\beta$	0.5	0.5	0,5
$iter$	60	100	450
$\rho$	5	5	5
$\varepsilon$	$10^{-6}$	$10^{-6}$	$10^{-6}$
$S$	80%	80%	80%
$est$	1%	1%	1%
$Crit$	2	5	5

Nas tabelas acima,  $N$  é a quantidade de anticorpos na população,  $\beta$  o fator de clonagem,  $iter$  o número de iterações,  $n$  a quantidade de anticorpos de memória,  $d$  a quantidade de anticorpos a serem substituídos na metadinâmica,  $\rho$  a taxa de amortecimento da função exponencial,  $\varepsilon$  é a tolerância do algoritmo de fluxo de carga.  $S$  é o limiar de similaridade,  $est$  o critério de estabilização da população,  $k$  o critério de maturação fraca e  $Crit$  o critério de parada.

Vale ressaltar que os parâmetros adotados para os algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet se diferenciam apenas quanto ao número máximo de iterações e o tamanho da população, visando a robustez dos algoritmos.

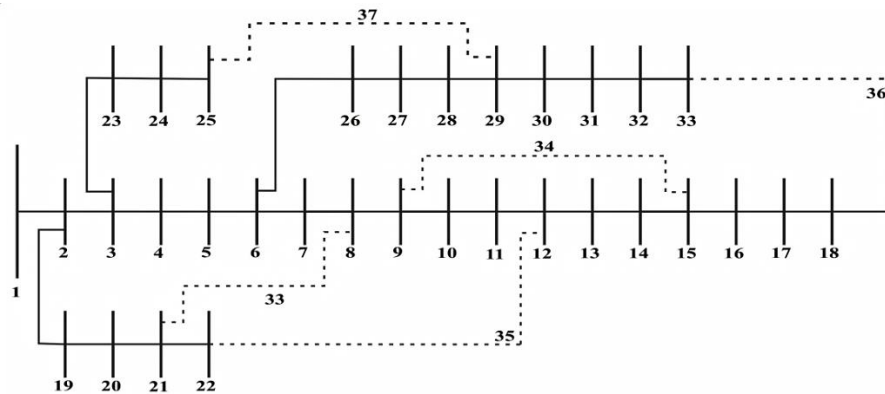
## 6.2 Resultados para Demanda Fixa

Nesta seção, apresentam-se os resultados considerando apenas um nível de demanda, ou seja, demanda fixa. Esta é a situação considerada na maioria dos trabalhos disponíveis na literatura. Os resultados obtidos foram comparados com os principais resultados apresentados na literatura.

### 6.2.1 Sistema de 33 Barras

O sistema teste de 33 barras possui 32 barras de cargas, 1 barra de subestação e 37 circuitos, tem como tensão base 12,66 kV, e as condições de carga total ativa e reativa são de 3.715 kW e 2.315 kVAr respectivamente. A Figura 9 ilustra o sistema de 33 barras, que possui cinco circuitos de interconexões, sendo os circuitos 33, 34, 35, 36 e 37 que inicialmente encontram-se abertos e são ilustrados pelas linhas tracejadas.

Figura 9 - Sistema de 33 barras.



Fonte: Guimarães (2005, p. 54).

Os resultados obtidos para o sistema de 33 barras considerando demanda fixa são apresentados na Tabela 5.

Tabela 5 – Resultados para o Sistema de 33 Barras.

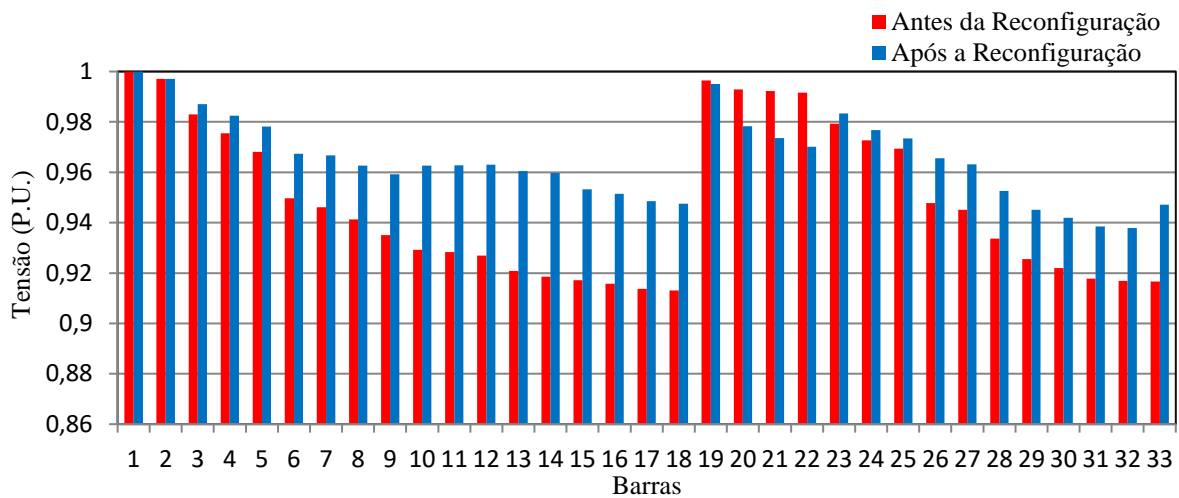
Configurações	Circuitos Abertos	Perdas Ativas (kW)
Inicial	33-34-35-36-37	202,52
CLONALG	7-9-14-32-37	139,55
Copt-aiNet	7-9-14-32-37	139,55
Opt-aiNet	7-9-14-32-37	139,55
(CARREÑO et al., 2008; SOUZA, 2013; SOUZA et al., 2015)	7-9-14-32-37	139,55

Conforme apresentado na Tabela 5 os três algoritmos encontraram a mesma solução para o sistema de 33 barras. Ao comparar o resultado obtido com a literatura, observa-se que tanto a topologia final, quanto as perdas ativas são iguais aos melhores resultados encontrados na literatura (CARREÑO et al., 2008; SOUZA, 2013; SOUZA et al., 2015). Os resultados representam uma redução de 31,09% nas perdas ativas entre a topologia inicial e a final obtida pelos algoritmos.

Para obter este resultado o CLONALG resolveu em média 870 problemas de fluxo de carga (PFC) em cada execução do algoritmo, o Copt-aiNet resolveu em média 1288 PFC e o Opt-aiNet resolveu em média 1035 PFC. A quantidade de PFC resolvidos depende do número de iterações executada pelos algoritmos para obter a solução, bem como, a característica de seus operadores.

Na Figura 10 são apresentados os níveis das magnitudes de tensão encontrados para as topologias inicial e final do sistema de 33 barras.

Figura 10 – Perfil de tensão obtido para o sistema de 33 barras.



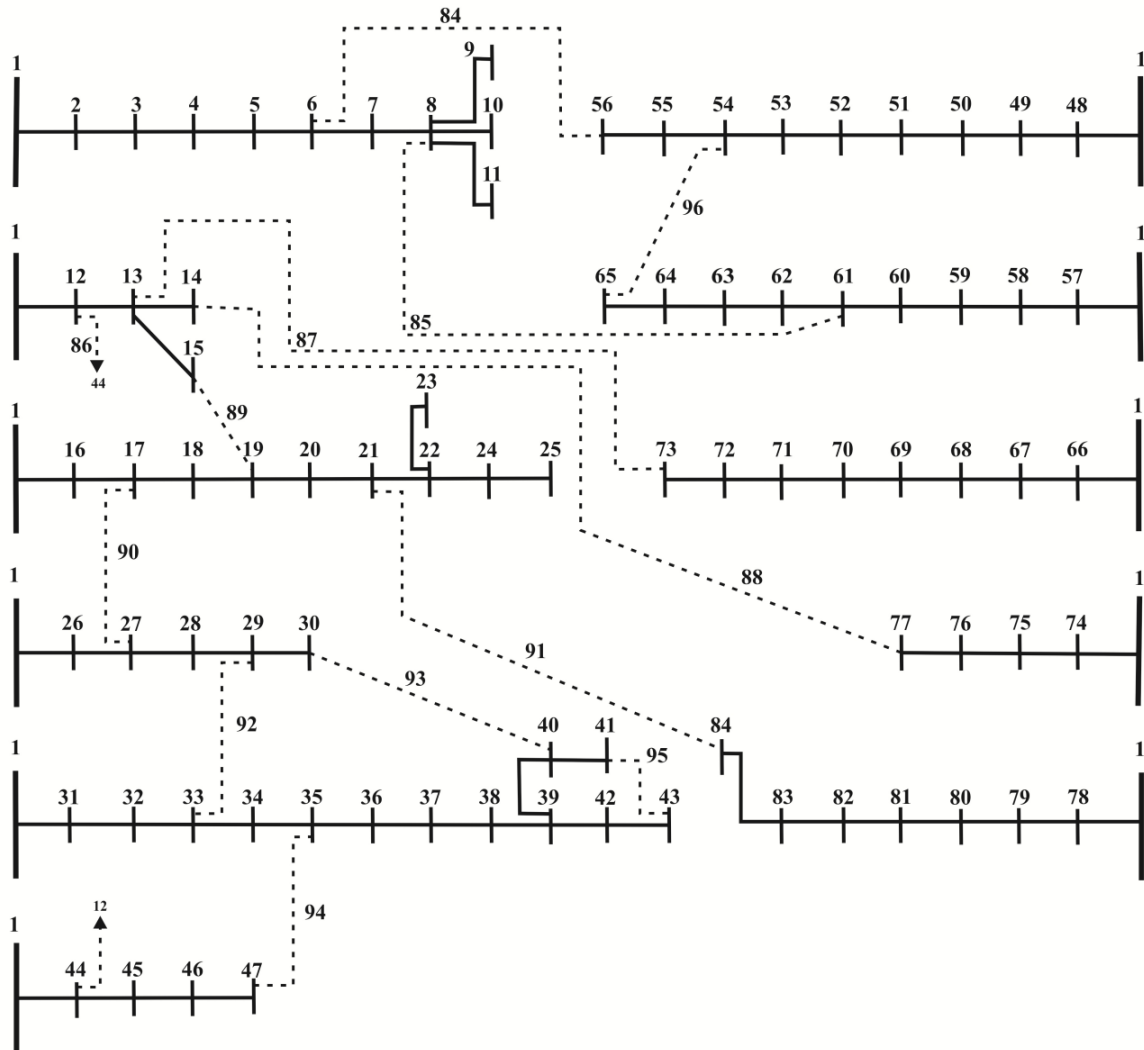
Fonte: Elaboração do próprio autor.

Na topologia inicial a tensão mínima é de 0,91309 p.u. na barra 18 e viola os limites de tensão estabelecidos pelas normas reguladoras da ANEEL, que é de 0,93 p.u. para tensão mínima e 1,0 p.u. para tensão máxima. Após a reconfiguração a tensão mínima é de 0,93782 p.u. na barra 32. Após a reconfiguração houve uma melhora significativa no perfil de tensão, onde em todas as barras o valor está dentro dos limites estabelecidos.

### 6.2.2 Sistema de 84 Barras

O Sistema teste de 84 barras possui 83 barras de carga, 1 subestação e 96 circuitos, tem como tensão base 11,40 kV, e as condições de carga total ativa e reativa são de 28.350,00 kW e 20.700,00 kVAr. A Figura 11 ilustra o sistema de 84 barras, que possui treze circuitos de interconexões, sendo os circuitos 84, 85, 86, 87, 88, 89, 90, 91, 92, 93, 94, 95 e 96 que inicialmente encontram-se abertos e são ilustrados pelas linhas tracejadas.

Figura 11 - Sistema de 84 barras.



Fonte: Guimarães (2005, p. 58).

Os resultados obtidos para o sistema de 84 barras considerando demanda fixa são apresentados na Tabela 6.

Tabela 6 – Resultados para o Sistema de 84 Barras.

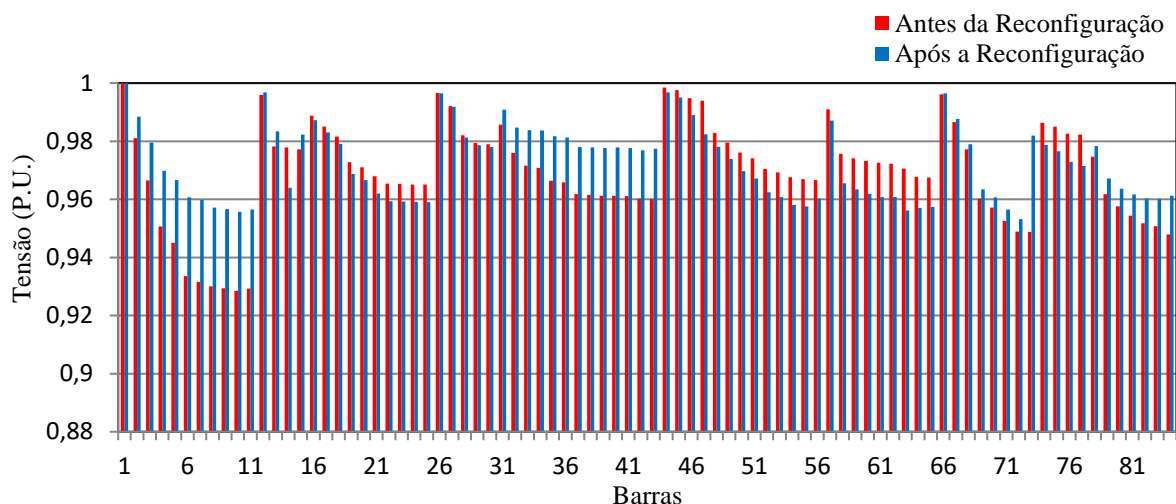
Configurações	Circuitos Abertos	Perdas Ativas (kW)
Inicial	84-85-86-87-88-89-90-91-92-93-94-95-96	531,90
CLONALG	7-13-34-39-42-55-62-72-83-86-89-90-92	469,88
Copt-aiNet	7-13-34-39-42-55-62-72-83-86-89-90-92	469,88
Opt-aiNet	7-13-34-39-42-55-62-72-83-86-89-90-92	469,88
(SOUZA, 2013; SOUZA et al., 2015)	7-13-34-39-42-55-62-72-83-86-89-90-92	469,88

Conforme apresentado na Tabela 6 os três algoritmos encontraram a mesma solução para o sistema de 84 barras. Ao comparar o resultado obtido com a literatura, observa-se que tanto a topologia final, quanto as perdas ativas são iguais aos melhores resultados encontrados na literatura (SOUZA, 2013; SOUZA et al., 2015). Os resultados representam uma redução de 11,66% nas perdas ativas entre a topologia inicial e a final obtida pelos algoritmos.

Para obter este resultado o CLONALG resolveu na média 1496 PFC em cada execução do algoritmo, o Copt-aiNet resolveu na média 1771 PFC e o Opt-aiNet resolveu na média 1610 PFC. A quantidade de PFC resolvidos depende do número de iterações executada pelos algoritmos para obter a solução, bem como, a característica de seus operadores.

Na Figura 12 são apresentados os níveis das magnitudes de tensão encontrados para as topologias inicial e final do sistema de 84 barras.

Figura 12 – Perfil de tensão obtido para o sistema de 84 barras.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

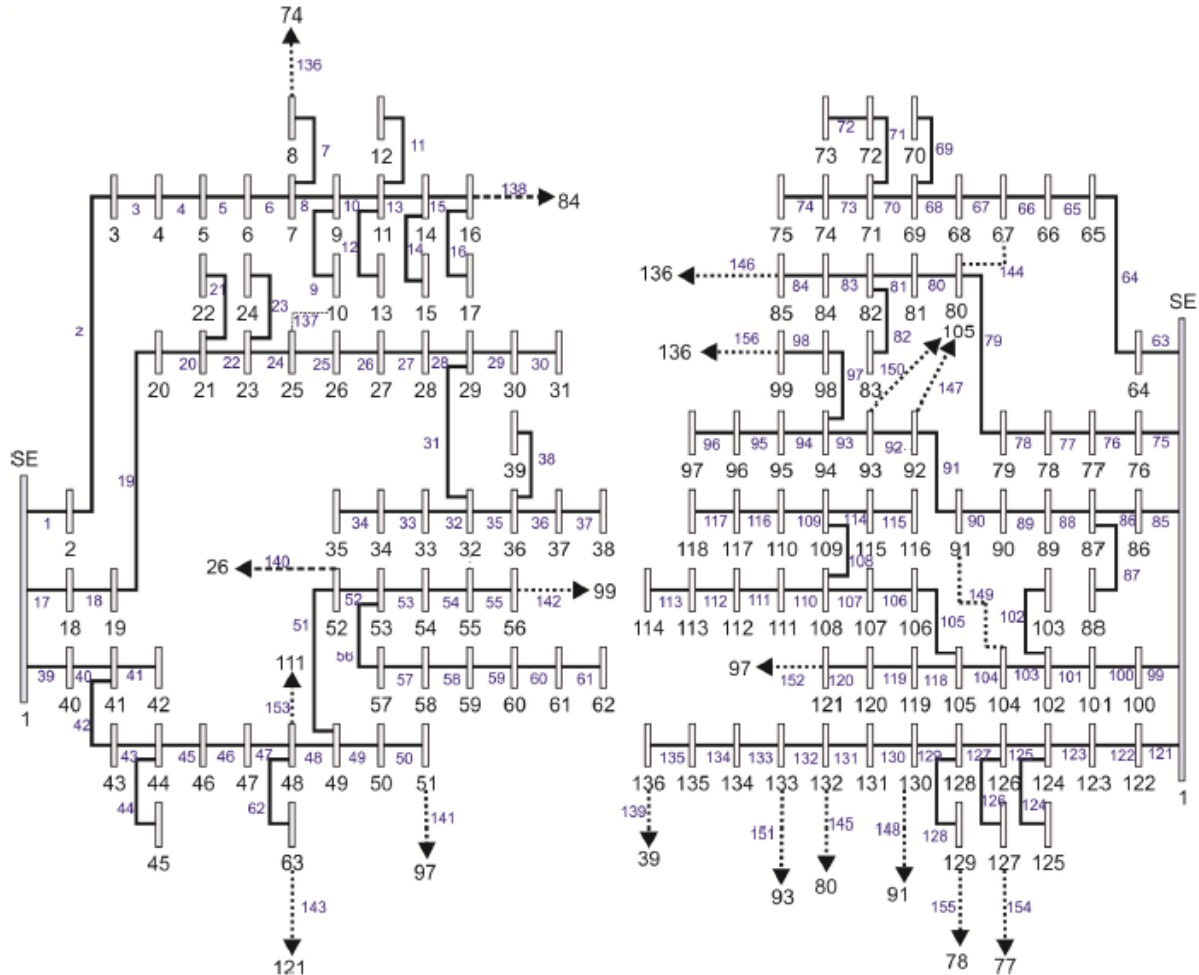
Na topologia inicial a tensão mínima é de 0,92852 p.u. na barra 10 e viola os limites de tensão estabelecidos pelas normas reguladoras da ANEEL. Após a reconfiguração a tensão mínima é de 0,95319 p.u. na barra 72. Após a reconfiguração houve uma melhora significativa no perfil de tensão, onde em todas as barras o valor está dentro dos limites estabelecidos.

### 6.2.3 Sistema de 136 Barras

O Sistema teste de 136 barras possui 135 barras de carga, 1 subestação e 155 circuitos, tem como tensão base 13,80 kV, e as condições de carga total ativa e reativa são de 18.313,80

kW e 9.384,82 kVAr. A Figura 13 ilustra o sistema de 136 barras que possui 21 circuitos de interconexões, sendo os circuitos 136, 137, 138, 139, 140, 141, 142, 143, 144, 145, 146, 147, 148, 149, 150, 151, 152, 153, 154, 155 e 156 que inicialmente encontram-se abertos.

Figura 13 - Sistema de 136 barras.



Fonte: Rupolo (2013, p. 69).

Os resultados obtidos para o sistema de 136 barras considerando demanda fixa são apresentados na Tabela 7.

Conforme apresentado na Tabela 7 os três algoritmos encontraram a mesma solução para o sistema de 136 barras. Ao comparar o resultado obtido com a literatura, observa-se que tanto a topologia final, quanto as perdas ativas são iguais aos melhores resultados encontrados na literatura (CARREÑO et al., 2008; SOUZA et al., 2015). Os resultados representam uma redução de 12,51% nas perdas ativas entre a topologia inicial e a final obtida pelos algoritmos.

Para obter este resultado o CLONALG resolveu na média 7569 PFC em cada execução do algoritmo, o Copt-aiNet resolveu na média 3703 PFC e o Opt-aiNet resolveu na média

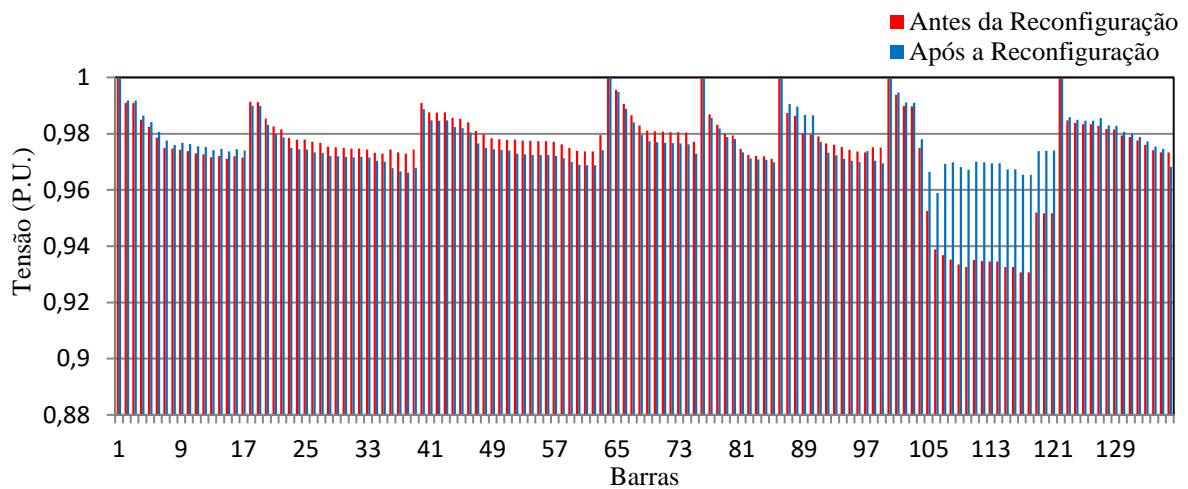
6555 PFC. A quantidade de PFC resolvidos depende do número de iterações executada por cada algoritmo para obter a solução, bem como, a característica de seus operadores.

Tabela 7 – Resultados para o Sistema de 136 Barras.

Configurações	Circuitos Abertos	Perdas Ativas (kW)
Inicial	136-137-138-139-140-141-142-143-144-145-146-147-148-149-150-151-152-153-154-155-156	320,24
CLONALG	7-35-51-90-96-106-118-126-135-137-138-141-142-144-145-146-147-148-150-151-155	280,16
Copt-aiNet	7-35-51-90-96-106-118-126-135-137-138-141-142-144-145-146-147-148-150-151-155	280,16
Opt-aiNet	7-35-51-90-96-106-118-126-135-137-138-141-142-144-145-146-147-148-150-151-155	280,16
(CARREÑO et al., 2008; SOUZA et al., 2015)	7-35-51-90-96-106-118-126-135-137-138-141-142-144-145-146-147-148-150-151-155	280,16

Na Figura 14 são apresentados os níveis das magnitudes de tensão encontrados para as topologias inicial e final do sistema de 136 barras.

Figura 14 – Perfil de tensão obtido para o sistema de 136 barras.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Na topologia inicial a tensão mínima é de 0,93065 p.u. nas barras 117 e 118, e está dentro dos limites de tensão estabelecidos pelas normas reguladoras da ANEEL. Após a reconfiguração a tensão mínima é de 0,95891 p.u. na barra 106. Após a reconfiguração houve uma melhora significativa no perfil de tensão, onde em todas as barras o valor está dentro dos limites estabelecidos.



#### 6.2.4 Sistema de 417 Barras

O Sistema de 417 barras possui 416 barras de carga, 1 subestação e 473 circuitos, tem como tensão base 11,00 kV, e as condições de carga total ativa e reativa são de 21.836,55 kW e 10.763,72 kVAr.

Os resultados obtidos para o sistema de 417 barras considerando demanda fixa são apresentados na Tabela 8.

Tabela 8 – Resultados para o Sistema de 417 Barras.

Configurações	Circuitos Abertos	Perdas Ativas (kW)
Inicial	1-5-15-16-26-31-53-54-55-75-82-94-96-97-106-107-119-136-138-154-155-156-168-169-177-179-194-195-201-207-211-214-219-241-256-258-282-297-302-314-321-354-359-362-364-385-388-395-396-404-407-423-424-426-431-436-445-446-449	708,94
CLONALG	5- 13- 15- 16- 21- 26- 31-54- 57- 59-60-73- 86- 87-94- 96- 97-111-115- 136-142-149-150-155-156-158-163- 168-169-178-179-191-195-199-214- 221-254- 256-266-282-317-322-325- 358- 362-369-392-395-403-404- 416-423-426- 431-436-437- 446-449- 466	581,56
Copt-aiNet	5- 13- 15- 16- 21- 26- 31-54- 57- 59-60-73- 86- 87-94- 96- 97-111-115- 136-142-149-150-155-156-158-163- 168-169-178-179-191-195-199-214- 221-254- 256-266-282-317-322-325- 358- 362-369-392-395-403-404- 416-423-426- 431-436-437- 446-449- 466	581,56
Opt-aiNet	5- 13- 15- 16- 21- 26- 31-54- 57- 59-60-73- 86- 87-94- 96- 97-111-115- 136-142-149-150-155-156-158-163- 168-169-178-179-191-195-199-214- 221-254- 256-266-282-317-322-325- 358- 362-369-392-395-403-404- 416-423-426- 431-436-437- 446-449- 466	581,56
(SOUZA et al., 2015)	5- 13- 15- 16- 21- 26- 31-54- 57- 59-60-73- 86- 87-94- 96- 97-111-115- 136-142-149-150-155-156-158-163- 168-169-178-179-191-195-199-214- 221-254- 256-266-282-317-322-325- 358- 362-369-392-395-403-404- 416-423-426- 431-436-437- 446-449- 466	581,56
(FRANCO et al., 2012)	5-13-15-16-21-26-31-54-55-57-60-73-86-87-94-96-97-111-115-136-142-148-149-150-155-158-163-168-169-178-179-191-195-199-213-214-252-254-266-282-297-310-325-358-359-362-369-392-395-400-402-403-416-423-432-436-437-446-449	581,79

Conforme apresentado na Tabela 8 os três algoritmos encontraram a mesma solução para o sistema de 417 barras. Ao comparar o resultado obtido com a literatura, observa-se que a topologia final e os valores das perdas ativas são iguais aos encontrados na literatura (SOUZA et al., 2015) e com valores de perdas ativas melhores do que o apresentado em (FRANCO et al, 2012).

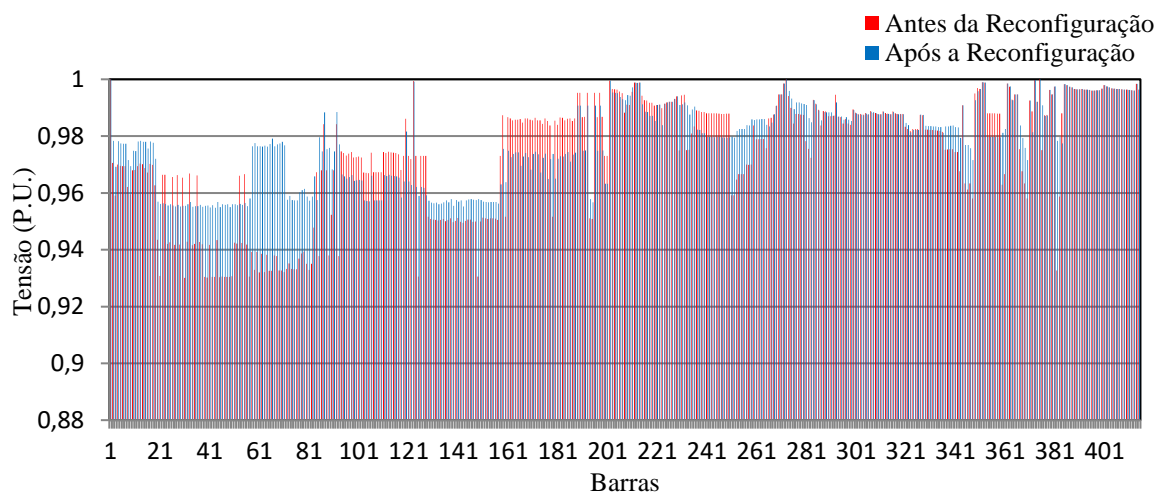
Os resultados representam uma redução de 17,96% nas perdas ativas entre a topologia inicial e a final obtida pelos algoritmos.

Para obter este resultado o CLONALG resolveu na média 16965 PFC em cada execução do algoritmo, o Copt-aiNet resolveu na média 10304 PFC e o Opt-aiNet resolveu na média 11960 PFC. A quantidade de PFC resolvidos depende do número de iterações executada pelos algoritmos para obter a solução, bem como, a característica de seus operadores.

Na Figura 15 são apresentados os níveis das magnitudes de tensão encontrados para as topologias inicial e final do sistema de 417 barras.

Na topologia inicial a tensão mínima é de 0,930078 p.u. na barra 31 e está dentro dos limites de tensão estabelecidos pelas normas reguladoras da ANEEL. Após a reconfiguração a tensão mínima é de 0,95477 p.u. na barra 43. Após a reconfiguração houve uma melhora significativa no perfil de tensão, onde em todas as barras o valor está dentro dos limites estabelecidos.

Figura 15 – Perfil de tensão obtido para o sistema de 417 barras.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

### 6.2.5 Sistema de 10477 Barras

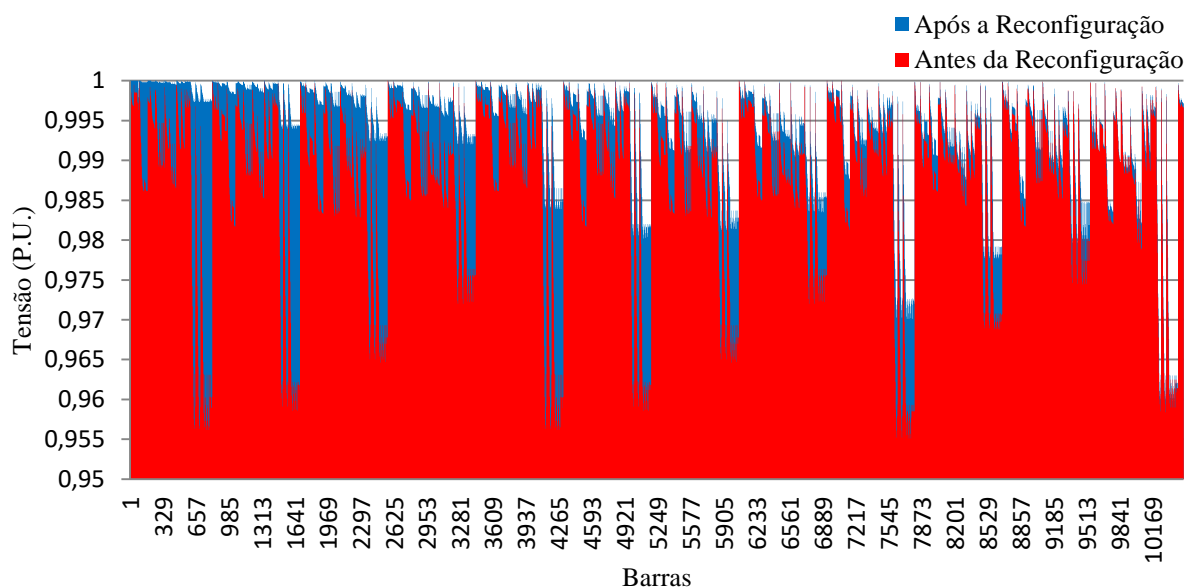
O sistema de 10477 possui 10476 barras de carga, 84 alimentadores e 10736 circuitos. A tensão na subestação é 130,80 kV. As demandas totais de potência ativa e reativa (considerando o pico em cada barra) são, respectivamente, 1490718,5830 kW e 886738,6800 kVAr. Deve-se notar que este é um sistema hipotético, para testes acadêmicos, obtido replicando-se os sistemas de 136 barras de Mantovani et al. (2000) e 202 barras de Guimarães (2005). O sistema de 10477 barras possui 260 circuitos de ligação, sendo que os circuitos numerados de 10477 até 10736 inicialmente encontram-se abertos REDS (2014).

Os resultados obtidos para o sistema de 10477 barras considerando demanda fixa são apresentados na Tabela 9. Conforme apresentado na Tabela 9 os três algoritmos encontraram a mesma solução para o sistema de 10477 barras. Ao comparar o resultado obtido com a literatura, observa-se que a topologia final e os valores das perdas ativas são iguais aos encontrados na literatura (POSSAGNOLO, 2015). Os resultados representam uma redução de 48,83% nas perdas ativas entre a topologia inicial e a final obtida pelos algoritmos.

Para obter este resultado o CLONALG resolveu na média 65859 PFC em cada execução do algoritmo, o Copt-aiNet resolveu na média 57799 PFC e o Opt-aiNet resolveu na média 64400 PFC. A quantidade de PFC resolvidos depende do número de iterações executada pelos algoritmos para obter a solução, bem como, a característica de seus operadores.

Na Figura 16 são apresentados os níveis das magnitudes de tensão encontrados para as topologias inicial e final do sistema de 10477 barras.

Figura 16 – Perfil de tensão obtido para o sistema de 10477 barras.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 9 – Resultados para o Sistema de 10477 Barras.

Configurações	Circuitos Abertos	Perdas Ativas (kW)
Inicial	10476, 10477, 10478, 10479, 10480, 10481, 10482, 10483, 10484, 10485, 10486, 10487, 10488, 10489, 10490, 10491, 10492, 10493, 10494, 10495, 10496, 10497, 10498, 10499, 10500, 10501, 10502, 10503, 10504, 10505, 10506, 10507, 10508, 10509, 10510, 10511, 10512, 10513, 10514, 10515, 10516, 10517, 10518, 10519, 10520, 10521, 10522, 10523, 10524, 10525, 10526, 10527, 10528, 10529, 10530, 10531, 10532, 10533, 10534, 10535, 10536, 10537, 10538, 10539, 10540, 10541, 10542, 10543, 10544, 10545, 10546, 10547, 10548, 10549, 10550, 10551, 10552, 10553, 10554, 10555, 10556, 10557, 10558, 10559, 10560, 10561, 10562, 10563, 10564, 10565, 10566, 10567, 10568, 10569, 10570, 10571, 10572, 10573, 10574, 10575, 10576, 10577, 10578, 10579, 10580, 10581, 10582, 10583, 10584, 10585, 10586, 10587, 10588, 10589, 10590, 10591, 10592, 10593, 10594, 10595, 10596, 10597, 10598, 10599, 10600, 10601, 10602, 10603, 10604, 10605, 10606, 10607, 10608, 10609, 10610, 10611, 10612, 10613, 10614, 10615, 10616, 10617, 10618, 10619, 10620, 10621, 10622, 10623, 10624, 10625, 10626, 10627, 10628, 10629, 10630, 10631, 10632, 10633, 10634, 10635, 10636, 10637, 10638, 10639, 10640, 10641, 10642, 10643, 10644, 10645, 10646, 10647, 10648, 10649, 10650, 10651, 10652, 10653, 10654, 10655, 10656, 10657, 10658, 10659, 10660, 10661, 10662, 10663, 10664, 10665, 10666, 10667, 10668, 10669, 10670, 10671, 10672, 10673, 10674, 10675, 10676, 10677, 10678, 10679, 10680, 10681, 10682, 10683, 10684, 10685, 10686, 10687, 10688, 10689, 10690, 10691, 10692, 10693, 10694, 10695, 10696, 10697, 10698, 10699, 10700, 10701, 10702, 10703, 10704, 10705, 10706, 10707, 10708, 10709, 10710, 10711, 10712, 10713, 10714, 10715, 10716, 10717, 10718, 10719, 10720, 10721, 10722, 10723, 10724, 10725, 10726, 10727, 10728, 10729, 10730, 10731, 10732, 10733, 10734, 10735	17373,08
CLONALG Copt-aiNet Opt-aiNet	23, 119, 130, 194, 233, 281, 284, 304, 288, 407, 434, 450, 459, 10503, 485, 10493, 594, 595, 626, 631, 637, 698, 794, 818, 838, 845, 846, 2184, 893, 946, 962, 987, 1013, 1157, 1185, 1284, 10521, 1350, 1498, 1763, 1860, 1873, 1978, 2026, 2030, 2080, 10563, 2141, 2050, 2156, 2205, 2227, 2241, 2330, 2342, 2369, 2377, 2383, 2444, 2582, 2591, 2637, 10513, 4375, 2705, 2733, 2759, 10695, 2802, 2902, 2931, 3564, 3567, 3574, 3632, 3621, 3773, 3775, 3779, 3887, 3900, 3910, 3939, 3945, 3980, 3992, 10582, 4110, 4132, 4138, 4328, 4425, 4383, 4416, 4421, 4462, 4466, 4506, 7615, 4649, 4677, 5255, 5313, 5352, 10516, 5384, 5452, 5519, 5649, 5682, 5656, 5685, 5737, 5792, 5864, 5870, 5873, 5883, 5936, 6129, 6162, 10682, 6187, 6206, 6305, 6343, 6395, 6427, 7056, 7059, 7104, 7127, 7197, 7261, 7296, 7388, 7402, 7538, 7589, 7595, 7613, 7618, 7828, 7863, 7874, 7877, 7900, 10684, 8089, 8138, 10673, 8741, 8850, 8859, 8931, 8941, 9005, 9012, 9106, 9139, 9174, 9161, 9284, 9357, 9364, 9379, 9392, 9568, 9608, 9675, 10700, 9654, 9700, 9706, 9733, 9771, 9832, 9838, 44, 9932, 9915, 9982, 10005, 10094, 10233, 60, 10435, 10479, 334, 10485, 10491, 10494, 10505, 10478, 10512, 10517, 7638, 10519, 10520, 10530, 882, 10533, 10535, 10539, 10540, 10573, 10545, 5358, 10551, 10567, 2564, 2168, 10580, 10586, 10587, 10602, 9085, 10611, 10613, 10614, 10617, 4310, 3942, 9390, 10628, 6144, 10635, 10644, 10652, 10655, 10663, 10669, 10679, 10692, 10702, 10709, 10705, 10714, 9789, 10718, 10719, 10720, 10722, 9612, 6472, 1429, 10484, 10623, 411, 9877, 615, 2165, 10696, 10599, 6211, 8848, 7911, 5470, 6082, 3722	8888,52
(POSSAGNOLO, 2015)	23, 119, 130, 194, 233, 281, 284, 304, 288, 407, 434, 450, 459, 10503, 485, 10493, 594, 595, 626, 631, 637, 698, 794, 818, 838, 845, 846, 2184, 893, 946, 962, 987, 1013, 1157, 1185, 1284, 10521, 1350, 1498, 1763, 1860, 1873, 1978, 2026, 2030, 2080, 10563, 2141, 2050, 2156, 2205, 2227, 2241, 2330, 2342, 2369, 2377, 2383, 2444, 2582, 2591, 2637, 10513, 4375, 2705, 2733, 2759, 10695, 2802, 2902, 2931, 3564, 3567, 3574, 3632, 3621, 3773, 3775, 3779, 3887, 3900, 3910, 3939, 3945, 3980, 3992, 10582, 4110, 4132, 4138, 4328, 4425, 4383, 4416, 4421, 4462, 4466, 4506, 7615, 4649, 4677, 5255, 5313, 5352, 10516, 5384, 5452, 5519, 5649, 5682, 5656, 5685, 5737, 5792, 5864, 5870, 5873, 5883, 5936, 6129, 6162, 10682, 6187, 6206, 6305, 6343, 6395, 6427, 7056, 7059, 7104, 7127, 7197, 7261, 7296, 7388, 7402, 7538, 7589, 7595, 7613, 7618, 7828, 7863, 7874, 7877, 7900, 10684, 8089, 8138, 10673, 8741, 8850, 8859, 8931, 8941, 9005, 9012, 9106, 9139, 9174, 9161, 9284, 9357, 9364, 9379, 9392, 9568, 9608, 9675, 10700, 9654, 9700, 9706, 9733, 9771, 9832, 9838, 44, 9932, 9915, 9982, 10005, 10094, 10233, 60, 10435, 10479, 334, 10485, 10491, 10494, 10505, 10478, 10512, 10517, 7638, 10519, 10520, 10530, 882, 10533, 10535, 10539, 10540, 10573, 10545, 5358, 10551, 10567, 2564, 2168, 10580, 10586, 10587, 10602, 9085, 10611, 10613, 10614, 10617, 4310, 3942, 9390, 10628, 6144, 10635, 10644, 10652, 10655, 10663, 10669, 10679, 10692, 10702, 10709, 10705, 10714, 9789, 10718, 10719, 10720, 10722, 9612, 6472, 1429, 10484, 10623, 411, 9877, 615, 2165, 10696, 10599, 6211, 8848, 7911, 5470, 6082, 3722	8888,52

Na topologia inicial a tensão mínima é de 0,9550 p.u. na barra 7778 e está dentro dos limites de tensão estabelecidos pelas normas reguladoras da ANEEL. Após a reconfiguração a tensão mínima é de 0,9596 p.u. na barra 10298. Após a reconfiguração houve uma melhora no perfil de tensão, onde em todas as barras o valor está dentro dos limites estabelecidos.

### **6.3 Resultados para Demandas Variáveis**

Nesta seção apresentam-se os resultados para o problema de RSD considerando demandas variáveis. Os resultados obtidos pelos algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet foram comparados com os principais resultados apresentados na literatura.

#### *6.3.1 Demandas Típicas Utilizadas*

Para a análise do problema de RSD considerando demandas variáveis foram utilizadas as demandas típicas apresentadas no Anexo A1 deste trabalho.

Neste trabalho foram considerados 24 níveis de demanda, sendo uma demanda para cada hora do dia, em um período de operação de 24 horas. As barras consumidoras dos sistemas foram definidas em três tipos de cargas típicas, sendo: residencial, comercial e industrial.

Para obter as demandas atribui-se a uma barra um tipo de consumidor e multiplica-se uma das curvas típicas (residencial, comercial ou industrial) pelas demandas totais ativa e reativa do sistema elétrico.

Vale ressaltar que para os testes realizados neste trabalho, as curvas típicas de demandas utilizadas são curvas hipotéticas de carga e de custo das perdas, pois o objetivo deste trabalho é o desenvolvimento de metodologias para resolver o problema de RSD considerando demandas variáveis, e não realizar a estimação de curvas de demandas típicas.

#### *6.3.2 Sistema de 33 Barras*

Nesta seção o sistema de 33 barras analisado anteriormente para demanda fixa é analisado para demandas variáveis, onde todos os parâmetros da rede elétrica são os mesmos apresentados com demanda fixa.

Os resultados obtidos para o sistema de 33 barras considerando demandas variáveis são apresentados na Tabela 10.

Tabela 10 – Resultados para o Sistema de 33 Barras.

Configurações	Circuitos Abertos	Custo das Perdas de Energia por dia (US\$)
Inicial	33-34-35-36-37	187,86
CLONALG	7-9-14-28-32	128,81
Copt-aiNet	7-9-14-28-32	128,81
Opt-aiNet	7-9-14-28-32	128,81
(POSSAGNOLO, 2015)	7-9-14-28-32	128,81

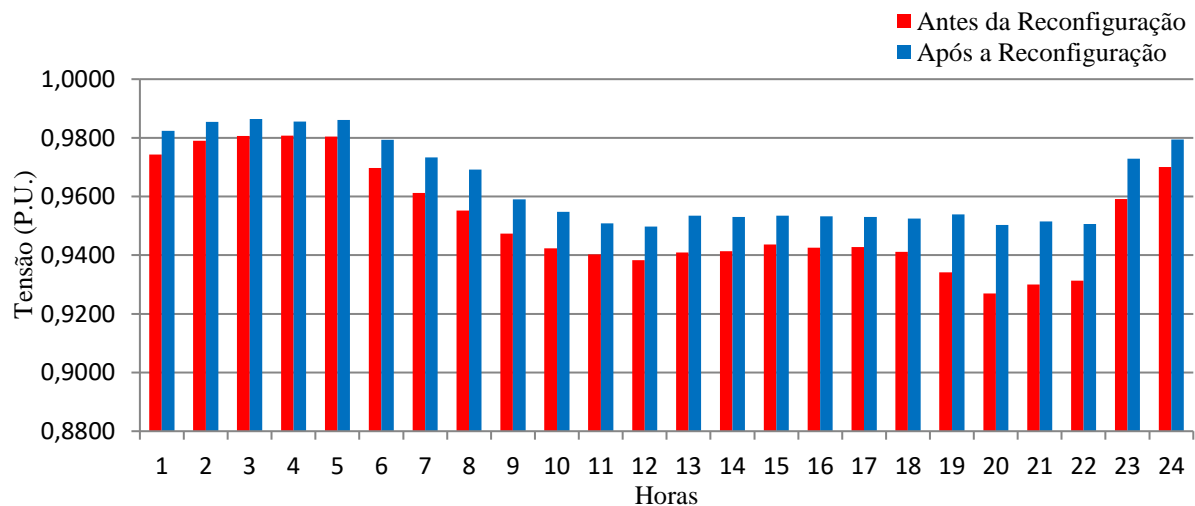
Conforme apresentado na Tabela 10 os algoritmos CLONAL, Copt-aiNet e Opt-aiNet encontraram a mesma solução para o sistema de 33 barras. Este resultado representa uma redução no custo das perdas de energia de 31,43%.

Comparando o resultado com a literatura, observa-se que tanto a topologia final, quanto os custos das perdas ativas são iguais aos melhores resultados encontrados na literatura (POSSAGNOLO, 2015).

Para obter este resultado o CLONALG resolveu na média 27144 PFC em cada execução do algoritmo, o Copt-aiNet resolveu na média 34335 PFC e o Opt-aiNet resolveu na média 39240 PFC. A quantidade de PFC resolvidos depende do número de iterações executada pelos algoritmos para obter a solução, bem como, a característica de seus operadores.

Na Figura 17 apresenta-se o perfil de tensão mínima para cada demanda ao longo do período de operação para o sistema de 33 barras. Para a elaboração deste gráfico, foram identificados o valor mínimo de tensão para cada uma das demandas (hora do dia) das 24 demandas.

Figura 17 – Perfil de tensão mínima para o sistema de 33 barras.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Para a topologia inicial o perfil de tensão mínima apresenta o valor mínimo de 0,9269 p.u. na hora 20 violando o limite de tensão pré-estabelecido pelas normas da ANEEL, que é de 0,93 p.u. Após a reconfiguração houve uma melhora significativa no perfil de tensão mínima, onde em todas as demandas o valor mínimo de tensão passou a estar dentro dos limites pré-estabelecidos, apresentando o valor mínimo de 0,9498 p.u. na hora 12.

### 6.3.3 Sistema de 84 Barras

Nesta seção o sistema de 84 barras, analisado anteriormente para demanda fixa é analisado para demandas variáveis, onde todos os parâmetros da rede elétrica são iguais aos da demanda fixa.

Os resultados obtidos para o sistema de 84 barras considerando demandas variáveis são apresentados na Tabela 11.

Conforme apresentado na Tabela 11 os algoritmos CLONAL, Copt-aiNet e Opt-aiNet encontraram a mesma solução para o sistema de 84 barras. Este resultado representa uma redução no custo das perdas de energia de 10,05%. Comparando o resultado com a literatura, observa-se que tanto a topologia final, quanto os custos das perdas ativas são iguais aos melhores resultados encontrados na literatura (POSSAGNOLO, 2015).

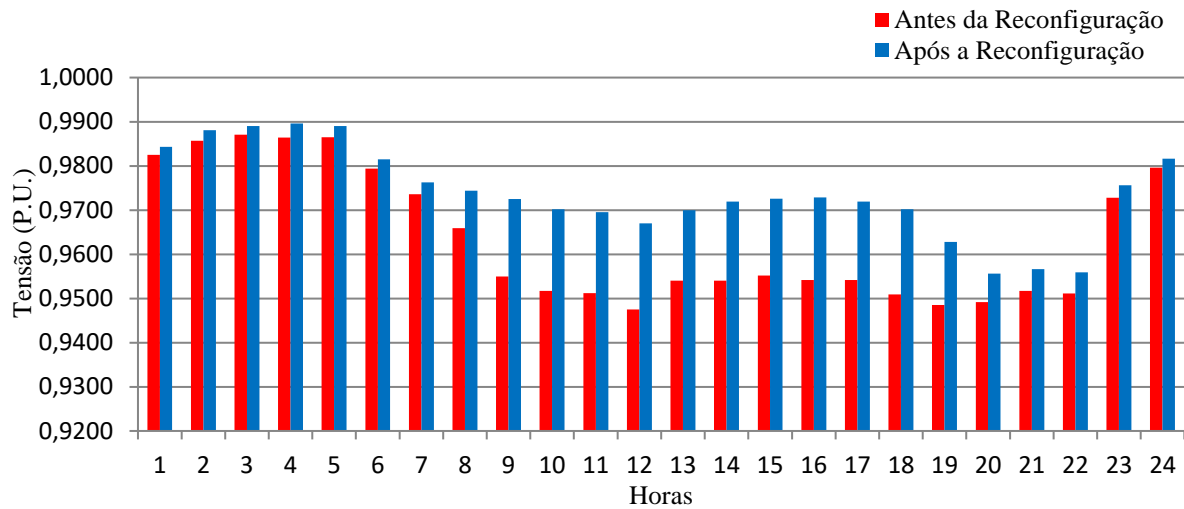
Para obter este resultado o CLONALG resolveu na média 58464 PFC em cada execução do algoritmo, o Copt-aiNet resolveu na média 61040 PFC e o Opt-aiNet resolveu na média 71940 PFC. A quantidade de PFC resolvidos depende do número de iterações executada pelos algoritmos para obter a solução, bem como, a característica de seus operadores.

Tabela 11 – Resultados para o Sistema de 84 Barras.

Configurações	Circuitos Abertos	Custo das Perdas de Energia por dia (US\$)
Inicial	84-85-86-87-88-89-90-91-92-93-94-95-96	456,41
CLONALG	7-34-39-63-72-83-84-86-88-89-90-92-95	410,53
Copt-aiNet	7-34-39-63-72-83-84-86-88-89-90-92-95	410,53
Opt-aiNet	7-34-39-63-72-83-84-86-88-89-90-92-95	410,53
(POSSAGNOLO, 2015)	7-34-39-63-72-83-84-86-88-89-90-92-95	410,53

Na Figura 18, apresenta-se o perfil de tensão mínima para cada demanda ao longo do período de operação para o sistema de 84 barras.

Figura 18 – Perfil de tensão mínima para o sistema de 84 barras.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Para a topologia inicial o perfil de tensão mínima apresenta o valor mínimo de 0,9475 p.u. na hora 12 não violando o limite de tensão pré-estabelecido pelas normas da ANEEL, que é de 0,93 p.u. Após a reconfiguração houve uma melhora no perfil de tensão mínima, onde o valor mínimo de tensão foi de 0,9556 p.u. na hora 20.

#### 6.3.4 Sistema de 136 Barras

Nesta seção o sistema de 136 barras analisado anteriormente para demanda fixa é analisado para demandas variáveis, onde todos os parâmetros da rede elétrica são os mesmos usados com demanda fixa.

Os resultados obtidos para o sistema de 136 barras considerando demandas variáveis são apresentados na Tabela 12.

Conforme apresentado na Tabela 12 os algoritmos CLONAL, Copt-aiNet e Opt-aiNet encontraram a mesma solução para o sistema de 136 barras. Este resultado representa uma redução no custo das perdas de energia de 10,95%. Comparando o resultado com a literatura, observa-se que tanto a topologia final, quanto os custos das perdas ativas são iguais aos melhores resultados encontrados na literatura (POSSAGNOLO, 2015).

Para obter este resultado o CLONALG resolveu na média 223416 PFC em cada execução do algoritmo, o Copt-aiNet resolveu na média 99190 PFC e o Opt-aiNet resolveu na média 228900 PFC. A quantidade de PFC resolvidos depende do número de iterações executada por cada algoritmo para obter a solução, bem como, a característica de seus operadores.



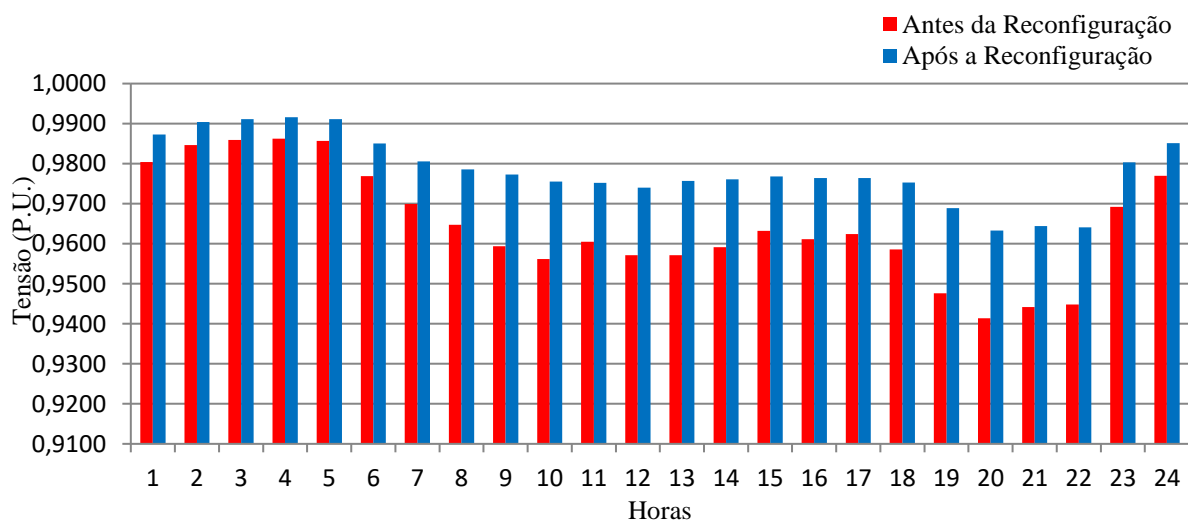
Tabela 12 – Resultados para o Sistema de 136 Barras.

Configurações	Circuitos Abertos	Custo das Perdas de Energia por dia (US\$)
Inicial	136-137-138-139-140-141-142-143-144-145-146-147-148-149-150-151-152-153-154-155-156	288,50
CLONALG	7-38-51-54-84-90-96-106-118-126-135-137-138-141-144-145-147-148-150-151-155	256,89
Copt-aiNet	7-38-51-54-84-90-96-106-118-126-135-137-138-141-144-145-147-148-150-151-155	256,89
Opt-aiNet	7-38-51-54-84-90-96-106-118-126-135-137-138-141-144-145-147-148-150-151-155	256,89
(POSSAGNOLO, 2015)	7-38-51-54-84-90-96-106-118-126-135-137-138-141-144-145-147-148-150-151-155	256,89

Na Figura 19 apresenta-se o perfil de tensão mínima para cada demanda ao longo do período de operação para o sistema de 136 barras.

Para a topologia inicial o perfil de tensão mínima apresenta o valor mínimo de 0,9414 p.u. na hora 20 não violando o limite de tensão pré-estabelecido pelas normas da ANEEL, que é de 0,93 p.u. Após a reconfiguração houve uma melhora significativa no perfil de tensão mínima, onde o valor mínimo de tensão foi identificado na hora 20 com o valor de 0,9633 p.u.

Figura 19 – Perfil de tensão mínima para o sistema de 136 barras.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

### 6.3.5 Sistema de 417 Barras

Nesta seção o sistema de 417 barras analisado anteriormente para demanda fixa é analisado para demandas variáveis, onde todos os parâmetros da rede elétrica são os mesmos já usados no caso com demanda fixa.

Os resultados obtidos para o sistema de 417 barras considerando demandas variáveis são apresentados na Tabela 13.

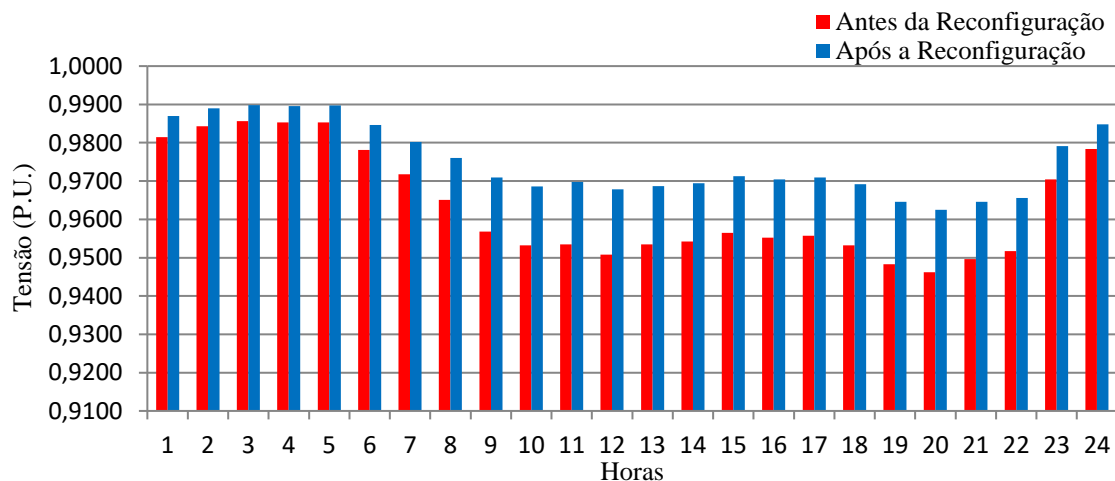
Conforme apresentado na Tabela 13 os algoritmos CLONAL, Copt-aiNet e Opt-aiNet encontraram a mesma solução para o sistema de 417 barras. Este resultado representa uma redução no custo das perdas de energia de 16,96%. Comparando o resultado com a literatura, observa-se que tanto a topologia final, quanto os custos das perdas ativas são iguais aos melhores resultados encontrados na literatura (POSSAGNOLO, 2015).

Para obter este resultado o CLONALG resolveu na média 511560 PFC em cada execução do algoritmo, o Copt-aiNet resolveu na média 301385 PFC e o Opt-aiNet resolveu na média 389130 PFC. A quantidade de PFC resolvidos depende do número de iterações executada por cada algoritmo para obter a solução, bem como, a característica de seus operadores.

Na Figura 20 apresenta-se o perfil de tensão mínima para cada demanda ao longo do período de operação para o sistema de 417 barras.

Para a topologia inicial o perfil de tensão mínima apresenta o valor mínimo de 0,9462 p.u. na hora 20 não violando o limite de tensão pré-estabelecido pelas normas da ANEEL, que é de 0,93 p.u. Após a reconfiguração houve uma melhora significativa no perfil de tensão mínima, onde a tensão mínima foi de 0,9625 p.u. na hora 20.

Figura 20 – Perfil de tensão mínima para o sistema de 417 barras.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 13 – Resultados para o Sistema de 417 Barras.

Configurações	Circuitos Abertos	Custo das Perdas de Energia por dia (US\$)
Inicial	1-5-15-16-26-31-53-54-55-75-82-94-96-97-106-107-119-136-138-154-155-156-168-169-177-179-194-195-201-207-211-214-219-241-256-258-282-297-302-314-321-354-359-362-364-385-388-395-396-404-407-423-424-426-431-436-445-446-449	637,88
CLONALG	1-2-13-15-16-26-31-40-41-50-59-73-82-94-96-97-111-115-136-146-150-155-156-158-163-168-169-178-179-190-191-194-195-209-230-254-256-267-270-294-310-321-354-362-385-389-392-395-403-404-423-424-426-436-437-439-446-449-466	529,66
Copt-aiNet	1-2-13-15-16-26-31-40-41-50-59-73-82-94-96-97-111-115-136-146-150-155-156-158-163-168-169-178-179-190-191-194-195-209-230-254-256-267-270-294-310-321-354-362-385-389-392-395-403-404-423-424-426-436-437-439-446-449-466	529,66
Opt-aiNet	1-2-13-15-16-26-31-40-41-50-59-73-82-94-96-97-111-115-136-146-150-155-156-158-163-168-169-178-179-190-191-194-195-209-230-254-256-267-270-294-310-321-354-362-385-389-392-395-403-404-423-424-426-436-437-439-446-449-466	529,66
(POSSAGNOLO, 2015)	1-2-13-15-16-26-31-40-41-50-59-73-82-94-96-97-111-115-136-146-150-155-156-158-163-168-169-178-179-190-191-194-195-209-230-254-256-267-270-294-310-321-354-362-385-389-392-395-403-404-423-424-426-436-437-439-446-449-466	529,66

### 6.3.6 Sistema de 10477 Barras

Nesta seção o sistema de 10477 barras analisado anteriormente para demanda fixa é analisado para demandas variáveis, onde todos os parâmetros da rede elétrica são os mesmos já usados no caso com demanda fixa.

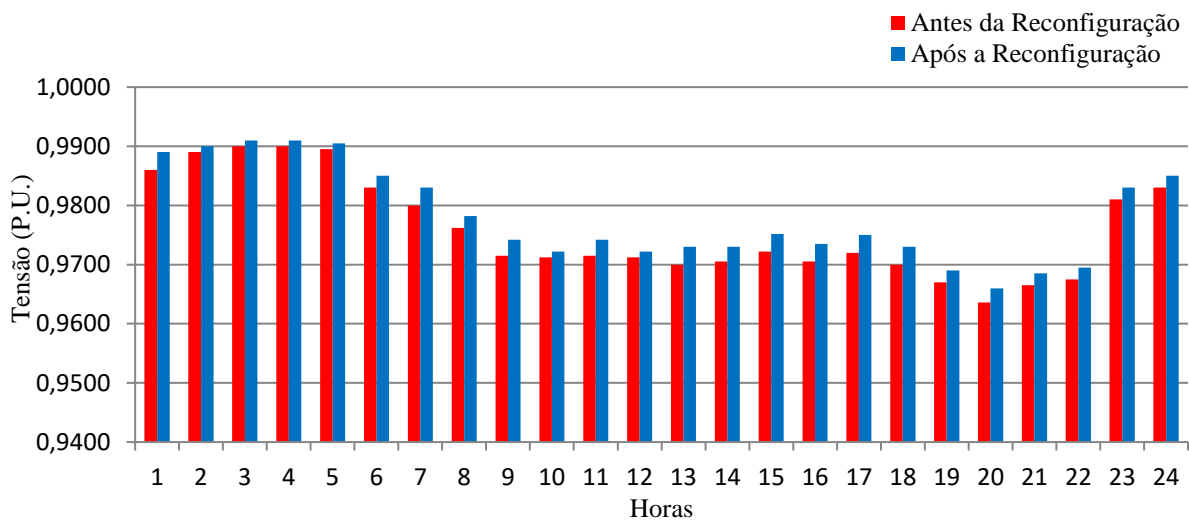
Os resultados obtidos para o sistema de 10477 barras considerando demandas variáveis são apresentados na Tabela 14.

Conforme apresentado na Tabela 14 os algoritmos CLONAL, Copt-aiNet e Opt-aiNet encontraram a mesma solução para o sistema de 10477 barras. Este resultado representa uma redução no custo das perdas de energia de 48,45%. Comparando o resultado com a literatura, observa-se que tanto a topologia final, quanto os custos das perdas ativas são iguais aos resultados encontrados na literatura (POSSAGNOLO, 2015).

Para obter este resultado o CLONALG resolveu na média 1685016 PFC em cada execução do algoritmo, o Copt-aiNet resolveu na média 1606115 PFC e o Opt-aiNet resolveu na média 1638270 PFC. A quantidade de PFC resolvidos depende do número de iterações executada pelos algoritmos para obter a solução, bem como, a característica de seus operadores.

Para a topologia inicial o perfil de tensão mínima apresenta o valor mínimo de 0,9635 p.u. na hora 20 não violando o limite de tensão pré-estabelecido pelas normas da ANEEL, que é de 0,93 p.u. Após a reconfiguração houve uma melhora significativa no perfil de tensão mínima, onde a tensão mínima foi de 0,9660 p.u. na hora 20.

Figura 21 – Perfil de tensão mínima para o sistema de 10477 barras.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 14 – Resultados para o Sistema de 10477 Barras.

Configurações	Circuitos Abertos	Custo (US\$)
Inicial	10476, 10477, 10478, 10479, 10480, 10481, 10482, 10483, 10484, 10485, 10486, 10487, 10488, 10489, 10490, 10491, 10492, 10493, 10494, 10495, 10496, 10497, 10498, 10499, 10500, 10501, 10502, 10503, 10504, 10505, 10506, 10507, 10508, 10509, 10510, 10511, 10512, 10513, 10514, 10515, 10516, 10517, 10518, 10519, 10520, 10521, 10522, 10523, 10524, 10525, 10526, 10527, 10528, 10529, 10530, 10531, 10532, 10533, 10534, 10535, 10536, 10537, 10538, 10539, 10540, 10541, 10542, 10543, 10544, 10545, 10546, 10547, 10548, 10549, 10550, 10551, 10552, 10553, 10554, 10555, 10556, 10557, 10558, 10559, 10560, 10561, 10562, 10563, 10564, 10565, 10566, 10567, 10568, 10569, 10570, 10571, 10572, 10573, 10574, 10575, 10576, 10577, 10578, 10579, 10580, 10581, 10582, 10583, 10584, 10585, 10586, 10587, 10588, 10589, 10590, 10591, 10592, 10593, 10594, 10595, 10596, 10597, 10598, 10599, 10600, 10601, 10602, 10603, 10604, 10605, 10606, 10607, 10608, 10609, 10610, 10611, 10612, 10613, 10614, 10615, 10616, 10617, 10618, 10619, 10620, 10621, 10622, 10623, 10624, 10625, 10626, 10627, 10628, 10629, 10630, 10631, 10632, 10633, 10634, 10635, 10636, 10637, 10638, 10639, 10640, 10641, 10642, 10643, 10644, 10645, 10646, 10647, 10648, 10649, 10650, 10651, 10652, 10653, 10654, 10655, 10656, 10657, 10658, 10659, 10660, 10661, 10662, 10663, 10664, 10665, 10666, 10667, 10668, 10669, 10670, 10671, 10672, 10673, 10674, 10675, 10676, 10677, 10678, 10679, 10680, 10681, 10682, 10683, 10684, 10685, 10686, 10687, 10688, 10689, 10690, 10691, 10692, 10693, 10694, 10695, 10696, 10697, 10698, 10699, 10700, 10701, 10702, 10703, 10704, 10705, 10706, 10707, 10708, 10709, 10710, 10711, 10712, 10713, 10714, 10715, 10716, 10717, 10718, 10719, 10720, 10721, 10722, 10723, 10724, 10725, 10726, 10727, 10728, 10729, 10730, 10731, 10732, 10733, 10734, 10735	15613,72
CLONALG Copt-aiNet Opt-aiNet	23, 44, 60, 119, 130, 194, 233, 281, 284, 288, 304, 334, 407, 411, 434, 450, 459, 485, 574, 594, 595, 615, 626, 631, 637, 698, 794, 818, 838, 845, 846, 882, 891, 892, 947, 962, 987, 1013, 1157, 1185, 1284, 1350, 1429, 1498, 1763, 1835, 1860, 1875, 1978, 2027, 2030, 2050, 2080, 2141, 2156, 2165, 2205, 2228, 2241, 2330, 2342, 2369, 2377, 2384, 2444, 2564, 2584, 2591, 2637, 2705, 2733, 2759, 2773, 2802, 2901, 2931, 3564, 3567, 3574, 3611, 3621, 3722, 3773, 3775, 3779, 3887, 3901, 3910, 3939, 3949, 3980, 3992, 4087, 4110, 4123, 4131, 4290, 4328, 4376, 4383, 4419, 4425, 4461, 4466, 4506, 4649, 4677, 5255, 5313, 5352, 5358, 5384, 5452, 5470, 5519, 5648, 5656, 5682, 5685, 5737, 5792, 5864, 5870, 5883, 5923, 5936, 6082, 6129, 6143, 6162, 6189, 6206, 6211, 6305, 6343, 6395, 6417, 6470, 7056, 7059, 7098, 7106, 7124, 7198, 7261, 7296, 7388, 7402, 7558, 7589, 7595, 7613, 7615, 7618, 7638, 7828, 7863, 7874, 7877, 7900, 7911, 8087, 8138, 8741, 8849, 8850, 8859, 8877, 8931, 8941, 9003, 9012, 9085, 9106, 9139, 9156, 9284, 9357, 9364, 9379, 9390, 9392, 9568, 9608, 9612, 9638, 9656, 9675, 9700, 9706, 9733, 9771, 9789, 9828, 9838, 9878, 9892, 9915, 9979, 10007, 10093, 10233, 10434, 10478, 10479, 10484, 10485, 10491, 10494, 10503, 10505, 10512, 10513, 10516, 10517, 10519, 10520, 10521, 10530, 10535, 10539, 10540, 10545, 10551, 10563, 10573, 10578, 10580, 10586, 10587, 10593, 10599, 10602, 10611, 10613, 10614, 10618, 10620, 10623, 10635, 10644, 10652, 10655, 10663, 10669, 10673, 10679, 10682, 10684, 10692, 10695, 10696, 10702, 10704, 10705, 10709, 10714, 10718, 10719, 10720	8048,98
(POSSAGNOLO, 2015)	23, 44, 60, 119, 130, 194, 233, 281, 284, 288, 304, 334, 407, 411, 434, 450, 459, 485, 574, 594, 595, 615, 626, 631, 637, 698, 794, 818, 838, 845, 846, 882, 891, 892, 947, 962, 987, 1013, 1157, 1185, 1284, 1350, 1429, 1498, 1763, 1835, 1860, 1875, 1978, 2027, 2030, 2050, 2080, 2141, 2156, 2165, 2205, 2228, 2241, 2330, 2342, 2369, 2377, 2384, 2444, 2564, 2584, 2591, 2637, 2705, 2733, 2759, 2773, 2802, 2901, 2931, 3564, 3567, 3574, 3611, 3621, 3722, 3773, 3775, 3779, 3887, 3901, 3910, 3939, 3949, 3980, 3992, 4087, 4110, 4123, 4131, 4290, 4328, 4376, 4383, 4419, 4425, 4461, 4466, 4506, 4649, 4677, 5255, 5313, 5352, 5358, 5384, 5452, 5470, 5519, 5648, 5656, 5682, 5685, 5737, 5792, 5864, 5870, 5883, 5923, 5936, 6082, 6129, 6143, 6162, 6189, 6206, 6211, 6305, 6343, 6395, 6417, 6470, 7056, 7059, 7098, 7106, 7124, 7198, 7261, 7296, 7388, 7402, 7558, 7589, 7595, 7613, 7615, 7618, 7638, 7828, 7863, 7874, 7877, 7900, 7911, 8087, 8138, 8741, 8849, 8850, 8859, 8877, 8931, 8941, 9003, 9012, 9085, 9106, 9139, 9156, 9284, 9357, 9364, 9379, 9390, 9392, 9568, 9608, 9612, 9638, 9656, 9675, 9700, 9706, 9733, 9771, 9789, 9828, 9838, 9878, 9892, 9915, 9979, 10007, 10093, 10233, 10434, 10478, 10479, 10484, 10485, 10491, 10494, 10503, 10505, 10512, 10513, 10516, 10517, 10519, 10520, 10521, 10530, 10535, 10539, 10540, 10545, 10551, 10563, 10573, 10578, 10580, 10586, 10587, 10593, 10599, 10602, 10611, 10613, 10614, 10618, 10620, 10623, 10635, 10644, 10652, 10655, 10663, 10669, 10673, 10679, 10682, 10684, 10692, 10695, 10696, 10702, 10704, 10705, 10709, 10714, 10718, 10719, 10720	8048,98

## 6.4 Análise Comparativa de Desempenho dos Algoritmos

A partir dos resultados obtidos foi realizado um teste de referência cruzada, onde os algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet foram executados 30 vezes para cada sistema teste, e em todas as execuções os algoritmos encontraram a melhor solução para todos os sistemas testados diferenciando-se apenas em número de iterações e tempo computacional.

Nos tópicos a seguir apresentam-se os resultados dos testes de referência cruzada para o problema de RSD considerando demanda fixa e demandas variáveis.

### 6.4.1 Demanda Fixa

Nas Tabelas 15 e 16 apresentam-se os resultados do teste de referência cruzada realizado com os algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet em relação ao número de iterações e tempo computacional (medido em segundos) que foram gastos para encontrar a melhor solução para todos os sistemas testados nas 30 execuções.

Na Tabela 15 apresentam-se três grandezas, isto é,  $iT_{max}$ ,  $iT_{min}$  e  $iT_{med}$  que representam o número máximo, mínimo e médio de iterações que os algoritmos utilizaram para encontrar a melhor solução.

Conforme a Tabela 15, o algoritmo Copt-aiNet foi capaz de encontrar a solução para todos os sistemas testes com uma menor quantidade de iterações do que os algoritmos Opt-aiNet e CLONALG.

Na Tabela 16 apresentam-se três grandezas, sendo:  $T_{max}$  é o tempo máximo que os algoritmos levaram para encontrar a solução,  $T_{min}$  é o tempo mínimo que os algoritmos levaram para encontrar a solução,  $T_{med}$  é o tempo médio das 30 execuções.

Com base nos resultados apresentados na Tabela 16 o algoritmo CLONALG encontrou as soluções para os sistemas testes de 33, 84, 136 e 417 barras com o melhor tempo computacional. E o algoritmo Copt-aiNet encontrou a solução com um melhor tempo para o sistema de 10477 barras.

Vale destacar que o algoritmo Copt-aiNet encontrou a solução para o sistema de 10477 com um menor número de iterações e menor tempo computacional, demonstrando a robustez do algoritmo, quando utilizado com um sistema de grande porte.

Por fim, em relação a qualidade de soluções os três algoritmos encontraram a mesma solução para o problema, diferenciando-se pelo desempenho computacional e número de iterações, mas observa-se que para sistemas de grande porte os algoritmos mais robustos como o Copt-aiNet começam a se destacar na solução do problema.

Tabela 15 – Análise comparativa demanda fixa – número de iterações.

Sistema	CLONALG			Copt-aiNet			Opt-aiNet		
	<i>iTmin</i>	<i>iTmax</i>	<i>iTmed</i>	<i>iTmin</i>	<i>iTmax</i>	<i>iTmed</i>	<i>iTmin</i>	<i>iTmax</i>	<i>iTmed</i>
33	3	7	3,80	3	5	3,30	3	6	3,78
84	6	11	7,90	4	7	5,60	4	10	6,21
136	19	58	22,25	6	17	8,89	12	43	15,75
417	53	142	83,36	18	46	25,80	28	72	48,90
10477	289	468	362,65	86	268	123,62	184	369	167,52

Tabela 16 – Análise comparativa demanda fixa – tempo computacional.

Sistema	CLONALG			Copt-aiNet			Opt-aiNet		
	<i>Tmin</i> (s)	<i>Tmax</i> (s)	<i>Tmed</i> (s)	<i>Tmin</i> (s)	<i>Tmax</i> (s)	<i>Tmed</i> (s)	<i>Tmin</i> (s)	<i>Tmax</i> (s)	<i>Tmed</i> (s)
33	0,012	0,072	0,041	0,085	0,103	0,098	0,106	0,182	0,134
84	0,123	0,176	0,146	0,246	0,396	0,291	0,352	0,426	0,392
136	5,628	8,351	6,294	8,358	11,351	10,368	14,862	17,345	15,881
417	48,812	81,456	60,723	72,534	101,831	89,133	110,323	136,972	162,865
10477	2180,92	2790,21	2578,94	2035,17	2462,45	2365,89	2482,94	3273,16	2960,80

#### 6.4.2 Demandas Variáveis

Nas Tabelas 17 e 18 apresentam-se os resultados do teste de referência cruzada realizado com os algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet em relação ao número de iterações e tempo computacional considerando demandas variáveis.

Na Tabela 17, apresenta-se os resultados do teste de referência cruzada para o número de iterações considerando o problema de RSD com demandas variáveis.

Tabela 17 – Análise comparativa demandas variáveis – número de iterações.

Sistema	CLONALG			Copt-aiNet			Opt-aiNet		
	<i>iTmin</i>	<i>iTmax</i>	<i>iTmed</i>	<i>iTmin</i>	<i>iTmax</i>	<i>iTmed</i>	<i>iTmin</i>	<i>iTmax</i>	<i>iTmed</i>
33	3	10	4,95	3	6	3,75	3	9	4,26
84	8	22	13,53	5	11	7,40	6	16	8,90
136	29	78	56,54	8	18	14,72	14	56	26,82
417	75	163	112,25	26	53	42,35	34	83	64,75
10477	320	487	392,70	115	306	182,90	209	412	289,58

Conforme observado na Tabela 17, o algoritmo Copt-aiNet também encontrou as soluções para todos os sistemas testes com uma menor quantidade de iterações do que os algoritmos Opt-aiNet e CLONALG considerando o problema de RSD com demandas variáveis.

Na Tabela 18 apresentam-se os resultados do teste de referência cruzada para o tempo computacional.

Tabela 18 – Análise comparativa demandas variáveis – tempo computacional.

Sistema	CLONALG			Copt-aiNet			Opt-aiNet		
	<i>Tmin</i> (s)	<i>Tmax</i> (s)	<i>Tmed</i> (s)	<i>Tmin</i> (s)	<i>Tmax</i> (s)	<i>Tmed</i> (s)	<i>Tmin</i> (s)	<i>Tmax</i> (s)	<i>Tmed</i> (s)
33	0,074	0,465	0,1435	0,285	0,399	0,312	0,402	0,682	0,543
84	0,456	0,865	0,667	1,025	1,782	1,527	1,374	1,762	1,568
136	17,823	27,532	22,864	26,834	33,121	29,882	49,071	58,821	53,845
417	165,863	283,891	209,038	271,932	292,821	311,990	345,790	432,712	389,944
10477	7379,65	8929,33	7931,75	7123,30	8123,56	7654,11	8682,98	11423,69	10280,70

Com base nos resultados apresentados na Tabela 18 o algoritmo CLONALG encontrou as soluções para os sistemas testes de 33, 84, 136 e 417 barras com o melhor tempo computacional. E o algoritmo Copt-aiNet encontrou a solução com um melhor tempo para o sistema de 10477 barras.

Vale destacar que o algoritmo Copt-aiNet encontrou a solução para o sistema de 10477 com um menor número de iterações e menor tempo computacional, demonstrando a robustez do algoritmo, quando analisado com um sistema de grande porte.

Por fim, fazendo uma análise comparativa com o tempo computacional, pode-se obter uma relação entre o tempo gasto para demanda fixa e demandas variáveis. Assim observa-se através das Tabelas 16 e 18 que existe uma relação em torno de 3,5 a 4 vezes mais gasto computacional, e não 24 vezes como se pode subentender empiricamente. Fazendo uma análise e buscando uma justificativa para tal fato, chegou-se à conclusão que o único processo que é diferente nos dois tipos de problemas é o cálculo da afinidade. Analisando esta rotina observou-se que o que mais demora no processo é a ordenação das barras, que é realizado uma única vez para cada proposta de solução analisada pelo algoritmo Shirmohammadi. Assim, uma vez ordenada as barras do sistema, faz-se o cálculo das perdas para cada demanda, gastando um baixo tempo computacional.

## 6.5 Aspectos Positivos e Negativos dos Algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet

Após realizar todos os testes e obter os resultados com os algoritmos propostos neste trabalho, apresenta-se uma análise destacando os principais aspectos positivos e negativos dos métodos aplicados na resolução do problema de RSD.



#### 6.4.3 *Aspectos Positivos*

- Em relação a qualidade de soluções os algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet apresentam excelente desempenho, encontrando as melhores soluções disponíveis na literatura para os sistemas elétricos testados;
- Os algoritmos propostos são executados com baixo tempo de processamento e um número de iterações reduzido;
- Os algoritmos imunológicos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet são dotados de estratégias eficientes que permitem uma boa diversidade populacional, e conservando a incumbente na população;
- Apesar de serem algoritmos com tendência aleatória, os algoritmos são estáveis, sempre encontrando as mesmas soluções;
- Os algoritmos são robustos e convergiram para o melhor resultado em todos os testes que foram realizados.

#### 6.4.4 *Aspectos Negativos*

- Os algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet possuem diversos parâmetros a serem calibrados.

## 7 CONCLUSÕES

---

Neste trabalho, foram apresentadas três novas abordagens para resolver o problema de RSD considerando demandas variáveis utilizando os algoritmos imunológicos artificiais CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet, tendo como objetivo a minimização do custo das perdas de energia do sistema elétrico.

Os três algoritmos encontram a melhor solução disponível na literatura para os sistemas testados, diferindo um do outro apenas pela quantidade de iterações e tempo computacional. O algoritmo CLONALG consegue encontrar a melhor solução para os sistemas de 33, 84, 136 e 417 com o menor tempo computacional, do que os algoritmos Copt-aiNet e Opt-aiNet, isto, devido a uma estratégia evolutiva simples. No entanto, para o sistema de 10477 barras, um sistema de grande porte, o algoritmo Copt-aiNet demonstrou sua robustez encontrando o resultado com tempo computacional e número de iterações menores.

Os algoritmos Copt-aiNet e Opt-aiNet possuem estratégias como processo iterativo interno e expansão clonal, mutação fraca e forte, supressão clonal e controle de tamanho populacional que intensificam a busca no espaço de solução do problema, fazendo com que ambos algoritmos também consigam encontrar a melhor solução, no entanto, consomem maior tempo computacional em relação ao algoritmo CLONALG.

Em relação ao número de iterações necessárias para o processamento dos algoritmos, o algoritmo CLONALG é o que demanda mais iterações, no entanto suas operações são simples fazendo com que o tempo computacional de cada iteração seja menor que as dos outros algoritmos.

Os algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet apresentaram estabilidade e confiabilidade na resolução do problema de RSD considerando demandas variáveis, pois em todas as execuções dos algoritmos nos testes de referência cruzada, encontraram a melhor solução para todos os sistemas testados. Os resultados encontrados para todos os sistemas testes foram comparados com os resultados existentes na literatura, de forma a comprovar a eficiência da metodologia proposta.

Por fim, conclui-se que os algoritmos imunológicos artificiais CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet apresentados nesta tese de doutorado para a resolução do problema de RSD

apresentaram um ótimo desempenho, com eficiência, baixo tempo de processamento e robustez.

## **7.1 Tópicos para Trabalhos Futuros**

Como sugestões para trabalhos futuros têm-se os seguintes tópicos:

- Desenvolver uma estratégia de Path-Relinking e incorporá-la nos algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet;
- Aplicar os algoritmos imunológicos artificiais a outros problemas de engenharia elétrica, como alocação ótima de banco de capacitores;
- Compor novos métodos de otimização para resolver o problema de reconfiguração utilizando metodologias híbridas com outras meta-heurísticas e os algoritmos imunológicos;
- Propor uma técnica de parâmetros adaptativos para os algoritmos CLONAL, Copt-aiNet e Opt-aiNet.

## REFERÊNCIAS

---

- ABABEI, C.; KAVASSERI, R. Efficient network reconfiguration using minimum cost maximum flow-based branch exchanges and random walks-based loss estimations. **IEEE Transactions on Power System**, New York, v. 26, n. 1, p. 30-37, 2011.
- ABUR, A. Determining the optimal radial network topology within the line flow constrains. In: IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON CIRCUITS AND SYSTEMS - ISCAS, 2, 1996, Atlanta. **Proceedings of the...** New York: IEEE, 1996a. p. 673-676.
- AMASIFEN, J. C. C.; ROMERO, R.; MANTOVANI, J. R. S. Algoritmos evolutivos dedicados à reconfiguração de redes radiais de distribuição sob demandas fixas e variáveis - estudo dos operadores genéticos e parâmetros de controle. **Controle & Automação**, Campinas, v. 16, n. 3, p. 1-6, 2005.
- BARAN, M. E.; WU, F. F. Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, v. 4, n. 2, p. 1401-1407, 1989.
- BERNAL-AGUSTIN, J. L. **Application og genetic algorithms to the optimal design of power distribution systems**. 1998. 346 f. Thesis (Doctor in Electrical Electrical) – University of Zaragoza, Zaragoza, 1998.
- BRAZ, H. D. M. **Configuração de sistemas de distribuição usando um algoritmo genético sequencial**. 2010. 258 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Centro de Engenharia Elétrica e Informática, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2010.
- BUENO, E. A. **Redução de perdas técnicas através de reconfigurações de redes de distribuição de energia elétrica sob demandas variáveis**. 2005. 148 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2005.
- CABEZAS, A. M. G. **Novas formulações para o problema de reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica**. 2007. 77 f. Tese (Doutorado em Engenharia) – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo - USP, São Paulo, 2007.
- CARREÑO, E. M.; MOREIRA, N.; ROMERO, R. Distribution network reconfiguration using an efficient evolutionary algorithm. In: IEEE POWER ENGINEERING SOCIETY GENERAL MEETING – IEEE-PES-GM, 2. 2007, New York. **Proceedings of the...** New York: IEEE-PES-GM, 2007. v. 1, p. 24-28.
- CARREÑO, E. M.; ROMERO, R.; FELTRIN, A. P. An efficient codification to solve distribution network reconfiguration for loss reduction problem. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 23, n. 4, p. 1542–1551, 2008.
- CASTRO, L. N. **Engenharia imunológica: desenvolvimento e aplicação de ferramentas computacionais inspiradas em sistemas imunológicos artificiais**. 2001. 286 f. Tese

(Doutorado) - Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2001.

CASTRO, L. N.; TIMMIS, J. **Artificial immune systems: a new computational intelligence approach**. New York: Springer, 2002. 357 p.

CHANG, C. F. Reconfiguration and capacitor placement for loss reduction of distribution systems by ant colony search algorithm. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 23, n. 1, p. 1747-1755, 2008.

CHEN, C. S.; CHO, M. Y. Energy loss reduction by critical switches. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, v. 8, n. 3, p. 1246-1253, 1993.

CHIOU, J. P.; CHANG, C. F.; SU, C. T. Variable scaling hybrid differential evolution for solving network reconfiguration of distribution systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 20, n. 2, p. 668-674, 2005.

CIVANLAR, S.; GRAINGER, J. J.; LEE, S. S. H. Distribution feeder reconfiguration for loss reduction. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, v. 3, n. 3, p. 1217-1223, 1988.

CASTRO, L. N.; ZUBEN, F. J. V. The clonal selection algorithm with engineering applications. In: WORKSHOP ON ARTIFICIAL IMMUNE SYSTEMS AND THEIR APPLICATIONS, 2000, p. 36-37. **Proceedings of the...** [S.n.:S.l.]. Disponível em: <<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download;jsessionid=3E8EA69C9C20C172627CE23DAD751540?doi=10.1.1.25.6636&rep=rep1&type=pdf>>. Acesso em: 30 dez. 2016.

DASGUPTA, D. **Artificial immune systems and their applications**. New York: Springer-Verlag, 1998. 306 p.

DONGLI, J.; MENG, X.; SONG, X. Study on technology system of self-healing control in smart distribution grid. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ADVANCED POWER SYSTEM AUTOMATION AND PROTECTION, 2011, Beijing. **Proceedings of the...** Beijing: IEEE, 2011. p. 26-30.

FRANÇA, F. O.; ZUBEN, F. J. V.; CASTRO, L. N. An artificial immune network for multimodal function optimization on dynamic environments. In: PROCEEDINGS OF THE ANNUAL CONFERENCE ON GENETIC AND EVOLUTIONARY COMPUTATION GECCO, 7, 2005, Washington, DC. **Pocceedigs of the...** Washington, DC: ACM, 2005. p. 289-296.

FRANCO, J. F.; LAVORATO, M.; RIDER, M. J.; ROMERO, R. An efficient implementation of tabu search in feeder reconfiguration of distribution systems. In: IEEE PES GENERAL MEETING, 2012, Miami. **Proceedings of the...** Miami: IEEE, 2012, p. 1-8.

GLAMOCANIN, V. Optimal loss reduction of distribution networks. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 72, n. 3, p. 774-782, 1990.

GOMES, F. V.; CARNEIRO, S.; PEREIRA, J. L. R.; VINAGRE, M. P.; GARCIA, P. A. N. ; ARAUJO, L. R. A new heuristic reconfiguration algorithm for large distribution system. **IEEE Transactions on Power System**, New York, v. 20, n. 3, p. 1373-1378, 2005.

GOSWAMI, S. K.; BASU, S. K. A new algorithm for the reconfiguration of distribution feeders for loss minimization. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, v. 7, n. 3, p.1484-1490, 1992.

GUIMARÃES, M. A. N. **Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando algoritmos de busca tabu**. 2005. 108 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2005.

GUIMARÃES, M. A. N. **Plataforma integrada para o planejamento de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando Metaheurísticas**. 2009. 166 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2009.

GUNGOR, V. C.; SAHIN, D.; KOCAK, T.; ERGUT, S.; BUCCELLA, C.; CECATI, C.; HANCKE, G.P. Smart-grid technologies: communication technologies and standards. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, New York, v. 7, n. 4, p. 529-540, 2011.

HAYASHI, Y.; IWAMOTO, S.; FURUYA, S.; LIU, C.C. Efficient determination of optimal radial power system structure using Hopfield neural network with constrained noise. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, v. 11, n. 3, p. 1529-1535, 1996.

HUANG, K. Y.; CHIN, H. C. Distribution feeder energy conservation by using heuristics fuzzy approach. **Electrical Power and Energy Systems**, London, v. 24, n. 6, p. 439-445, 2002.

KELSEY, J.; TIMMIS, J. Immune inspired somatic contiguous hypermutation for function optimization. **Genetic and Evolutionary Computation**, New York, v. 2723, p. 207–218, 2003.

KIM, H.; KO, Y.; JUNG, K. H. Artificial neural-network based feeder reconfiguration for loss reduction in distribution systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, v. 8, n. 3, p. 1356-1366, 1993.

LAPSEE: sistemas teste. Ilha Solteira: Universidade Estadual Paulista, 2014. Disponível em: <<http://www.feis.unesp.br/#!/lapsee>>. Acesso em: 15 out. 2013.

LAVORATO, M.; FRANCO, J. F.; RIDER, M. J.; ROMERO, R. Imposing radiality constraints in distribution system optimization problems. **IEEE Transaction on Power Systems**, New York, v. 27, n. 1, p. 172-180, 2012.

LEE, R. E.; BOOKS, C. L. A method and its application to evaluate automated distribution control. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, v. 3, n. 3, p. 1232-1240, 1988.

LÓPEZ, E.; OPAZO, H.; GARCÍA, L.; BASTARD, P. Online reconfiguration considering variability demand: applications to real networks. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 19, n. 1, p. 549-553, 2004.

MENDONZA, J. LOPEZ, R.; MORALES, D.; LOPEZ, E.; DESSANTE, P.; MORAGA, R. Minimal loss reconfiguration using genetic algorithms with restricted population and address. **IEEE transaction on Power Systems**, New York, v. 21, n. 2, p. 948-954, 2006.

MERLIN, A.; BACK, H. Search for a minimal-loss operating spanning tree configuration in an urban power distribution system. In: POWER SYSTEM COMPUTATION CONFERENCE, 5., 1975, Cambridge. **Proceedings of the...** Zurich: PSCC, 1975, p. 1-18.

NARA, K.; SHIOSE, A; KITAGAWA, M.; ISHIHARA, T. Implementation of genetic algorithm for distribution systems loss minimum reconfiguration. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 7, n. 3, p. 1044 -1051, 1992.

OLIVEIRA, M. B. C. **Reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição usando a metaheurística GRASP**. 2011. 89 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2011.

PEREIRA, F. S. **Reconfiguração ótima de sistemas de distribuição de energia elétrica baseado no comportamento de colônia de formigas**. 2010. 104 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2010.

POSSAGNOLO, L. H. F. M. **Reconfiguração de sistemas de distribuição operando em vários níveis de demanda através de uma meta-heurística de busca em vizinhança variável**. 2015. 179 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2015.

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**, New York, v. 24, n. 1, p. 445-453, 2009.

REDS: repository of distribution systems. Milwaukee: Marquette University, 2009. Disponível em: <<http://www.dejazzer.com/reds.html>>. Acesso em: 10 ago. 2013.

ROMAIS, R. **Reconfiguração ótima dos sistemas de distribuição de energia elétrica usando uma formulação cônica de segunda ordem inteira mista**. 2013. 102 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2013.

ROMERO R. Reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição de energia elétrica usando um algoritmo genético modificado. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL - SBPO, 33, 2001, Campos do Jordão. **Anais...** Campos do Jordão: SBPO, 2001. v. 1, p. 551-560.

RUPOLO, D. **Reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica através de um algoritmo de busca dispersa**. 2013. 108 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2013.

SALAZAR, H.; GALLEGO, R.; ROMERO, R. Artificial neural networks and clustering techniques applied in the reconfiguration of distribution systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, v. 21, n. 3, p. 1735-1742, 2006.

SHIRMOHAMMADI, D.; HONG, H. W. Reconfiguration of electric distribution for resistive line loss reduction. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, v. 4, n. 2, p. 1492-1498, 1989.

SHIRMOHAMMADI, D.; HONG, H. W.; SEMLYEN, A.; LUO, G. X. A compensation based power flow method for weakly meshed distribution and transmission networks. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 3, n. 2, p. 753-762, 1988.

SOUZA, R. F. F. **Planejamento da expansão de sistemas de distribuição usando a metaheurística de busca em vizinhança variável**. 2011. 116 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2011.

SOUZA, S. F. S. **Algoritmo GRASP especializado aplicado ao problema de reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição radial**. 2013. 118 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2013.

SOUZA, S. S. F.; ROMERO, R. FRANCO, J. F. Artificial immune networks Copt-aiNet and Opt-aiNet applied to the reconfiguration problem of radial electrical distribution systems. **Electric Power Systems Research**, Lausanne, v. 119, p. 304-312, 2015.

SOUZA, J. S.; ZUBEN, F. J. V.; CASTRO, L. N.; SOUSA, J. S. An immune evolutionary algorithm for multiple rearrangements of gene expression data. **Genetic Programming and Evolvable Machines**. Hingham, v. 5, n. 2, p. 157–179, 2004.

ZHANG, D.; FU, Z.; ZHANG, L. An improved TS algorithm for loss-minimum reconfiguration in large-scale distribution systems. **Electric Power Systems Research**, Lausanne, v. 77, n. 5-6, p. 685-694, 2007.

ZIMMERMAN, R. D. **Network reconfiguration for loss reduction in three-phase power distribution systems**. 1992, 120 f. Dissertation (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Cornell University, New York, 1992.

ZHOU, Q.; SHIRMOHAMMADI, D.; LIU, W.-H. E. Distribution feeder reconfiguration for operation cost reduction. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 12, n. 2, p. 730-735, 1997.



## APÊNDICE A - PUBLICAÇÕES

---

De acordo com a instrução normativa nº 05, artigo 3º, inciso 3, do Regulamento do PPGEE (Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica) da Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira – UNESP o aluno do Doutorado deverá ter submetido para publicação, no mínimo, um artigo completo, relacionado com sua tese, a uma revista com qualis A1, A2 ou B1, definida pela Comissão das Engenharias IV da CAPES, para realizar a defesa da tese de doutorado.

Deste modo, neste Apêndice são apresentadas as publicações realizadas durante o período de desenvolvimento da tese de doutorado:

### *Periódicos Internacionais*

1. Souza, S. S. F; Romero, R.; Franco, J. F. Artificial immune networks Copt-aiNet and Opt-aiNet applied to the reconfiguration problem of radial electrical distribution systems. **Electric Power Systems Research** (Print), v. 119, p. 304-312, 2015.
2. Souza, S. S. F; Romero, R.; Pereira, J.; Saraiva, J. T. Artificial Immune Algorithm Applied to the Distribution Systems Reconfiguration with Variable Demands. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 82, p. 561-568, 2016.
3. Souza, S. S. F; Romero, R.; Pereira, J.; Saraiva, J. T. Reconfiguration of Radial Distribution Systems with Variable Demands Using the Clonal Selection Algorithm and the Specialized Genetic Algorithm of Chu-Beasley. **Journal of Control, Automation and Electrical Systems**, v. 27, p. 689-701, 2016.

### *Conferências Internacionais*

4. Souza, S. S. F; Romero, R.; Pereira, J.; Saraiva, J. T. Artificial Immune Algorithm Opt-aiNet Applied to the Distribution Systems Reconfiguration with Variable Demands. In: **13º International Conference on the European Energy Market**, Porto, Portugal, 2016. v. 1, p. 1-6.
5. Souza, S. S. F; Romero, R.; Pereira, J.; Saraiva, J. T. Specialized genetic algorithm of Chu-Beasley applied to the Distribution System Reconfiguration problem considering several demand scenarios. In: **2015 IEEE Eindhoven PowerTech**, Eindhoven, Holanda, 2015. v. 1. p. 1-5.
6. Souza, S. S. F; Romero, R.; Pereira, J.; Saraiva, J. T. Distribution System Reconfiguration with Variable Demands Using the Clonal Selection Algorithm. In: **ISAP - Intelligent System Applications to Power Systems**, Porto, Portugal, 2015. v. 1. p. 1-6.

### *Conferências Nacionais*

7. Souza, S. S. F; Romero, R. Algoritmo Imunológico Artificial Opt-aiNet Aplicado a Reconfiguração de Sistemas de Distribuição Considerando Demandas Variáveis. In: **XLVII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional (SBPO)**, Porto de Galinhas, Pernambuco, Brasil, 2015. v. 1. p. 1-12.
8. Souza, S. S. F; Romero, R. Algoritmo Imunológico Artificial CLONALG e Algoritmo Genético Aplicados ao Problema do Caixeiro Viajante. In: **Congresso de Matemática Aplicada e Computacional (CMAC Sul)**, Curitiba, Paraná, Brasil, 2014. v. 1. P. 1-6.
9. Souza, S. S. F; Romero, R. Reconfiguração de Alimentadores em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica Utilizando Metaheurística GRASP com Path-Relinking. In: **IV Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos (SBSE)**, Foz do Iguaçu, Paraná, Brasil, 2014. v. 1. p. 1-6.
10. Souza, S. S. F; Romero, R. Reconfiguração de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica Utilizando o Algoritmo Imunológico Artificial Copt-aiNet. In: **XLVI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional (SBPO)**, Salvador, Bahia, Brasil, 2014. v. 1. p. 1-12.
11. Souza, S. S. F; Romero, R. Reconfiguração de Sistemas de Distribuição Usando um Algoritmo Imunológico Artificial CLONALG. In: **Congresso Brasileiro de Automática (CBA)**, Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil, 2014. v. 1. p. 2137-2144.
12. Moreira, H. L.; Souza, S. S. F; Romero, R. Reconfiguração de Sistemas de Distribuição Radiais Utilizando o Algoritmo Genético Especializado. In: **IV Simpósio de Métodos Numéricos Computacionais (SMNC)**, Curitiba, Paraná, Brasil, 2014. v. 1. p. 1-7.
13. Souza, S. S. F; Lavorato, M.; Romero, R. Análise de Índices de Sensibilidade da Metaheurística GRASP Aplicada ao Problema de Reconfiguração de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica. In: **Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (SBAD)**, Fortaleza, Ceara, Brasil, 2013. v. 1. p. 1-6.
14. Souza, S. S. F; Romero, R. Metaheurísticas simulated annealing e busca tabu aplicadas na resolução do quebra-cabeça Sudoku. In: **Conferência Brasileira de Dinâmica, Controle e Aplicações (DINCON)**, Fortaleza, Ceara, Brasil, 2013. v. 1. p. 1-6.

## **ANEXO A - DADOS DOS SISTEMAS ELÉTRICOS**

---

Neste anexo são apresentados todos os dados dos sistemas elétricos de distribuição utilizados nesta tese de doutorado.

### **A.1 Demandas Típicas Adotadas**

Neste trabalho foram considerados 24 níveis de demanda, sendo uma demanda para cada hora do dia, em um período de operação de 24 horas. As barras consumidoras dos sistemas foram definidas em três tipos de cargas típicas, sendo: residencial, comercial e industrial, conforme a Tabela 19. Na tabela são mostrados os fatores de demanda típicos que são utilizados para encontrar a demanda de cada barra conhecendo a demanda máxima. Adicionalmente na Tabela 19, apresentam-se os valores dos custos das perdas de energia, em um período de 24 horas.

Para encontrar a demanda ativa e reativa de uma barra para uma determinada hora fazem-se os seguintes passos:

1. Verifica-se o tipo de consumidor da barra;
2. Identifica-se o fator de demanda de acordo com o tipo de consumidor da barra para a determinada hora;
3. Multiplica-se o valor da demanda máxima ativa da barra, pelo valor do fator de demanda e obtém-se a demanda ativa para a hora em questão;
4. Multiplica-se o valor da demanda máxima reativa da barra, pelo valor do fator de demanda e obtém-se a demanda reativa para a hora em questão;

Para exemplificar, utiliza-se a barra 2 do sistema de 33 barras (ver a tabela no Anexo A2). A barra 2 é do tipo 1, que compreende uma carga residencial. O valor de demanda máxima ativa é 100kW e o valor de demanda máxima reativa é de 60kW. Assim através do tipo da barra que é 1, identifica-se o fator de demanda para a hora 1, que é 0,3600 e multiplicando este valor pelos valores máximo de demanda tem-se:  $0,3600 \cdot 100 = 36\text{kW}$  para a demanda ativa e  $0,3600 \cdot 60 = 21,6\text{kW}$  para demanda reativa.

Tabela 19 – Fator de demanda em um dia típico.

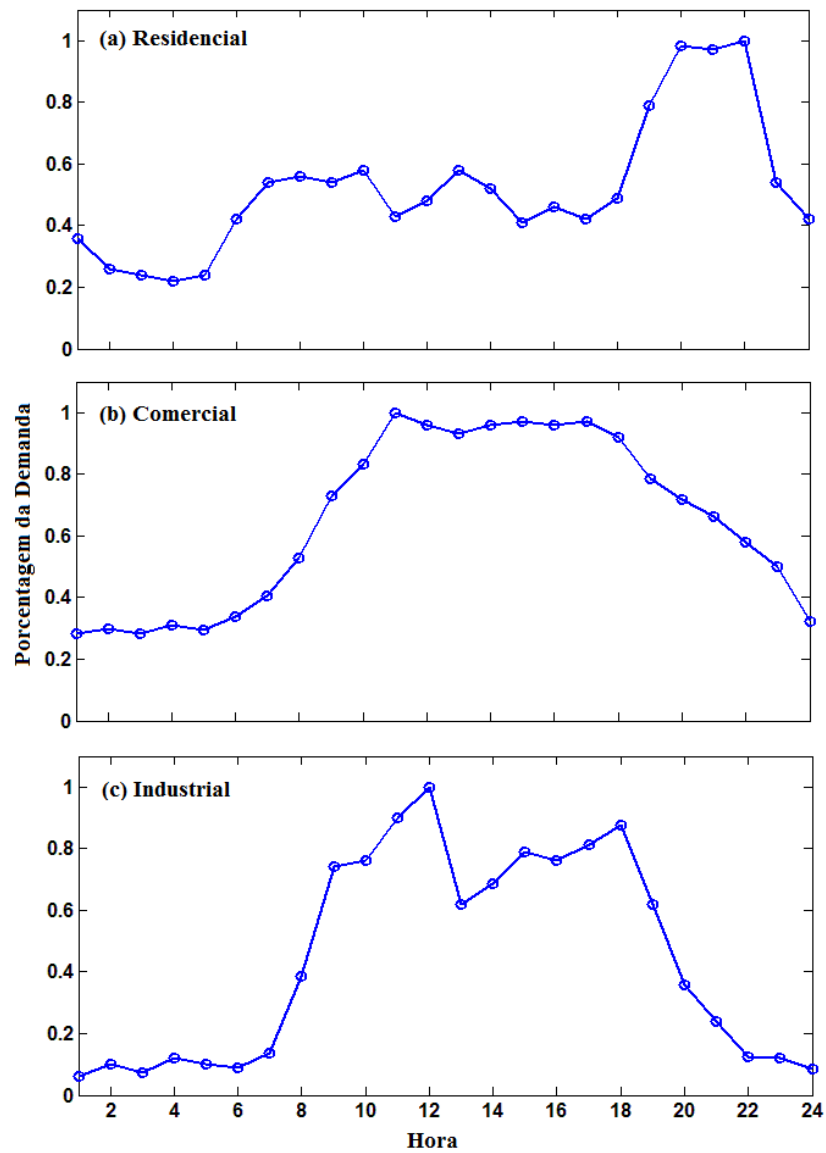
Hora	Tipo de Consumidor			Custo (US\$/kWh)
	Residencial	Comercial	Industrial	
1	0,3600	0,2838	0,0625	0,0650
2	0,2600	0,2973	0,1000	0,0650
3	0,2400	0,2838	0,0750	0,0650
4	0,2200	0,3108	0,1188	0,0650
5	0,2400	0,2938	0,1000	0,0650
6	0,4200	0,3378	0,0875	0,0650
7	0,5400	0,4054	0,1375	0,1100
8	0,5600	0,5270	0,3875	0,1100
9	0,5400	0,7297	0,7438	0,1100
10	0,5800	0,8311	0,7625	0,1100
11	0,4300	1,0000	0,9000	0,1100
12	0,4800	0,9595	1,0000	0,1100
13	0,5800	0,9324	0,6188	0,1100
14	0,5200	0,9595	0,6875	0,1100
15	0,4100	0,9730	0,7875	0,1300
16	0,4600	0,9595	0,7625	0,1300
17	0,4200	0,9730	0,8125	0,1300
18	0,4900	0,9189	0,8750	0,1300
19	0,7900	0,7838	0,6188	0,1500
20	0,9840	0,7162	0,3563	0,1500
21	0,9700	0,6622	0,2375	0,1500
22	1,0000	0,5811	0,1250	0,0650
23	0,5400	0,5000	0,1188	0,0650
24	0,4200	0,3229	0,0832	0,0650

Como indicado anteriormente as demandas são obtidas atribuindo-se a uma barra um tipo de consumidor e multiplicando-se uma das curvas típicas (residencial, comercial ou industrial) pelas demandas máximas ativa e reativa do sistema elétrico, ou melhor usando os dados da Tabela 19.

Em cada barra alocou-se um tipo de consumidor aleatoriamente, realizando-se sorteios do tipo roleta, onde as probabilidades de se escolher consumidores residencial, comercial e industrial foram de 60%, 25% e 15% respectivamente. O tipo de consumidor definido para cada barra é apresentado nas tabelas de dados de cada sistema elétrico neste anexo, onde tipo 1 é residencial, 2 comercial e 3 industrial.

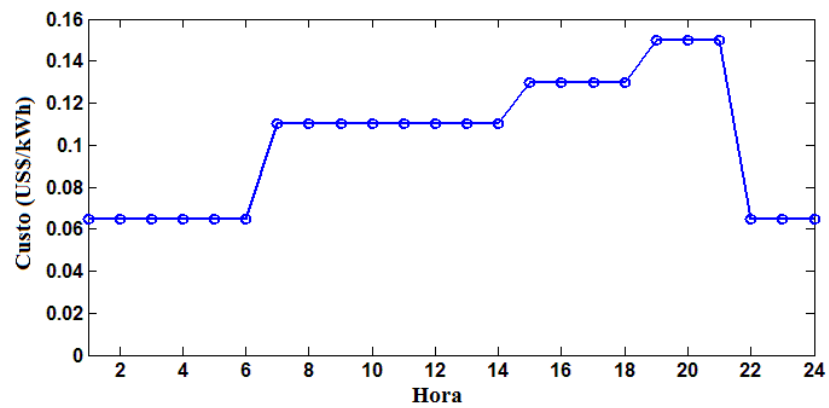
A Figura 22 ilustra as curvas de demandas típicas apresentadas na Tabela 19, e a Figura 23 ilustra a curva do custo das perdas de energia elétrica para um período de 24 horas, conforme dados da Tabela 19.

Figura 22 – Curvas de demandas típicas.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 23 – Curvas de custo das perdas de energia.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

## A.2 Sistema de 33 Barras

Para todas as tabelas apresentadas neste anexo, os dados de ramos são representados pelas colunas 1 (número do ramo), 2 (barra inicial), 3 (barra final), 4 (resistência) e 5 (reatância). E os dados de barras são representados pelas colunas 5 (número da barra), 6 (demanda ativa), 7 (demanda reativa) e 8 (tipo de barra).

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo ( $\Omega$ )	Reatância do Ramo ( $\Omega$ )	Barra	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)	Tipo do Consumidor
1	1	2	0,0922	0,047	1	0	0	2
2	2	3	0,493	0,2511	2	100	60	1
3	3	4	0,366	0,1864	3	90	40	1
4	4	5	0,3811	0,1941	4	120	80	1
5	5	6	0,819	0,707	5	60	30	3
6	6	7	0,1872	0,6188	6	60	20	2
7	7	8	0,7114	0,2351	7	200	100	2
8	8	9	1,03	0,74	8	200	100	1
9	9	10	1,044	0,74	9	60	20	1
10	10	11	0,1966	0,065	10	60	20	2
11	11	12	0,3744	0,1238	11	45	30	1
12	12	13	1,468	1,155	12	60	35	3
13	13	14	0,5416	0,7129	13	60	35	2
14	14	15	0,591	0,526	14	120	80	1
15	15	16	0,7463	0,545	15	60	10	1
16	16	17	1,289	1,721	16	60	20	1
17	17	18	0,732	0,574	17	60	20	1
18	2	19	0,164	0,1565	18	90	40	1
19	19	20	15,042	13,554	19	90	40	1
20	20	21	0,4095	0,4784	20	90	40	1
21	21	22	0,7089	0,9373	21	90	40	1
22	3	23	0,4512	0,3083	22	90	40	2
23	23	24	0,898	0,7091	23	90	50	1
24	24	25	0,896	0,7011	24	420	200	1
25	6	26	0,203	0,1034	25	420	200	1
26	26	27	0,2842	0,1447	26	60	25	2
27	27	28	1,059	0,9337	27	60	25	2
28	28	29	0,8042	0,7006	28	60	20	2
29	29	30	0,5075	0,2585	29	120	70	1
30	30	31	0,9744	0,963	30	200	600	2
31	31	32	0,3105	0,3619	31	150	70	1
32	32	33	0,341	0,5302	32	210	100	3
33	8	21	2	2	33	60	40	1

*Continua ...*

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo ( $\Omega$ )	Reatância do Ramo ( $\Omega$ )	Barra	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)	Tipo do Consumidor
34	9	15	2	2	-	-	-	-
35	12	22	2	2	-	-	-	-
36	18	33	0,5	0,5	-	-	-	-
37	25	29	0,5	0,5	-	-	-	-

### A.3 Sistema de 84 Barras

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo ( $\Omega$ )	Reatância do Ramo ( $\Omega$ )	Barra	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)	Tipo do Consumidor
1	0	1	0,1944	0,6624	1	0	0	1
2	1	2	0,2096	0,4304	2	0	0	2
3	2	3	0,2358	0,4842	3	100	50	2
4	3	4	0,0917	0,1883	4	300	200	1
5	4	5	0,2096	0,4304	5	350	250	2
6	5	6	0,0393	0,0807	6	220	100	1
7	6	7	0,0405	0,138	7	1100	800	3
8	7	8	0,1048	0,2152	8	400	320	1
9	7	9	0,2358	0,4842	9	300	200	2
10	7	10	0,1048	0,2152	10	300	230	1
11	0	11	0,0786	0,1614	11	300	260	1
12	11	12	0,3406	0,6944	12	0	0	3
13	12	13	0,0262	0,0538	13	1200	800	3
14	12	14	0,0786	0,1614	14	800	600	2
15	0	15	0,1134	0,3864	15	700	500	1
16	15	16	0,0524	0,1076	16	0	0	1
17	16	17	0,0524	0,1076	17	300	150	3
18	17	18	0,1572	0,3228	18	500	350	1
19	18	19	0,0393	0,0807	19	700	400	1
20	19	20	0,1703	0,3497	20	1200	1,000	1
21	20	21	0,2358	0,4842	21	300	300	1
22	21	22	0,1572	0,3228	22	400	350	1
23	21	23	0,1965	0,4035	23	50	20	3
24	23	24	0,131	0,269	24	50	20	1
25	0	25	0,0567	0,1932	25	50	10	1
26	25	26	0,1048	0,2152	26	50	30	1
27	26	27	0,2489	0,5111	27	100	60	1
28	27	28	0,0486	0,1656	28	100	70	2
29	28	29	0,131	0,269	29	1,800	1,300	3
30	0	30	0,1965	0,396	30	200	120	2
31	30	31	0,131	0,269	31	0	0	2
32	31	32	0,131	0,269	32	1800	1600	3
33	32	33	0,0262	0,0538	33	200	150	1
34	33	34	0,1703	0,3497	34	200	100	3
35	34	35	0,0524	0,1076	35	800	600	1
36	35	36	0,4978	10,222	36	100	60	1
37	36	37	0,0393	0,0807	37	100	60	1
38	37	38	0,0393	0,0807	38	20	10	1
39	38	39	0,0786	0,1614	39	20	10	1

*Continua ...*



Ramo	De	Para	Resistência do Ramo ( $\Omega$ )	Reatância do Ramo ( $\Omega$ )	Barra	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)	Tipo do Consumidor
40	39	40	0,2096	0,4304	40	20	10	1
41	38	41	0,1965	0,4035	41	20	10	2
42	41	42	0,2096	0,4304	42	200	160	2
43	0	43	0,0486	0,1656	43	50	30	3
44	43	44	0,0393	0,0807	44	0	0	1
45	44	45	0,131	0,269	45	30	20	1
46	45	46	0,2358	0,4842	46	800	700	1
47	0	47	0,243	0,828	47	200	150	1
48	47	48	0,0655	0,1345	48	0	0	2
49	48	49	0,0655	0,1345	49	0	0	1
50	49	50	0,0393	0,0807	50	0	0	1
51	50	51	0,0786	0,1614	51	200	160	2
52	51	52	0,0393	0,0807	52	800	600	1
53	52	53	0,0786	0,1614	53	500	300	1
54	53	54	0,0524	0,1076	54	500	350	3
55	54	55	0,131	0,269	55	500	300	1
56	0	56	0,2268	0,7728	56	200	80	2
57	56	57	0,5371	11,029	57	0	0	1
58	57	58	0,0524	0,1076	58	30	20	1
59	58	59	0,0405	0,138	59	600	420	1
60	59	60	0,0393	0,0807	60	0	0	1
61	60	61	0,0262	0,0538	61	20	10	1
62	61	62	0,1048	0,2152	62	20	10	1
63	62	63	0,2358	0,4842	63	200	130	3
64	63	64	0,0243	0,0828	64	300	240	1
65	0	65	0,0486	0,1656	65	300	200	3
66	65	66	0,1703	0,3497	66	0	0	1
67	66	67	0,1215	0,414	67	50	30	3
68	67	68	0,2187	0,7452	68	0	0	1
69	68	69	0,0486	0,1656	69	400	360	2
70	69	70	0,0729	0,2484	70	0	0	1
71	70	71	0,0567	0,1932	71	0	0	1
72	71	72	0,0262	0,0528	72	2000	1500	1
73	0	73	0,324	1,104	73	200	150	1
74	73	74	0,0324	0,1104	74	0	0	1
75	74	75	0,0567	0,1932	75	0	0	1
76	75	76	0,0486	0,1656	76	1200	950	2
77	0	77	0,2511	0,8556	77	300	180	2
78	77	78	0,1296	0,4416	78	0	0	2
79	78	79	0,0486	0,1656	79	400	360	1
80	79	80	0,131	0,264	80	2000	1300	1

*Continua ...*

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo ( $\Omega$ )	Reatância do Ramo ( $\Omega$ )	Barra	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)	Tipo do Consumidor
81	80	81	0,131	0,264	81	200	140	1
82	81	82	0,0917	0,1883	82	500	360	2
83	82	83	0,3144	0,6456	83	100	30	1
84	5	55	0,131	0,269	84	400	360	1
85	7	60	0,131	0,269	-	-	-	-
86	11	43	0,131	0,269	-	-	-	-
87	12	72	0,3406	0,6994	-	-	-	-
88	13	76	0,4585	0,9415	-	-	-	-
89	14	18	0,5371	10,824	-	-	-	-
90	16	26	0,0917	0,1883	-	-	-	-
91	20	83	0,0786	0,1614	-	-	-	-
92	28	32	0,0524	0,1076	-	-	-	-
93	29	39	0,0786	0,1614	-	-	-	-
94	34	46	0,0262	0,0538	-	-	-	-
95	40	42	0,1965	0,4035	-	-	-	-
96	53	64	0,0393	0,0807	-	-	-	-

#### A.4 Sistema de 136 Barras

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo ( $\Omega$ )	Reatância do Ramo ( $\Omega$ )	Barra	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)	Tipo do Consumidor
1	0	1	0,33205	0,76653	1	0,0	0,0	2
2	1	2	0,00188	0,00433	2	0,0	0,0	1
3	2	3	0,22324	0,51535	3	47,780	19,009	2
4	3	4	0,09943	0,22953	4	42,551	16,929	1
5	4	5	0,15571	0,35945	5	87,022	34,622	1
6	5	6	0,16321	0,37677	6	311,310	123,855	1
7	6	7	0,11444	0,26417	7	148,869	59,228	1
8	6	8	0,05675	0,05666	8	238,672	94,956	1
9	8	9	0,52124	0,27418	9	62,299	24,786	1
10	8	10	0,10877	0,10860	10	124,598	49,571	3
11	10	11	0,39803	0,20937	11	140,175	55,768	1
12	10	12	0,91744	0,31469	12	116,813	46,474	2
13	10	13	0,11823	0,11805	13	249,203	99,145	2
14	13	14	0,50228	0,26421	14	291,447	115,952	2
15	13	15	0,05675	0,05666	15	303,720	120,835	1
16	15	16	0,29379	0,15454	16	215,396	85,695	2
17	0	17	0,33205	0,76653	17	198,586	79,007	1
18	17	18	0,00188	0,00433	18	0,0	0,0	1
19	18	19	0,22324	0,51535	19	0,0	0,0	1
20	19	20	0,10881	0,25118	20	0,0	0,0	1
21	20	21	0,71078	0,37388	21	30,127	14,729	1
22	20	22	0,18197	0,42008	22	230,972	112,920	1
23	22	23	0,30326	0,15952	23	60,256	29,458	2
24	22	24	0,02439	0,05630	24	230,972	112,920	2
25	24	25	0,04502	0,10394	25	120,507	58,915	1
26	25	26	0,01876	0,04331	26	0,0	0,0	2
27	26	27	0,11823	0,11805	27	56,981	27,857	2
28	27	28	0,02365	0,02361	28	364,665	178,281	1
29	28	29	0,18954	0,09970	29	0,0	0,0	1
30	29	30	0,39803	0,20937	30	124,647	60,939	3
31	28	31	0,05675	0,05666	31	56,981	27,857	1
32	31	32	0,09477	0,04985	32	0,0	0,0	3
33	32	33	0,41699	0,21934	33	85,473	41,787	1
34	33	34	0,11372	0,05982	34	0,0	0,0	3
35	31	35	0,07566	0,07555	35	396,735	193,960	1
36	35	36	0,36960	0,19442	36	0,0	0,0	3
37	36	37	0,26536	0,13958	37	181,152	88,563	2
38	35	38	0,05675	0,05666	38	242,172	118,395	3
39	0	39	0,33205	0,76653	39	75,316	36,821	1

*Continua ...*

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo ( $\Omega$ )	Reatância do Ramo ( $\Omega$ )	Barra	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)	Tipo do Consumidor
40	39	40	0,11819	0,27283	40	0,0	0,0	1
41	40	41	296,288	101,628	41	1,254	0,531	1
42	40	42	0,00188	0,00433	42	6,274	2,660	1
43	42	43	0,06941	0,16024	43	0,0	0,0	1
44	43	44	0,81502	0,42872	44	117,880	49,971	3
45	43	45	0,06378	0,14724	45	62,668	26,566	1
46	45	46	0,13132	0,30315	46	172,285	73,034	1
47	46	47	0,06191	0,14291	47	458,556	194,388	2
48	47	48	0,11444	0,26417	48	262,962	111,473	2
49	48	49	0,28374	0,28331	49	235,761	99,942	1
50	49	50	0,28374	0,28331	50	0,0	0,0	2
51	48	51	0,04502	0,10394	51	109,215	46,298	1
52	51	52	0,02626	0,06063	52	0,0	0,0	1
53	52	53	0,06003	0,13858	53	72,809	30,865	2
54	53	54	0,03002	0,06929	54	258,473	109,570	3
55	54	55	0,02064	0,04764	55	69,169	29,322	3
56	52	56	0,10881	0,25118	56	21,843	9,260	2
57	56	57	0,25588	0,13460	57	0,0	0,0	1
58	57	58	0,41699	0,21934	58	20,527	8,702	1
59	58	59	0,50228	0,26421	59	150,548	63,819	1
60	59	60	0,33170	0,17448	60	220,687	93,552	1
61	60	61	0,20849	0,10967	61	92,384	39,163	2
62	47	62	0,13882	0,32047	62	0,0	0,0	2
63	0	63	0,00750	0,01732	63	226,693	96,098	1
64	63	64	0,27014	0,62362	64	0,0	0,0	1
65	64	65	0,38270	0,88346	65	294,016	116,974	2
66	65	66	0,33018	0,76220	66	83,015	33,028	1
67	66	67	0,32830	0,75787	67	83,015	33,028	2
68	67	68	0,17072	0,39409	68	103,770	41,285	2
69	68	69	0,55914	0,29412	69	176,408	70,184	2
70	68	70	0,05816	0,13425	70	83,015	33,028	2
71	70	71	0,70130	0,36890	71	217,917	86,698	1
72	71	72	102,352	0,53839	72	23,294	9,267	2
73	70	73	0,06754	0,15591	73	5,075	2,019	1
74	73	74	132,352	0,45397	74	72,638	28,899	2
75	0	75	0,01126	0,02598	75	405,990	1,615,235	1
76	75	76	0,72976	168,464	76	0,0	0,0	3
77	76	77	0,22512	0,51968	77	100,182	42,468	1
78	77	78	0,20824	0,48071	78	142,523	60,417	3
79	78	79	0,04690	0,10827	79	96,042	40,713	1
80	79	80	0,61950	0,61857	80	300,454	127,366	3

*Continua ...*

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo ( $\Omega$ )	Reatância do Ramo ( $\Omega$ )	Barra	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)	Tipo do Consumidor
81	80	81	0,34049	0,33998	81	141,238	59,873	2
82	81	82	0,56862	0,29911	82	279,847	118,631	2
83	81	83	0,10877	0,10860	83	87,312	37,013	1
84	83	84	0,56862	0,29911	84	243,849	103,371	2
85	0	85	0,01126	0,02598	85	247,750	105,025	2
86	85	86	0,41835	0,96575	86	0,0	0,0	1
87	86	87	0,10499	0,13641	87	89,878	38,101	1
88	86	88	0,43898	101,338	88	1,137,280	482,108	1
89	88	89	0,07520	0,02579	89	458,339	194,296	3
90	89	90	0,07692	0,17756	90	385,197	163,290	1
91	90	91	0,33205	0,76653	91	0,0	0,0	1
92	91	92	0,08442	0,19488	92	79,608	33,747	2
93	92	93	0,13320	0,30748	93	87,312	37,013	3
94	93	94	0,29320	0,29276	94	0,0	0,0	1
95	94	95	0,21753	0,21721	95	74,001	31,370	2
96	95	96	0,26482	0,26443	96	232,050	98,369	3
97	93	97	0,10318	0,23819	97	141,819	60,119	1
98	97	98	0,13507	0,31181	98	0,0	0,0	1
99	0	99	0,00938	0,02165	99	76,449	32,408	1
100	99	100	0,16884	0,38976	100	0,0	0,0	1
101	100	101	0,11819	0,27283	101	51,322	21,756	1
102	101	102	228,608	0,78414	102	59,874	25,381	1
103	101	103	0,45587	105,236	103	9,065	3,843	1
104	103	104	0,69600	160,669	104	2,092	0,887	1
105	104	105	0,45774	105,669	105	16,735	7,094	3
106	105	106	0,20298	0,26373	106	1,506,522	638,634	1
107	106	107	0,21348	0,27737	107	313,023	132,694	1
108	107	108	0,54967	0,28914	108	79,831	33,842	3
109	108	109	0,54019	0,28415	109	51,322	21,756	2
110	107	110	0,04550	0,05911	110	0,0	0,0	1
111	110	111	0,47385	0,24926	111	202,435	85,815	1
112	111	112	0,86241	0,45364	112	60,823	25,784	2
113	112	113	0,56862	0,29911	113	45,618	19,338	1
114	108	114	0,77711	0,40878	114	0,0	0,0	2
115	114	115	108,038	0,56830	115	157,070	66,584	2
116	109	116	109,933	0,57827	116	0,0	0,0	3
117	116	117	0,47385	0,24926	117	250,148	106,041	3
118	104	118	0,32267	0,74488	118	0,0	0,0	1
119	118	119	0,14633	0,33779	119	69,809	29,593	1
120	119	120	0,12382	0,28583	120	32,072	13,596	1
121	0	121	0,01126	0,02598	121	61,084	25,894	2

*Continua ...*

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo ( $\Omega$ )	Reatância do Ramo ( $\Omega$ )	Barra	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)	Tipo do Consumidor
122	121	122	0,64910	149,842	122	0,0	0,0	2
123	122	123	0,04502	0,10394	123	94,622	46,260	1
124	123	124	0,52640	0,18056	124	49,858	24,375	1
125	123	125	0,02064	0,04764	125	123,164	60,214	2
126	125	126	0,53071	0,27917	126	78,350	38,304	3
127	125	127	0,09755	0,22520	127	145,475	71,121	2
128	127	128	0,11819	0,27283	128	21,369	10,447	1
129	127	129	0,13882	0,32047	129	74,789	36,564	3
130	129	130	0,04315	0,09961	130	227,926	111,431	1
131	130	131	0,09192	0,21220	131	35,614	17,411	1
132	131	132	0,16134	0,37244	132	249,295	121,877	1
133	132	133	0,37832	0,37775	133	316,722	154,842	3
134	133	134	0,39724	0,39664	134	333,817	163,199	3
135	134	135	0,29320	0,29276	135	249,295	121,877	2
136	7	73	0,13132	0,30315	136	0,0	0,0	1
137	9	24	0,26536	0,13958	-	-	-	-
138	15	83	0,14187	0,14166	-	-	-	-
139	38	135	0,08512	0,08499	-	-	-	-
140	25	51	0,04502	0,10394	-	-	-	-
141	50	96	0,14187	0,14166	-	-	-	-
142	55	98	0,14187	0,14166	-	-	-	-
143	62	120	0,03940	0,09094	-	-	-	-
144	66	79	0,12944	0,29882	-	-	-	-
145	79	131	0,01688	0,03898	-	-	-	-
146	84	135	0,33170	0,17448	-	-	-	-
147	91	104	0,14187	0,14166	-	-	-	-
148	90	129	0,07692	0,17756	-	-	-	-
149	90	103	0,07692	0,17756	-	-	-	-
150	92	104	0,07692	0,17756	-	-	-	-
151	92	132	0,07692	0,17756	-	-	-	-
152	96	120	0,26482	0,26443	-	-	-	-
153	110	47	0,49696	0,64567	-	-	-	-
154	126	76	0,17059	0,08973	-	-	-	-
155	128	77	0,05253	0,12126	-	-	-	-
156	135	98	0,29320	0,29276	-	-	-	-

## A.5 Sistema de 417 Barras

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo ( $\Omega$ )	Reatância do Ramo ( $\Omega$ )	Barra	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)	Tipo do Consumidor
1	383	67	0,0310675	0,02142	1	0,1	0	2
2	88	66	0,1078225	0,07434	2	0,1	0	1
3	224	223	0,069445	0,04788	3	122	59	1
4	20	71	0,193715	0,13356	4	0,1	0	1
5	65	383	0,0347225	0,02394	5	0,1	0	2
6	2	19	0,610385	0,42084	6	114	55	3
7	223	221	0,069445	0,04788	7	51	25	2
8	71	73	0,02193	0,01512	8	83	40	1
9	69	381	0,0310675	0,02142	9	0,1	0	2
10	19	50	0,08772	0,06048	10	122	59	1
11	221	220	0,08772	0,06048	11	122	59	2
12	75	71	0,054825	0,0378	12	77	37	2
13	381	65	0,032895	0,02268	13	0,1	0	3
14	50	51	0,069445	0,04788	14	68	33	1
15	220	219	0,084065	0,05796	15	71	34	1
16	74	80	0,084065	0,05796	16	0,1	0	1
17	58	69	0,0537285	0,037044	17	0,1	0	1
18	51	55	0,11696	0,08064	18	77	37	3
19	0	272	0,0142545	0,009828	19	30	14	1
20	80	75	0,0529975	0,03654	20	13	6	2
21	67	84	0,02924	0,02016	21	1	0	2
22	55	26	0,09503	0,06552	22	194	94	1
23	0	273	0,115498	0,079632	23	77	37	1
24	73	74	0,105995	0,07308	24	77	37	3
25	67	92	0,084065	0,05796	25	77	37	1
26	26	30	0,10234	0,07056	26	122	59	1
27	273	274	0,0836995	0,057708	27	104	51	2
28	71	72	0,098685	0,06804	28	0,1	0	1
29	59	57	0,010965	0,00756	29	77	37	1
30	30	39	0,105995	0,07308	30	243	118	2
31	274	208	0,139621	0,096264	31	77	37	1
32	72	79	0,0731	0,0504	32	77	37	1
33	64	70	0,0712725	0,04914	33	0,1	0	2
34	39	46	0,091375	0,063	34	121	58	1
35	274	275	0,1158635	0,079884	35	194	94	1
36	72	76	0,076755	0,05292	36	122	59	1
37	68	64	0,0310675	0,02142	37	77	37	2
38	50	53	0,054825	0,0378	38	0,1	0	1
39	275	263	0,1151325	0,07938	39	0,1	0	1

*Continua ...*

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo ( $\Omega$ )	Reatância do Ramo ( $\Omega$ )	Barra	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)	Tipo do Consumidor
40	76	77	0,05117	0,03528	40	96	47	1
41	58	68	0,021199	0,014616	41	122	59	3
42	53	23	0,0731	0,0504	42	70	34	1
43	262	263	0,068714	0,047376	43	58	28	1
44	78	82	0,24123	0,16632	44	0,1	0	1
45	62	60	0,10965	0,0756	45	122	59	2
46	23	28	0,09503	0,06552	46	122	59	3
47	261	262	0,0630936	0,0532656	47	122	59	1
48	81	79	0,0731	0,0504	48	86	42	3
49	70	62	0,022661	0,015624	49	77	37	2
50	28	33	0,1151325	0,07938	50	0,1	0	2
51	260	261	0,037973	0,032058	51	122	59	1
52	77	78	0,02193	0,01512	52	122	59	1
53	60	59	0,04386	0,03024	53	122	59	1
54	33	46	0,1736125	0,1197	54	0,1	0	1
55	258	260	0,0511175	0,043155	55	42	20	1
56	82	89	0,1209805	0,083412	56	122	59	1
57	57	61	0,129387	0,089208	57	13	6	1
58	46	20	0,084065	0,05796	58	77	37	1
59	256	258	0,068714	0,047376	59	50	24	1
60	76	58	0,38743	0,26712	60	0,1	0	1
61	63	66	0,0449565	0,030996	61	60	29	3
62	19	43	0,01462	0,01008	62	71	34	1
63	371	238	0,0265811	0,0224406	63	122	59	1
64	122	0	0,013524	0,015953	64	77	37	2
65	66	67	0,086258	0,059472	65	95	46	1
66	43	24	0,127925	0,0882	66	121	58	1
67	263	264	0,072369	0,049896	67	77	37	1
68	119	93	0,2538284	0,2584552	68	103	50	2
69	61	63	0,0603075	0,04158	69	52	25	3
70	24	34	0,127925	0,0882	70	57	27	1
71	368	346	0,13158	0,09072	71	171	83	1
72	119	122	0,294875	0,30025	72	121	58	1
73	57	19	0,59211	0,40824	73	39	19	1
74	34	37	0,08041	0,05544	74	119	58	3
75	368	369	0,208335	0,14364	75	49	24	1
76	113	114	0,047515	0,03276	76	0,1	0	2
77	0	91	0,388892	0,268128	77	50	24	3
78	37	40	0,1041675	0,07182	78	44	21	3
79	369	347	0,1187875	0,0819	79	82	40	3
80	114	111	0,040205	0,02772	80	132	64	2

*Continua ...*



Ramo	De	Para	Resistência do Ramo ( $\Omega$ )	Reatância do Ramo ( $\Omega$ )	Barra	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)	Tipo do Consumidor
81	91	1	0,3410115	0,235116	81	194	94	2
82	40	42	0,11696	0,08064	82	0,1	0	2
83	382	250	0,010965	0,00756	83	122	59	2
84	93	112	0,032895	0,02268	84	3	1	1
85	91	86	0,0128524	0,0108504	85	52	25	2
86	42	47	0,08041	0,05544	86	103	50	2
87	382	369	0,018275	0,0126	87	21	10	1
88	112	113	0,076755	0,05292	88	21	10	3
89	1	16	0,08772	0,06048	89	21	10	1
90	47	49	0,0731	0,0504	90	5	3	2
91	207	276	0,067252	0,046368	91	0,1	0	2
92	105	94	0,084065	0,05796	92	0,1	0	1
93	5	6	0,040205	0,02772	93	21	10	1
94	19	32	0,06579	0,04536	94	18	9	1
95	276	277	0,032895	0,02268	95	122	59	2
96	94	111	0,032895	0,02268	96	116	56	2
97	6	2	0,051901	0,035784	97	7	3	1
98	83	32	0,0420325	0,02898	98	64	31	1
99	276	278	0,048246	0,033264	99	49	24	1
100	93	110	0,06579	0,04536	100	16	8	2
101	17	4	0,1224425	0,08442	101	77	37	2
102	27	35	0,091375	0,063	102	119	58	3
103	278	279	0,034357	0,023688	103	71	34	2
104	110	105	0,06579	0,04536	104	77	37	1
105	4	5	0,0493425	0,03402	105	194	94	1
106	35	44	0,13158	0,09072	106	122	59	1
107	279	280	0,062135	0,04284	107	55	27	1
108	118	120	0,0102235	0,008631	108	38	18	1
109	16	17	0,11696	0,08064	109	22	10	1
110	48	44	0,04386	0,03024	110	0,1	0	1
111	280	234	0,0493425	0,03402	111	77	37	1
112	93	118	0,056028	0,066091	112	122	59	3
113	1	13	0,0164475	0,01134	113	38	18	1
114	54	22	0,076755	0,05292	114	122	59	1
115	280	281	0,0537285	0,037044	115	27	13	1
116	117	83	0,040205	0,02772	116	64	31	2
117	7	8	0,09503	0,06552	117	0,1	0	1
118	22	27	0,069445	0,04788	118	0,1	0	1
119	234	233	0,083334	0,057456	119	0,1	0	1
120	118	121	0,05117	0,03528	120	0,1	0	3
121	8	2	0,01462	0,01008	121	79	38	1

*Continua ...*

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo ( $\Omega$ )	Reatância do Ramo ( $\Omega$ )	Barra	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)	Tipo do Consumidor
122	32	54	0,04386	0,03024	122	247	119	2
123	234	235	0,0420325	0,02898	123	0,1	0	1
124	121	117	0,201025	0,1386	124	0,1	0	2
125	15	18	0,157165	0,10836	125	0,1	0	1
126	20	49	0,03655	0,0252	126	0,1	0	1
127	207	235	0,076755	0,05292	127	0,1	0	3
128	103	104	0,049657	0,041922	128	0,1	0	2
129	18	7	0,02193	0,01512	129	77	37	2
130	31	43	0,25585	0,1764	130	122	59	1
131	231	348	0,075946	0,064116	131	62	30	1
132	83	103	0,0731	0,0504	132	105	51	3
133	13	15	0,098685	0,06804	133	122	59	1
134	36	31	0,105995	0,07308	134	77	37	1
135	348	206	0,032131	0,027126	135	77	37	1
136	104	107	0,06579	0,04536	136	0,1	0	1
137	1	12	0,032131	0,027126	137	85	41	2
138	41	36	0,0676175	0,04662	138	8	4	1
139	379	228	0,0411861	0,0347706	139	122	59	1
140	108	107	0,049657	0,041922	140	35	17	1
141	3	11	0,067183	0,056718	141	55	27	2
142	45	41	0,025585	0,01764	142	153	74	2
143	228	227	0,0630936	0,0532656	143	316	153	3
144	83	108	0,047515	0,03276	144	105	51	2
145	11	14	0,105156	0,088776	145	20	10	2
146	45	49	0,03655	0,0252	146	95	46	1
147	231	230	0,0968575	0,06678	147	38	18	1
148	109	83	0,04386	0,03024	148	83	40	1
149	14	10	0,1329055	0,112203	149	50	24	2
150	20	48	0,135235	0,09324	150	77	37	1
151	231	292	0,0749275	0,05166	151	122	59	2
152	102	109	0,076755	0,05292	152	102	49	1
153	12	3	0,0452755	0,038223	153	60	29	1
154	38	29	0,11696	0,08064	154	77	37	2
155	292	235	0,069445	0,04788	155	194	94	1
156	106	102	0,054825	0,0378	156	56	27	2
157	10	85	0,035052	0,029592	157	122	59	2
158	48	38	0,08772	0,06048	158	0,1	0	1
159	220	343	0,02924	0,02016	159	3	1	1
160	83	106	0,06579	0,04536	160	1	0	1
161	85	90	0,09503	0,06552	161	52	25	1
162	52	21	0,040205	0,02772	162	194	94	1

*Continua ...*

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo ( $\Omega$ )	Reatância do Ramo ( $\Omega$ )	Barra	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)	Tipo do Consumidor
163	303	305	0,069445	0,04788	163	10	5	1
164	96	115	0,04386	0,03024	164	128	62	3
165	9	10	0,046736	0,039456	165	16	8	1
166	29	25	0,054825	0,0378	166	37	18	3
167	377	376	0,1114775	0,07686	167	154	75	2
168	83	98	0,13158	0,09072	168	0,1	0	1
169	2	9	0,1078225	0,07434	169	0,1	0	1
170	25	52	0,1005125	0,0693	170	78	38	1
171	303	377	0,0588455	0,040572	171	0,1	0	1
172	100	95	0,105995	0,07308	172	27	13	3
173	9	87	0,1095375	0,092475	173	103	50	1
174	21	32	0,04386	0,03024	174	122	59	2
175	308	306	0,098685	0,06804	175	72	35	2
176	99	100	0,05848	0,04032	176	0,1	0	1
177	87	88	0,08041	0,05544	177	122	59	1
178	20	56	0,215645	0,14868	178	194	94	1
179	313	316	0,0815065	0,056196	179	0,1	0	3
180	101	99	0,054825	0,0378	180	77	37	2
181	98	101	0,05117	0,03528	181	82	40	1
182	186	166	0,084709	0,071514	182	53	26	1
183	313	317	0,072369	0,049896	183	122	59	2
184	137	193	0,0127925	0,00882	184	64	31	1
185	95	116	0,0785825	0,05418	185	86	42	1
186	166	174	0,090551	0,076446	186	82	40	1
187	300	304	0,04386	0,03024	187	0,1	0	3
188	154	150	0,069445	0,04788	188	167	81	1
189	116	96	0,040205	0,02772	189	0,1	0	1
190	174	180	0,084709	0,071514	190	0,1	0	3
191	309	314	0,061404	0,042336	191	131	64	1
192	125	123	0,02924	0,02016	192	21	10	1
193	97	93	0,040205	0,02772	193	21	10	1
194	159	179	0,04386	0,03024	194	21	10	1
195	309	304	0,082603	0,056952	195	21	10	1
196	0	350	0,22661	0,15624	196	0,1	0	2
197	115	97	0,062135	0,04284	197	0,1	0	3
198	179	176	0,054825	0,0378	198	0,1	0	1
199	128	345	0,261698	0,180432	199	0,1	0	1
200	0	349	0,22661	0,15624	200	0,1	0	2
201	56	146	0,157165	0,10836	201	52	25	3
202	168	161	0,076755	0,05292	202	202	98	3
203	89	369	0,157896	0,108864	203	202	98	2

*Continua ...*

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo ( $\Omega$ )	Reatância do Ramo ( $\Omega$ )	Barra	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)	Tipo do Consumidor
204	349	202	0,023392	0,016128	204	73	35	1
205	152	140	0,073025	0,06165	205	81	39	1
206	161	182	0,084065	0,05796	206	115	56	3
207	381	382	0,1502205	0,103572	207	118	57	1
208	350	378	0,023392	0,016128	208	318	154	1
209	146	141	0,105995	0,07308	209	161	78	1
210	182	181	0,032895	0,02268	210	126	61	2
211	65	251	0,192984	0,133056	211	59	29	1
212	202	203	0,0511175	0,043155	212	24	12	1
213	141	135	0,08041	0,05544	213	24	12	1
214	159	180	0,091375	0,063	214	5	2	1
215	383	242	0,227341	0,156744	215	126	61	2
216	203	204	0,062135	0,04284	216	56	27	1
217	131	152	0,08772	0,06048	217	62	30	1
218	180	177	0,05848	0,04032	218	0,1	0	2
219	84	243	0,1399865	0,096516	219	32	15	3
220	202	205	0,1034034	0,0872964	220	158	77	2
221	135	131	0,149855	0,10332	221	126	61	2
222	170	162	0,064262	0,054252	222	202	98	1
223	351	413	0,0705415	0,048636	223	41	20	1
224	378	379	0,1034034	0,0872964	224	81	39	1
225	56	148	0,069445	0,04788	225	126	61	1
226	162	183	0,075946	0,064116	226	202	98	2
227	413	384	0,0720035	0,049644	227	18	9	1
228	205	206	0,0598805	0,050553	228	202	98	3
229	56	124	0,091375	0,063	229	106	51	1
230	159	128	0,227838	0,192348	230	175	85	1
231	413	400	0,0727345	0,050148	231	174	84	3
232	0	374	0,010965	0,00756	232	113	55	2
233	126	123	0,02924	0,02016	233	202	98	1
234	128	140	0,032131	0,027126	234	0,1	0	1
235	400	385	0,059211	0,040824	235	202	98	1
236	207	208	0,0383775	0,02646	236	403	195	1
237	127	126	0,27047	0,18648	237	202	98	1
238	130	156	0,03655	0,0252	238	126	61	2
239	400	401	0,070907	0,048888	239	0,1	0	3
240	208	209	0,11696	0,08064	240	29	14	3
241	124	127	0,02193	0,01512	241	9	4	2
242	129	130	0,054825	0,0378	242	5	2	1
243	401	386	0,0566525	0,03906	243	0,1	0	3
244	208	210	0,0559215	0,038556	244	18	9	3

*Continua ...*

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo ( $\Omega$ )	Reatância do Ramo ( $\Omega$ )	Barra	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)	Tipo do Consumidor
245	199	118	0,076755	0,05292	245	45	22	1
246	140	129	0,046736	0,039456	246	32	16	3
247	401	402	0,0595765	0,041076	247	61	30	1
248	210	0	0,056287	0,038808	248	81	39	3
249	199	200	0,00731	0,00504	249	126	61	3
250	156	132	0,113305	0,07812	250	23	11	3
251	402	387	0,083334	0,057456	251	14	7	3
252	374	201	0,149855	0,10332	252	18	9	1
253	157	199	0,02193	0,01512	253	126	61	1
254	132	139	0,105995	0,07308	254	5	3	1
255	402	403	0,0683485	0,047124	255	26	13	1
256	201	0	0,48246	0,33264	256	18	9	3
257	123	157	0,10234	0,07056	257	126	61	2
258	139	146	0,15351	0,10584	258	81	39	1
259	367	344	0,1151325	0,07938	259	0,1	0	1
260	372	351	0,1041675	0,07182	260	126	61	3
261	198	191	0,01462	0,01008	261	41	20	1
262	128	153	0,035052	0,029592	262	0,1	0	1
263	344	345	0,05848	0,04032	263	28	14	1
264	351	211	0,1136705	0,078372	264	30	14	2
265	198	196	0,069445	0,04788	265	81	39	1
266	136	143	0,09503	0,06552	266	202	98	1
267	344	368	0,0529975	0,03654	267	318	154	2
268	351	352	0,2138175	0,14742	268	176	85	2
269	158	198	0,27047	0,18648	269	126	61	1
270	143	147	0,09503	0,06552	270	6	3	1
271	399	403	0,047515	0,03276	271	31	15	1
272	352	212	0,201025	0,1386	272	60	29	2
273	196	190	0,010965	0,00756	273	56	27	2
274	153	155	0,032131	0,027126	274	126	61	1
275	403	404	0,040205	0,02772	275	118	57	3
276	352	213	0,0500735	0,034524	276	126	61	2
277	158	189	0,2359	0,2402	277	202	98	1
278	155	136	0,084065	0,05796	278	10	5	1
279	404	388	0,0588455	0,040572	279	126	61	1
280	0	214	0,3475905	0,239652	280	202	98	1
281	158	160	0,084065	0,05796	281	318	154	2
282	142	149	0,098685	0,06804	282	82	40	3
283	404	405	0,071638	0,049392	283	126	61	3
284	214	215	0,105995	0,07308	284	22	10	1
285	160	171	0,08772	0,06048	285	13	6	2

*Continua ...*

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo ( $\Omega$ )	Reatância do Ramo ( $\Omega$ )	Barra	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)	Tipo do Consumidor
286	149	147	0,02193	0,01512	286	71	34	1
287	405	389	0,045322	0,031248	287	101	49	1
288	215	216	0,099314	0,083844	288	113	54	1
289	171	187	0,091375	0,063	289	126	61	1
290	133	138	0,119761	0,101106	290	0,1	0	1
291	405	390	0,0731	0,0504	291	34	17	1
292	215	217	0,06579	0,04536	292	83	40	1
293	187	167	0,091375	0,063	293	59	29	1
294	138	142	0,062135	0,04284	294	126	61	1
295	403	406	0,083334	0,057456	295	145	70	3
296	217	218	0,002924	0,002016	296	202	98	1
297	175	178	0,06579	0,04536	297	50	24	1
298	153	133	0,078867	0,066582	298	41	20	3
299	406	391	0,0785825	0,05418	299	202	98	1
300	218	219	0,08041	0,05544	300	77	37	3
301	167	175	0,113305	0,07812	301	161	78	1
302	147	56	0,1462	0,1008	302	477	231	2
303	406	407	0,048977	0,033768	303	68	33	1
304	219	222	0,0709803	0,0599238	304	14	7	1
305	160	184	0,13158	0,09072	305	4	2	2
306	128	150	0,032895	0,02268	306	0,1	0	1
307	407	408	0,0668865	0,046116	307	66	32	1
308	222	236	0,081788	0,069048	308	0,1	0	3
309	184	163	0,091375	0,063	309	60	29	1
310	144	145	0,032895	0,02268	310	95	46	2
311	408	392	0,073831	0,050904	311	0,1	0	1
312	236	237	0,0622173	0,0525258	312	19	9	2
313	163	164	0,032895	0,02268	313	67	32	1
314	145	148	0,054825	0,0378	314	18	9	2
315	408	393	0,0690795	0,047628	315	33	16	1
316	236	371	0,0537464	0,0453744	316	21	10	1
317	164	172	0,13889	0,09576	317	33	16	1
318	151	134	0,076755	0,05292	318	42	20	1
319	407	409	0,0551905	0,038052	319	52	25	2
320	238	239	0,005842	0,004932	320	43	21	3
321	172	178	0,113305	0,07812	321	126	61	1
322	134	144	0,142545	0,09828	322	107	52	1
323	409	414	0,06579	0,04536	323	202	98	2
324	238	242	0,0835406	0,0705276	324	126	61	2
325	178	159	0,069445	0,04788	325	24	12	2
326	134	194	0,0091375	0,0063	326	101	49	3

*Continua ...*

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo ( $\Omega$ )	Reatância do Ramo ( $\Omega$ )	Barra	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)	Tipo do Consumidor
327	409	410	0,064328	0,044352	327	81	39	1
328	242	354	0,0054825	0,00378	328	155	75	2
329	158	181	0,054096	0,063812	329	23	11	1
330	150	151	0,054825	0,0378	330	31	15	3
331	410	394	0,0595765	0,041076	331	126	61	1
332	354	353	0,127925	0,0882	332	13	6	1
333	181	185	0,0483	0,056975	333	56	27	1
334	0	189	0,14154	0,14412	334	120	58	2
335	410	411	0,0676175	0,04662	335	126	61	1
336	353	241	0,018275	0,0126	336	403	195	1
337	185	165	0,037744	0,038432	337	81	39	3
338	189	188	0,0731	0,0504	338	177	86	3
339	411	398	0,0566525	0,03906	339	151	73	2
340	353	240	0,0731	0,0504	340	9	4	2
341	165	169	0,037744	0,038432	341	29	14	2
342	188	197	0,10965	0,0756	342	14	7	2
343	411	397	0,071638	0,049392	343	23	11	1
344	242	355	0,0091375	0,0063	344	45	22	3
345	169	173	0,02921	0,02466	345	0,1	0	3
346	197	195	0,03655	0,0252	346	36	17	3
347	411	412	0,0873545	0,060228	347	5	2	1
348	355	356	0,05117	0,03528	348	9	4	1
349	173	179	0,063693	0,064854	349	80	39	1
350	188	192	0,023392	0,016128	350	0,1	0	2
351	412	396	0,0705415	0,048636	351	0,1	0	1
352	356	243	0,0127925	0,00882	352	0,1	0	3
353	158	183	0,22661	0,15624	353	0,1	0	1
354	148	137	0,127925	0,0882	354	0,1	0	1
355	412	395	0,069445	0,04788	355	0,1	0	3
356	356	244	0,0054825	0,00378	356	0,1	0	1
357	183	186	0,035052	0,029592	357	0,1	0	1
358	137	154	0,105995	0,07308	358	0,1	0	1
359	289	288	0,062866	0,043344	359	0,1	0	2
360	242	245	0,0365125	0,030825	360	0,1	0	1
361	245	246	0,052632	0,036288	361	0,1	0	1
362	264	265	0,1078225	0,07434	362	0,1	0	1
363	288	287	0,046784	0,032256	363	0,1	0	1
364	305	309	0,126463	0,087192	364	0,1	0	1
365	246	247	0,0727345	0,050148	365	0,1	0	3
366	265	266	0,099416	0,068544	366	0,1	0	2
367	287	299	0,1867705	0,128772	367	0,1	0	1

*Continua ...*

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo ( $\Omega$ )	Reatância do Ramo ( $\Omega$ )	Barra	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)	Tipo do Consumidor
368	309	319	0,0127925	0,00882	368	0,1	0	3
369	242	248	0,0487807	0,0411822	369	0,1	0	2
370	266	267	0,156434	0,107856	370	0,1	0	1
371	299	285	0,10965	0,0756	371	0,1	0	1
372	309	313	0,072369	0,049896	372	0,1	0	1
373	248	357	0,043129	0,029736	373	0,1	0	2
374	267	268	0,0549647	0,0559666	374	0,1	0	1
375	0	372	0,027778	0,019152	375	0,1	0	2
376	313	308	0,0698105	0,048132	376	0,1	0	3
377	357	358	0,0054825	0,00378	377	86	41	3
378	268	364	0,07077	0,07206	378	86	41	1
379	299	284	0,081141	0,055944	379	0,1	0	1
380	308	312	0,0785825	0,05418	380	0,1	0	2
381	358	249	0,0201025	0,01386	381	0,1	0	3
382	364	365	0,025585	0,01764	382	0,1	0	2
383	299	300	0,0932025	0,06426	383	0,1	0	1
384	312	316	0,0683485	0,047124	384	0,1	0	1
385	358	250	0,1407175	0,09702	385	68	33	3
386	365	269	0,1005125	0,0693	386	15	7	3
387	300	301	0,055556	0,038304	387	56	27	1
388	316	318	0,123539	0,085176	388	12	6	1
389	250	251	0,1882325	0,12978	389	50	24	2
390	365	270	0,0164475	0,01134	390	115	56	1
391	301	302	0,045322	0,031248	391	14	7	3
392	318	317	0,066521	0,045864	392	5	2	1
393	250	359	0,098685	0,06804	393	19	9	1
394	364	362	0,0483595	0,049241	394	34	17	1
395	302	303	0,195177	0,134568	395	10	5	1
396	317	314	0,069445	0,04788	396	40	19	2
397	359	252	0,049708	0,034272	397	28	14	3
398	362	361	0,018872	0,019216	398	14	7	1
399	303	304	0,208335	0,14364	399	17	8	2
400	314	310	0,083334	0,057456	400	41	20	1
401	252	253	0,0458597	0,0387162	401	0,1	0	2
402	362	380	0,26316	0,18144	402	0,1	0	1
403	304	307	0,050439	0,034776	403	0,1	0	1
404	310	303	0,105264	0,072576	404	0,1	0	1
405	253	360	0,0588455	0,040572	405	0,1	0	1
406	361	271	0,0164475	0,01134	406	0,1	0	1
407	307	315	0,2218585	0,152964	407	0,1	0	1
408	295	259	0,0478805	0,033012	408	0,1	0	1

*Continua ...*



Ramo	De	Para	Resistência do Ramo ( $\Omega$ )	Reatância do Ramo ( $\Omega$ )	Barra	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)	Tipo do Consumidor
409	360	255	0,040205	0,02772	409	0,1	0	1
410	361	0	0,02415	0,0284875	410	0,1	0	3
411	315	311	0,105264	0,072576	411	0,1	0	2
412	259	286	0,035819	0,024696	412	0,1	0	1
413	253	254	0,0274125	0,0189	413	0,1	0	1
414	0	363	0,28509	0,19656	414	0,1	0	2
415	311	306	0,072369	0,049896	415	19	9	1
416	259	323	0,1078225	0,07434	-	-	-	-
417	253	256	0,078867	0,066582	-	-	-	-
418	363	283	0,1041675	0,07182	-	-	-	-
419	306	299	0,078217	0,053928	-	-	-	-
420	323	325	0,0054825	0,00378	-	-	-	-
421	256	257	0,105995	0,07308	-	-	-	-
422	363	284	0,05848	0,04032	-	-	-	-
423	333	335	0,0712725	0,04914	-	-	-	-
424	323	265	0,103802	0,071568	-	-	-	-
425	256	282	0,0537464	0,0453744	-	-	-	-
426	380	267	0,3095785	0,213444	-	-	-	-
427	335	322	0,054825	0,0378	-	-	-	-
428	323	324	0,048246	0,033264	-	-	-	-
429	282	281	0,0663067	0,0559782	-	-	-	-
430	267	326	0,0383775	0,02646	-	-	-	-
431	335	336	0,0646935	0,044604	-	-	-	-
432	323	322	0,08772	0,06048	-	-	-	-
433	281	233	0,055499	0,046854	-	-	-	-
434	326	327	0,054825	0,0378	-	-	-	-
435	336	337	0,02924	0,02016	-	-	-	-
436	322	321	0,0676175	0,04662	-	-	-	-
437	233	232	0,0277495	0,023427	-	-	-	-
438	267	296	0,050439	0,034776	-	-	-	-
439	337	338	0,0420325	0,02898	-	-	-	-
440	321	320	0,09503	0,06552	-	-	-	-
441	232	375	0,011684	0,009864	-	-	-	-
442	296	295	0,050439	0,034776	-	-	-	-
443	338	264	0,067983	0,046872	-	-	-	-
444	320	298	0,070176	0,048384	-	-	-	-
445	229	230	0,0455676	0,0384696	-	-	-	-
446	295	294	0,0741965	0,051156	-	-	-	-
447	264	366	0,008772	0,006048	-	-	-	-
448	298	295	0,038012	0,026208	-	-	-	-
449	229	227	0,026289	0,022194	-	-	-	-

*Continua ...*

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo ( $\Omega$ )	Reatância do Ramo ( $\Omega$ )	Barra	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)	Tipo do Consumidor
450	295	297	0,0376465	0,025956	-	-	-	-
451	366	339	0,0010965	0,000756	-	-	-	-
452	321	328	0,031433	0,021672	-	-	-	-
453	227	370	0,046736	0,039456	-	-	-	-
454	294	293	0,022661	0,015624	-	-	-	-
455	339	340	0,0274125	0,0189	-	-	-	-
456	328	329	0,0266815	0,018396	-	-	-	-
457	370	373	0,0394335	0,033291	-	-	-	-
458	293	291	0,0917405	0,063252	-	-	-	-
459	340	341	0,113305	0,07812	-	-	-	-
460	329	330	0,041667	0,028728	-	-	-	-
461	373	226	0,003655	0,00252	-	-	-	-
462	267	291	0,098685	0,06804	-	-	-	-
463	333	334	0,0559215	0,038556	-	-	-	-
464	330	331	0,0274125	0,0189	-	-	-	-
465	373	225	0,0023368	0,0019728	-	-	-	-
466	291	289	0,016813	0,011592	-	-	-	-
467	340	367	0,179095	0,12348	-	-	-	-
468	328	332	0,05848	0,04032	-	-	-	-
469	225	224	0,0274125	0,0189	-	-	-	-
470	289	290	0,0054825	0,00378	-	-	-	-
471	375	229	0,0277495	0,023427	-	-	-	-
472	332	333	0,041667	0,028728	-	-	-	-
473	367	342	0,0091375	0,0063	-	-	-	-

## **A.6 Sistema de 10477 Barras**

Os dados completos do sistema de 10477 barras estão disponíveis em REDS (2014), para um nível de demanda e em LAPSEE (2014) e POSSAGNOLO (2015), para 24 níveis de demanda.

## **ANEXO B – SUB-ROTINA PARA IDENTIFICAÇÃO DE LAÇOS**

---

Neste anexo apresenta-se a sub-rotina utilizada para verificar a formação de um laço. Esta sub-rotina é baseada na proposta apresentada em (SOUZA, 2011), descrita com os seguintes passos:

- Passo 1: Monta-se um vetor que contém todos os circuitos presentes na solução corrente;
- Passo 2: Identificar as barras que estão conectadas por apenas um circuito;
- Passo 3: Os circuitos que conectam estas barras são retirados da solução corrente;
- Passo 4: Repetir os Passos 2 e 3 até que não exista nenhuma barra conectada ao sistema por apenas um circuito.

Ao final da busca se restar circuitos no vetor de circuitos significa que a topologia do sistema se encontra com um laço.

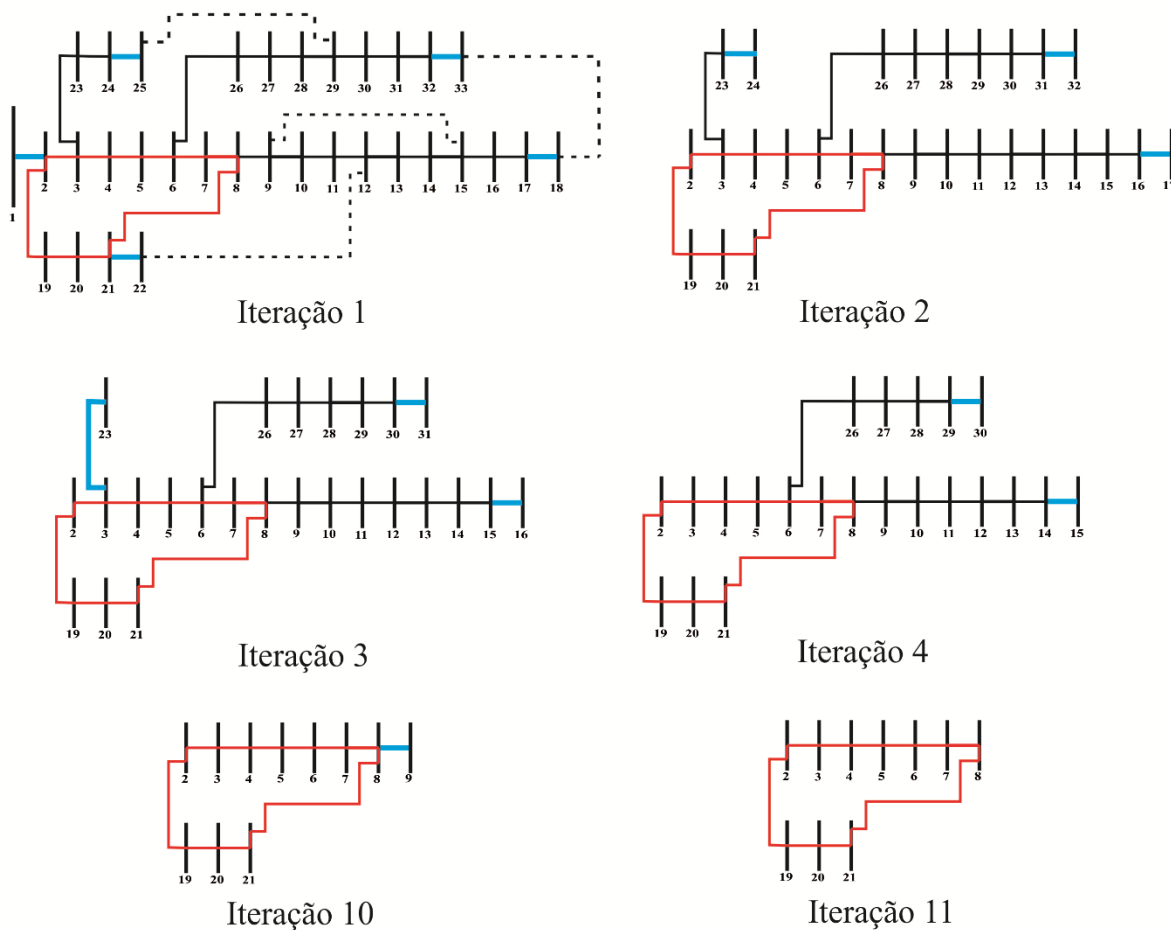
Na sequência será ilustrado de maneira exemplificada o funcionamento desta sub-rotina. Para este exemplo foi utilizado o sistema teste de 33 barras.

Inicialmente na sub-rotina de verificação de laços monta-se um vetor que contenha todos os circuitos fechados presentes na topologia corrente, como ilustrado na Figura 24. Os circuitos fechados são representados por uma linha contínua, e os circuitos abertos por uma linha pontilhada. Após montar o vetor com a topologia corrente do sistema é realizada a verificação visando encontrar as barras conectadas por apenas um circuito, caso sejam encontradas, os circuitos conectados a estas barras são removidos do vetor solução, e assim iterativamente este procedimento ocorre até que não possua mais barras conectadas a apenas um único circuito. A seguir podem-se observar na figura destacados em azul os circuitos que foram removidos do vetor a cada iteração da sub-rotina.

Na iteração 1 os circuitos removidos foram: 1, 21, 24, 17 e 32. Na iteração 2 foram removidos os circuitos 16, 23 e 31. Já na Iteração 3 foram removidos os circuitos 15, 22 e 30. Na iteração 4 os circuitos 14 e 29 foram removidos. Na sequência várias iterações são executadas e os circuitos removidos. Na próxima iteração, na iteração 10 foi removido o

circuito 8. Por fim na iteração 11 da sub-rotina não existem mais barras conectadas a um único circuito, portanto é o fim da sub-rotina.

Figura 24 – Passos da sub-rotina para identificação de laços.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Ao final da sub-rotina se possuir circuitos no vetor, então um laço foi encontrado, caso contrário não há nenhum laço no sistema. Para este exemplo, ao final da sub-rotina foi encontrado um laço, ilustrado pelos circuitos em vermelho, como apresentado na Figura 24, iteração 11.

## **ANEXO C – ANÁLISE E CALIBRAÇÃO DOS PARÂMETROS**

---

Neste anexo apresenta-se uma análise que foi realizada no processo de calibração dos parâmetros para os algoritmos CLONALG, Copt-aiNet e Opt-aiNet.

Para realizar a calibração dos parâmetros foram realizados testes de forma empírica por tentativa e erro.

O parâmetro  $N$  (tamanho da população) foi definido com base no tamanho dos sistemas a serem resolvidos (número de chaves de interconexão), assim para os sistemas de 33, 84 e 136 barras adotou-se  $N$  entre 30 e 50. Já para o sistema de 417 barras adotou-se  $N$  entre 50 e 60, e para o sistema de 10477 barras adotou-se  $N$  entre 80 e 100. Para o algoritmo Opt-aiNet sempre foi levado em conta que todos os anticorpos da população participam de todos os processos, assim quanto maior a população, mais processamento computacional.

O parâmetro  $n$  (tamanho da área de seleção) foi adotado um valor entre 30 e 60% de  $N$ . Neste sentido foram realizados diversos testes e os melhores parâmetros foram:  $n=10$  para os sistemas de 33, 84 e 136 barras,  $n=30$  para o sistema de 417 barras e  $n=50$  para o sistema de 10477 barras. Este parâmetro influencia na quantidade de anticorpos que iram passar pelos processos de clonagem e maturação nos algoritmos CLONALG e Copt-aiNet, assim quanto maior o valor de  $n$ , mais processamento computacional será necessário, portanto, para haver um equilíbrio entre tempo e processamento, foram adotados valores entre esta porcentagem que proporcionassem qualidade de soluções.

Para calibrar o parâmetro  $iter$  (número máximo de iterações) foram executados os algoritmos para todos os sistemas testes e observou-se em qual iteração os algoritmos encontraram a solução. A partir disto atribuiu-se um valor para o parâmetro ao qual todos algoritmos chegariam na solução. Para o algoritmo CLONALG foi atribuído  $iter=80$  para os sistemas de 33, 84 e 136 barras,  $iter=180$  para o sistema de 417 barras e  $iter=500$  para o sistema de 10477 barras. Para o algoritmo Copt-aiNet foi atribuído  $iter=20$  para os sistemas de 33, 84 e 136 barras,  $iter=60$  para o sistema de 417 barras e  $iter=350$  para o sistema de 10477 barras. Para o algoritmo Opt-aiNet foi atribuído  $iter=60$  para os sistemas de 33, 84 e 136 barras,  $iter=100$  para o sistema de 417 barras e  $iter=450$  para o sistema de 10477 barras.

Para calibrar o parâmetro  $Crit$  (critério de parada) foi definido um padrão para os três algoritmos, sendo que se em um número de iterações a afinidade do conjunto de memória ou

da população não melhorasse, isto é, se o algoritmo não conseguisse modificar a população, então o processo finalizaria. Assim foram definidos como parâmetros  $Crit=2$  para os sistemas de 33, 84 e 136 barras e  $Crit=5$  para os sistemas de 417 e 10477 barras. Este parâmetro foi definido em no máximo 5 iterações, pois quando ocorria a paralização, ou não modificação da afinidade dos anticorpos em 5 iterações, é que a população já estava praticamente com todas as melhores soluções, e não haveria melhora em mais iterações.

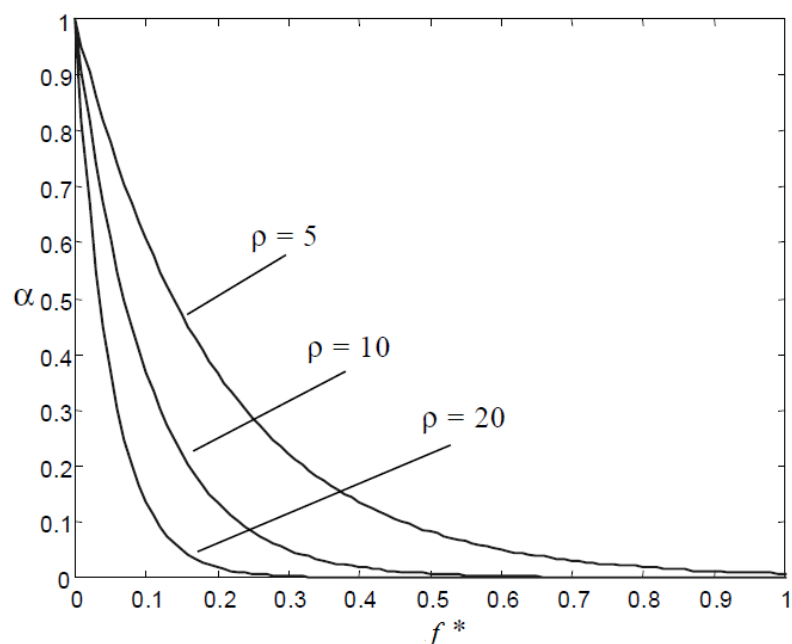
O parâmetro  $d$  (quantidade de anticorpos a serem substituídos na metadinâmica) foi definido em todos os algoritmos e sistemas testados com o valor  $d=1$ . Isto porque, uma vez que temos anticorpos substituídos por novos anticorpos gerados, estes novos não possuem qualidade de afinidade para competir com o restante da população, é meramente uma implementação de diversidade, no entanto, não conseguem competir com o restante da população, assim foi adotado o menor valor para que este processo não atrapalhasse a execução dos algoritmos.

Para calibrar o parâmetro  $S$  (taxa de similaridade) foi adotado um valor padrão recomendado disponível em trabalhos na literatura. O valor adotado foi recomendado por (CASTRO, 2001).

O parâmetro  $\rho$  representa o controle de uma função exponencial que irá determinar a taxa de mutação ( $\alpha$ ). Já a taxa de mutação representa uma probabilidade de mutação com que cada posição do anticorpo pode ser mutado. Sabendo que essa probabilidade é inversamente proporcional à afinidade normalizada do anticorpo, assim quanto maior a afinidade normalizada do anticorpo, menor a taxa de mutação e vice-versa. A ideia deste conceito é preservar os anticorpos com alta afinidade, e ao mesmo tempo tentar aumentar a afinidade daqueles cuja afinidade é baixa. Trata-se de uma abordagem puramente imunológica. Esta característica pode ser observada quando se tem, por exemplo, a afinidade normalizada de um anticorpo  $f^* = 1$ , então sua taxa de mutação deve ser nula para que seu clone mantenha está máxima afinidade. Caso contrário, quanto menor a afinidade normalizada, maior a taxa a de mutação. O inverso da função exponencial pode ser utilizado para estabelecer a relação entre a taxa de mutação e o valor normalizado da afinidade  $f^*$ , e é ilustrado na Figura 25.

Assim visando garantir este conceito imunológico, quando menor o valor de  $\rho$ , melhor. Desta forma, foi adotado um valor padrão para os três algoritmos, sendo adotado  $\rho = 5$ .

Figura 25 – Passos da sub-rotina para identificação de laços.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Por fim, o parâmetro  $\beta$  representa um fator multiplicativo entre 0 e 1, e influencia diretamente na quantidade de clones a ser gerado por cada anticorpo da população. Assim se  $\beta$  for próximo de 0, significa que a população de clones será pequena, e se  $\beta$  for próximo de 1, significa que a população de clones será grande. Sabendo disto, foi feita uma análise e para manter uma qualidade entre eficiência dos métodos e tempo de processamento, o parâmetro foi definido  $\beta = 0,5$  para os três algoritmos.