UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS

HENRIQUE FERNANDES BORGES

**Otimização do Processo de
Restabelecimento de Energia em
Sistemas de Distribuição de Grande Porte
Utilizando Chaves Automáticas**

São Carlos

2013

HENRIQUE FERNANDES BORGES

Otimização do Processo de Restabelecimento de Energia em Sistemas de Distribuição de Grande Porte Utilizando Chaves Automáticas¹

Dissertação apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos, da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos necessários para a obtenção do Título de Mestre em Ciências, Programa de Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Sistemas Elétricos de Potência.

Orientador: Prof. Dr. João Bosco A. London Junior.

São Carlos

2013

¹ Trata-se de uma versão corrigida da dissertação. A versão original se encontra disponível na EESC/USP que aloja o Programa de Pós-Graduação de Engenharia Elétrica.

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO,
POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS
DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

F362o Fernandes Borges, Henrique
 Otimização do Processo de Restabelecimento de
Energia em Sistemas de Distribuição de Grande Porte
utilizando Chaves Automáticas / Henrique Fernandes
Borges; orientador João Bosco Augusto London Junior.
São Carlos, 2013.

Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação
em Engenharia Elétrica e Área de Concentração em
Sistemas Elétricos de Potência -- Escola de Engenharia
de São Carlos da Universidade de São Paulo, 2013.

1. Sistemas de Distribuição. 2. Reconfiguração de
Redes. 3. Restabelecimento de Energia. 4. Algoritmos
Evolutivos. 5. Representação Nó-Profundidade. I.
Título.

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato: Engenheiro **HENRIQUE FERNANDES BORGES**.

Título da dissertação: "Otimização do processo de restabelecimento de energia em sistemas de distribuição de grande porte utilizando chaves automáticas".

Data da defesa: 30/09/2013

Comissão Julgadora:

Resultado:

Prof. Assoc. **João Bosco Augusto London Júnior (Orientador)**
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

Aprovado

Dr. **Murilo da Silva**
(Companhia Paulista de Força e Luz/CPFL)

Aprovado

Profa. Dra. **Telma Woerle de Lima Soares**
(Universidade Federal de Goiás/UFG)

Aprovado

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Presidente da Comissão de Pós-Graduação:

Prof. Titular **Denis Vinicius Coury**

EESCUSP
Serviço de Pós-Graduação
Protocolado em 10/10/2013
10/10/2013

Dedico este trabalho aos meus pais.

Agradecimentos

Dedico meus sinceros agradecimentos:

Á Deus, por conceder-me saúde e inteligência.

Aos meus pais, Cleuza e Vilmar, e ao meu irmão Vilmar Jr., pelo amor, paciência,
apoio e confiança.

Ao meu orientador professor Dr. João Bosco A. London Jr. por acreditar no meu
trabalho dando-me esta oportunidade. Agradeço também pela orientação e dedicação que
resultaram no sucesso deste projeto de pesquisa.

Ao professor Dr. Alexandre Cláudio B. Delbem pelas sugestões e atenção que
foram de suma importância para o desenvolvimento deste trabalho.

Á todos meus familiares, amigos e colegas de laboratório.

Á todos colaboradores da Universidade de São Paulo, que de alguma forma
participaram deste trabalho.

Ao CNPq pelo apoio financeiro.

Resumo

BORGES, H. F. Otimização do Processo de Restabelecimento de Energia em Sistemas de Distribuição de Grande Porte Utilizando Chaves Automáticas. 2013. Dissertação (Mestrado: Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2013.

Nesta dissertação é apresentada uma nova metodologia para tratar o problema de restabelecimento de energia em Sistemas de Distribuição (SD) de grande porte, possibilitando a obtenção de planos de restabelecimento a partir exclusivamente de chaves automáticas após a ocorrência de faltas permanentes. Este procedimento é realizado através da Reconfiguração de Redes (RR), que consiste basicamente na alteração da topologia do sistema elétrico através da mudança de estados (aberto/fechado) das chaves seccionadoras. Para isso, vários pontos de carga do SD são agrupados em blocos separados por chaves, formando setores. Assim, a partir da RR é possível a troca de cargas entre alimentadores em caso de interrupção em algum ponto da rede. A metodologia aqui proposta divide o processo de restabelecimento de energia em duas etapas. Na primeira a troca de cargas entre alimentadores é realizada utilizando apenas chaves automáticas, e a segunda etapa utiliza-se qualquer tipo de chave, automática ou não. O problema de restabelecimento de energia em SDs de grande porte envolve múltiplos objetivos, e alguns deles são conflitantes, além disto, devido à grande quantidade de variáveis envolvidas nesse problema, ele está sujeito ao fenômeno de explosão combinatória. Dessa forma, metas-heurísticas têm sido propostas como alternativas para tratar o problema, e dentre essas, os Algoritmos Evolutivos (AEs) têm se mostrado a mais eficiente. Face ao exposto, neste trabalho de mestrado utiliza-se de um AE Multi-Objetivo, juntamente com a estrutura de dados denominada Representação Nó-Profundidade (RNP), que permite uma representação computacional eficiente da topologia elétrica dos SDs. Para validar a metodologia proposta foram realizadas simulações computacionais no SD real da cidade de Londrina-PR, em atual operação. Os resultados que serão apresentados nessa dissertação mostraram um ganho substancial em comparação com outra metodologia.

Palavras-chaves: Sistemas de Distribuição, Reconfiguração de Redes, Restabelecimento de Energia, Algoritmos Evolutivos, Representação Nó-Profundidade.

Abstract

BORGES, H. F. **Optimization of the Service Restoration Process in Large Scale Distribution Systems using Automatic Switching.** 2013. Dissertação (Mestrado: Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2013.

This dissertation presents a new methodology to address service restoration problem in Large Scale Distribution Systems (DS), that allow the obtaining of service restoration plans considering only automatic switches after the occurrence of interruption. This procedure is performed through the Network Reconfiguration (NR), which basically consists in changing the topology of the electrical system by changing states (open / closed) of the switches. For this, various load points DS are grouped into blocks separated by switches, forming sectors. Thus, from the NR is possible to exchange charges between feeders in case of interruption somewhere in the DS. The methodology proposed here divides the process of service restoration in two stages. The first exchange of charges between feeders is performed using only automatic switches, and the second stage uses any type of switches, automatic or not. The problem of service restoration in Large-Scale DS involves multiple objectives, some of which are conflicting, moreover, due to the large number of variables involved in this problem, it is subject to the combinatorial explosion phenomenon. Thus, meta-heuristics have been proposed as alternatives to address the problem, and among these, the Evolutionary Algorithms (EAs) have shown to be more efficient. Given the above, this work uses Multi-Objective Evolutionary Algorithms, along with the graph encoding called Node-Depth Representation, which allows an efficient computational representation of DS topology. To validate the proposed methodology were performed computer simulations in real DS city of Londrina, in actual operation. The results will be presented in this thesis showed a substantial gain compared to other methods.

Keywords: Distribution System, Network Reconfiguration, Service Restoration, Evolutionary Algorithms, Node-Depth Encoding.

Lista de Abreviaturas e Siglas

AE	Algoritmo Evolutivo
AEMO	Algoritmo Evolutivo Multi-Objetivo
BT	Busca Tabu
CAO	<i>Change Ancestor Operator</i>
DEC	Duração Equivalente por Consumidor
DIC	Duração Individual por Consumidor
DMIC	Duração Máxima Individual por Consumidor
FEC	Frequência Equivalente por Consumidor
FIC	Frequência Individual por Consumidor
MEAN	Algoritmo Evolutivo Multi-Objetivo em Tabelas
MEAN ++	Algoritmo Evolutivo Multi Tabelas, com Tabelas de pares de Manobras, Heurística e Priorização de Chaves Automáticas
MOOP	Problemas de Otimização Multi-Objetivo
NA	Normalmente Aberta
NF	Normalmente Fechada
NSGA II	<i>Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm</i>
PAO	<i>Preserve Ancestor Operator</i>
RNP	Representação Nó-Profundidade
RR	Reconfiguração de Redes
SD	Sistema de Distribuição
SDR	Sistema de Distribuição Radial
SEP	Sistema Elétrico de Potência
SPEA 2	<i>Strength Pareto Evolutionary Algorithm</i>

Lista de Figuras

Figura 1-1: Representação de um Sistema Elétrico de Potência.....	2
Figura 1-2: Restabelecimento de Energia.....	5
Figura 2-1: Exemplo de um grafo.....	14
Figura 2-2: Representação através de grafo de um SD com três alimentadores.	16
Figura 3-1: Fluxograma de um AE básico.	23
Figura 3-2: Gráfico da função $fx = x^2 + 4$	24
Figura 3-3: Recombinação em 1 ponto.	26
Figura 3-4: Aplicação da Mutação.....	26
Figura 3-5: Curva Conforto X Custo.	28
Figura 3-6: Ordenação através da não dominância (Deb, 2001).	31
Figura 3-7: Modelo do NSGA- II (Deb 2001).	33
Figura 3-8: Algoritmo de Corte no modelo SPEA 2(ZITZLER; THIELE, 1999).....	36
Figura 4-1: Exemplo de uma árvore com 9 nós e sua respectiva RNP	44
Figura 4-2: Tde , $Tpara$ e suas respectivas RNPs.	46
Figura 4-3: $Ttmp$ e sua respectiva RNP.	46
Figura 4-4: Tde' e sua respectiva RNP.....	46
Figura 4-5: $Tpara'$ e sua respectiva RNP.....	46
Figura 4-6: Tde e sua RNP.....	47
Figura 4-7: Subárvores enraizadas nos nós do caminho de r e p	47
Figura 4-8: RNP da subárvore podada.....	48
Figura 4-9: Tde' e sua respectiva RNP.....	48
Figura 4-10: Árvore $Tpara'$ e sua RNP.	48
Figura 4-11: Exemplo de SDR	50
Figura 4-12: Passo <i>Backward sweep</i>	52
Figura 4-13: Duas barras de um sistema genérico.	52
Figura 4-14: SDR com dois alimentadores.	54

Figura 4-15: Agrupamento das linhas e barras em setores.	55
Figura 4-16: Grafo representando setores do SDR da Figura 4-15.	55
Figura 4-17: Árvore do setor D, com os nós adjacentes aos setores B e H.	56
Figura 5-1: Sistema de Distribuição 86 barras (Kagan, 1999).....	62
Figura 5-2: Grafo de setores do SD apresentado em (Kagan, 1999).....	64
Figura 5-3: Isolação do setor em falta e Restabelecimento de Energia utilizando apenas chaves automáticas.	66
Figura 5-4: Depois da execução da Etapa 1.....	67
Figura 5-5: Modelagem Completa atualizada (corresponde a topologia final da Etapa 1).	68
Figura 5-6: Topologia final, depois de finalizado as Etapas 1 e 2.	68
Figura 5-7: Impossibilidade de a Etapa 1 encontrar uma solução factível.	70
Figura 5-8: Sistema restabelecido apenas com a Etapa 2.	71
Figura 5-9: Fluxograma geral da metodologia proposta.	72
Figura 5-10: Vetor ancestral.	76
Figura 5-11: Topologia “ <i>ind_sol</i> ” e suas RNPs antes do Conversor de RNP.	77
Figura 5-12: Topologia “ <i>ind_sol</i> ” e suas RNPs depois do Conversor de RNP.	80
Figura 0-1: Sistema de duas barras radial.	100

Lista de Tabelas

Tabela 2-1: Grau de cada um dos nós do grafo apresentado na Figura 2.1.....	15
Tabela 5-1: Lista de Relação de Setores.	73
Tabela 5-2: Matriz <i>pra</i>	75
Tabela 5-3: Lista de adjacência dos setores convencionais (Modelagem Completa).....	76
Tabela 5-4: Sequencia de alterações.	78
Tabela 5-5: p , r , α selecionados para as alterações.	79
Tabela 6-1: Manobras totais realizadas para falta única, (Etapa 1 x MEAN++).....	85
Tabela 6-2: Manobras totais realizadas para falta única, (Etapa 2 x MEAN++).....	86
Tabela 6-3: Características operacionais da topologia do SD restabelecido (Falta única).	86
Tabela 6-4: Manobras totais realizadas para múltiplas faltas, (Etapa 1 x MEAN++).....	87
Tabela 6-5: Manobras totais realizadas para múltiplas faltas, (Etapa 2 x MEAN++).....	88
Tabela 6-6: Características operacionais da topologia do SD restabelecido (Múltiplas faltas).....	88

Sumário

CAPÍTULO 1	1
INTRODUÇÃO	1
1.1 SISTEMAS ELÉTRICOS DE POTÊNCIA	1
1.1.1 <i>Sistema de Distribuição de Energia Elétrica</i>	1
1.1.2 <i>Rede de Distribuição Primária</i>	2
1.1.3 <i>Rede de Distribuição Secundária</i>	2
1.2 MOTIVAÇÃO	3
1.3 RESTABELECIMENTO DE ENERGIA EM SDs	4
1.3.1 <i>Etapas do Processo de Restabelecimento de Energia</i>	6
1.3.2 <i>Limitações de AEs para Tratamento do Problema de Restabelecimento de Energia</i>	6
1.4 PROPOSIÇÃO	7
1.5 ORGANIZAÇÃO DO DOCUMENTO	8
CAPÍTULO 2	9
RECONFIGURAÇÃO DE REDES EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO	9
2.1 ESTADO DA ARTE	9
2.1.1 <i>Técnicas de Otimização para Restabelecimento de Energia</i>	10
2.2 REPRESENTAÇÃO COMPUTACIONAL DE SDs	14
2.2.1 <i>Conceitos e Definições da Teoria de Grafos</i>	14
2.2.2 <i>Representação de SDs através de Grafos</i>	16
2.3 FORMULAÇÃO MATEMÁTICA	17
2.4 CONCLUSÕES PARCIAIS	19
CAPÍTULO 3	21
ALGORITMOS EVOLUTIVOS	21
3.1 ASPECTOS BÁSICOS	21
3.1.1 <i>Etapas de um Algoritmo Evolutivo</i>	22
3.1.2 <i>Elitismo</i>	26
3.2 PROBLEMAS MULTI-OBJETIVOS	27
3.2.1 <i>Soluções Pareto-Ótimas</i>	28
3.2.2 <i>Diferenças entre Otimização Mono-Objetiva e Multi-Objetiva</i>	29
3.3 ALGORITMOS EVOLUTIVOS PARA PROBLEMAS DE OTIMIZAÇÃO MULTI-OBJETIVO	30
3.3.1 <i>Elitist Non- Dominated Sorting Genetic Algorithm</i>	30

3.3.2	<i>Strength Pareto EvolutionaryAlgorithm</i>	34
3.3.3	<i>Algoritmo Evolutivo Multi-Objetivo em Tabelas</i>	36
3.4	CONSIDERAÇÕES FINAIS	37
CAPÍTULO 4		39
	MEAN COM TABELAS DE PARES DE MANOBRAS, HEURÍSTICA E PRIORIZAÇÃO DE CHAVES AUTOMÁTICAS	39
4.1	METODOLOGIA BASE	39
4.2	REPRESENTAÇÃO NÓ-PROFUNDIDADE	43
4.3	OPERADORES DA RNP	44
4.3.1	<i>Operador PAO</i>	45
4.3.2	<i>Operador CAO</i>	46
4.4	FLUXO DE CARGA PARA SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO RADIAIS	49
4.5	MÉTODOS DE VARREDURA DIRETA / INVERSA	49
4.5.1	<i>Método de Soma de Correntes</i>	50
4.5.2	<i>Método de Soma de Potência</i>	52
4.6	EXTENSÃO DA RNP PARA FLUXO DE CARGA	54
4.7	FLUXO DE CARGA DE VARREDURA DIRETA/INVERSA COM RNP	57
4.8	CONSIDERAÇÕES FINAIS	59
CAPÍTULO 5		61
	METODOLOGIA PROPOSTA	61
5.1	DESENVOLVIMENTO DO METODOLOGIA	61
5.2	ETAPAS DO PROBLEMA DE RESTABELECIMENTO	65
5.2.1	<i>Etapa 1</i>	65
5.2.2	<i>Etapa 2</i>	66
5.2.3	<i>Possibilidade de a Etapa 1 não encontrar uma solução factível</i>	69
5.3	CONVERSOR DE RNP	71
5.3.1	<i>Lista de relação de setores</i>	72
5.3.2	<i>Matriz pra</i>	73
5.3.3	<i>Vetor de ancestralidade</i>	75
5.3.4	<i>Lista de adjacência</i>	76
5.3.5	<i>Processo de Conversão da RNP</i>	77
5.4	CONSIDERAÇÕES FINAIS	80
CAPÍTULO 6		83
	RESULTADOS EXPERIMENTAIS	83
6.1	SIMULAÇÕES PARA TRATAR O PROBLEMA DE RESTABELECIMENTO DE ENERGIA	84
6.1.1	<i>Simulações para falta única</i>	84
6.1.2	<i>Simulações para múltiplas faltas</i>	87

6.2	CONSIDERAÇÕES FINAIS	89
CAPÍTULO 7		91
	CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS FUTURAS	91
7.1	CONCLUSÕES	91
7.2	PERSPECTIVAS FUTURAS.....	92
7.3	PUBLICAÇÕES.....	93
7.3.1	<i>Artigos Aceitos para Publicação</i>	93
7.3.2	<i>Artigos Publicados</i>	93
7.4	PARTICIPAÇÃO EM EVENTOS CIENTÍFICOS	93
CAPÍTULO 8		95
	REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA	95
APÊNDICE A		99
	MODELAGEM DA CARGA	99
	<i>Carga de Potência Constante com a Tensão</i>	100
	<i>Carga de Impedância Constante com a Tensão</i>	100
	<i>Carga de Corrente Constante com a Tensão</i>	101

Capítulo 1

Introdução

1.1 Sistemas Elétricos de Potência

O sistema elétrico é basicamente dividido em três processos: geração, transmissão e distribuição. A geração consiste no processo de conversão de energia de alguma fonte primária (como, por exemplo, queima de algum combustível, reator nuclear, queda d'água, etc.) em energia elétrica. Usualmente a energia elétrica é gerada no nível de 13,8kV em grandes centros (ou usinas) de geração localizados a grandes distâncias dos centros de consumo. Desta forma, são necessários meios eficientes para transportar a energia gerada. Para isso, realiza-se o processo de transmissão de energia elétrica.

Para reduzir perdas e a bitola dos condutores a energia gerada é transmitida em um nível de tensão bem elevado (tipicamente de 138kV a 750kV). Dessa forma, nas subestações elevadoras, localizadas nos centros de geração, eleva-se o nível da tensão gerada através dos transformadores elevadores. Inicia-se então o processo de transmissão de energia através das linhas de transmissão, que transportam a energia elétrica dos centros geradores até as subestações abaixadoras que se encontram próximas dos centros de consumo. Nessas subestações reduz-se o nível da tensão para níveis de sub-transmissão (tipicamente 65kV e 130kV) ou diretamente para níveis de distribuição (tipicamente 13,8kV).

A partir desse ponto inicia-se o terceiro processo, através do chamado Sistema de Distribuição de Energia Elétrica, no qual, já com adequados níveis de tensão, a energia elétrica é distribuída aos locais onde se encontram os consumidores do sistema. Este terceiro processo será apresentado detalhadamente na próxima seção em razão de ser o foco de estudo deste trabalho.

1.1.1 Sistema de Distribuição de Energia Elétrica

O Sistema de Distribuição (SD) é formado por subestações abaixadoras e circuitos elétricos usados para receber energia do sistema de transmissão e entregá-la aos

consumidores. O SD é a parte do Sistema Elétrico de Potência (SEP) localizada entre as subestações de distribuição e os consumidores, sejam eles alimentados em média tensão (MT) ou baixa tensão (BT). A Figura 1-1 faz uma representação clássica de como é dividido o sistema elétrico brasileiro, destacando as subdivisões do SD, e estas serão melhor detalhadas abaixo.

Figura 1-1: Representação de um Sistema Elétrico de Potência.

1.1.2 Rede de Distribuição Primária

Caracteriza o trecho do SD entre as subestações abaixadoras e os transformadores de distribuição. Essa rede atende os consumidores primários (indústrias de médio porte, conjuntos comerciais, grandes hospitais, shopping centers, instalações de iluminação pública, etc.) e os transformadores de distribuição secundária, ou de baixa tensão, e opera geralmente em redes radiais aéreas na tensão de 13,8kV. A característica radial simplifica a operação e proteção dessa rede, porém diminui a confiabilidade em relação à continuidade do fornecimento de energia elétrica. Em razão disso, essas redes são projetadas com possibilidade de transferência de blocos de cargas entre circuitos, agrupando vários pontos de carga em blocos (setores), separados por chaves seccionadoras que operam no estado Normalmente Aberto (NA) e Normalmente Fechado (NF).

1.1.3 Rede de Distribuição Secundária

Também conhecido como distribuição de baixa tensão, pois atende aos pequenos consumidores, principalmente residências, comércios e indústrias de pequeno porte.

Geralmente opera com tensões de 220/127V ou 380/220V. Essa parte do SD usualmente não conta com recursos para o atendimento de contingências.

1.2 Motivação

Atualmente no cenário das empresas concessionárias de energia elétrica, os desafios englobando a diminuição da quantidade de desligamentos nos SDs têm consumido grande parte dos investimentos em novas tecnologias. É bastante comum observarmos mudanças nas redes aéreas de distribuição, que em tensões de 13,8 kV e 34,5 kV recebem cabos “protegidos” ou, em algumas situações, cabos isolados, além dos sistemas com tensão de 220/127V, cujos cabos “nus”, em sua maioria, estão sendo substituídos pelos “multiplexados”. Soluções aplicando o conceito de redes inteligentes (“Smart Grids”), como, por exemplo, a adição de equipamentos “microprocessados” com a possibilidade de religamento automático das linhas e de sistemas capazes de “isolar automaticamente” o menor trecho com falta possível, são exemplos desta busca constante pela redução dos índices relacionados à frequência de desligamentos (FEC – “frequência equivalente por consumidor” e FIC – “frequência individual por consumidor”).

Por mais que se invista na redução da quantidade de desligamentos, infelizmente as características operacionais dos SDs os fazem susceptíveis a tais eventos. Desta forma, as concessionárias de energia vêm realizando investimentos no intuito de diminuir não apenas a quantidade de consumidores que ficam sem energia, após a ocorrência de faltas permanentes, mas também o tempo de desligamento destes consumidores. Isso possibilita uma melhoria dos indicadores de DEC (duração equivalente por consumidor), DIC (duração individual por consumidor) e DMIC (duração máxima individual por consumidor). São investimentos ligados principalmente à diminuição dos trechos afetados pelos desligamentos ocasionados por faltas permanentes, com a inclusão de religadores automáticos de trecho e chaves operáveis/manobráveis com carga, capazes de evidenciar a “passagem” do curto-circuito. Porém, por motivos de segurança dos equipamentos e das pessoas, após a abertura do trecho “defeituoso”, torna-se necessária a inspeção visual para localização e isolamento física do defeito, através da abertura de chaves normalmente fechadas (NFs), e posterior recomposição da parte “sã” do sistema.

Atualmente, na grande maioria das concessionárias de energia, o processo de restabelecimento da energia elétrica, no circuito alimentador afetado por uma ou múltiplas faltas permanentes, é realizado por operadores, através do direcionamento das

equipes de campo para inspeção do trecho desligado. Este direcionamento obedece às normas técnicas das concessionárias sendo equacionado a partir da análise de uma série de variáveis, muitas vezes de difícil visualização e análise pelo operador. Devido à dificuldade de visualização das variáveis, à grande quantidade de soluções possíveis e ao tempo necessário para um ser humano determinar uma solução factível do problema, o processo de restabelecimento de energia fica baseado nas características pessoais de cada operador. Deve-se destacar que diversas soluções podem ser encontradas para um mesmo desligamento, podendo ainda, em alguns casos, nenhuma delas se aproximar da solução ótima.

Para tentar sancionar tais eventos, as concessionárias de energia têm investido forte em projetos de pesquisa para automatizar suas redes. A ideia é automatizar a operação das chaves e religadores automáticos, gerando assim redução no número de interrupções duradouras no fornecimento de energia elétrica e abreviando o tempo necessário ao restabelecimento dos serviços. Porém, para isso se faz necessário o desenvolvimento de aplicativos computacionais que possibilitem, de forma rápida e segura, o tratamento da grande quantidade de informações necessárias para o processo de restabelecimento de energia.

A reconfiguração de redes pode ser aplicada neste processo de restabelecimento, nesse caso é feita alterações na topologia do SD em questão, através de mudanças de estado de chaves seccionadoras, no intuito de alimentar o setor não defeituoso por outro caminho ou fonte. Este procedimento será detalhado mais adiante.

Face ao exposto, este trabalho propõe o desenvolvimento de uma metodologia capaz de concatenar as inúmeras variáveis presentes no processo de restabelecimento da energia elétrica, aproveitando as potencialidades das redes inteligentes, apresentando ao operador uma solução mais próxima possível do ótimo global e com agilidade suficiente para caracterizar a operação como sendo em tempo real. Desta forma, são diversos os benefícios que este trabalho trará para as concessionárias de energia, dentre os quais se destacam uma redução significativa dos indicadores de índice de continuidade, proporcionando um diferencial de mercado e ganhos econômicos e de produtividade.

1.3 Restabelecimento de Energia em SDs

A fim de minimizar o impacto da ocorrência de uma falta permanente em um SD, busca-se isolar o setor com defeito e restabelecer rapidamente o fornecimento de energia

aos setores não defeituosos. Desta forma, o problema de restabelecimento de energia consiste em determinar uma estratégia de controle, para restabelecer a energia às cargas que não estão no setor atingido pela falta, mas que ficaram sem energia devido ao isolamento daquele setor. Para exemplificar este processo por meio da reconfiguração de redes, consideremos o SD com quatro alimentadores mostrados na Figura 1-2, onde os retângulos representam as subestações, as linhas sólidas as chaves NFs, as linhas pontilhadas as chaves NAs e os círculos os setores de carga.

Suponhamos que ocorra uma falta permanente no setor 5, Figura 1-2a. Este setor deverá ser isolado do SD por meio da abertura das chaves A e B e C. Contudo, os setores 6, 7 e 8, que não possuem defeito, ficariam dentro da área sem energia. Esse problema pode ser resolvido, por exemplo, através do fechamento da chave D, realimentando os setores 6 e 8, e com o fechamento da chave E, realimentando o setor 7, conforme Figura 1-2b. Entretanto, para essa solução ser realmente factível, é necessário avaliar o atendimento de algumas restrições operativas, como, por exemplo:

- (i) manter a estrutura radial da rede;
- (ii) não violar os limites de carregamento dos alimentadores e dos transformadores nas subestações;
- (iii) atender os limites de queda de tensão.

Além dessas restrições, alguns objetivos geralmente são considerados no problema de restauração de energia, tais como:

- (i) minimização do número de manobras em chaves;
- (ii) minimização dos setores sem defeito fora de serviço.

Figura 1-2: Restabelecimento de Energia.

1.3.1 Etapas do Processo de Restabelecimento de Energia

Após a ocorrência de faltas permanentes e atuação do sistema de proteção, o processo de restabelecimento de energia compreende as seguintes Etapas:

- Etapa 1 – Elaboração de um plano de restabelecimento para os setores sãos do SD que ficaram sem energia, que são os setores que não sofreram faltas, mas foram desligados devido à isolação dos setores em falta. Para realizar esta etapa de forma eficiente, deve-se utilizar exclusivamente as chaves telecomandadas (automáticas) do sistema, usando informações de equipamentos automáticos (sistema de proteção, chaves automáticas e suas localizações), e da topologia da rede;
- Etapa 2 – Esta etapa inspeciona os setores que foram isolados na etapa anterior, elaborando um novo plano de restabelecimento a partir da solução obtida anteriormente. Esta inspeção é necessária, pois quando se utiliza apenas chaves automáticas, pode ocorrer à formação e isolação de “grandes setores” – que são setores com grande quantidade de barras de carga, linhas e chaves não-automáticas, e isso ocorre principalmente quando o SD possui poucas chaves automáticas. Portanto, esta inspeção tem por finalidade identificar se existem, dentro do “grande setor” em falta, partes sãs que podem ser restabelecidas utilizando para isso chaves automáticas e não-automáticas.

Face ao exposto, percebe-se que este é um problema bastante complexo, de natureza combinatória e que envolve múltiplos objetivos, sendo alguns conflitantes. No Capítulo 3 este assunto será abordado com mais ênfase, adiantando, que os métodos atuais mais utilizados são as metas-heurísticas, em especial Algoritmos Evolutivos (AEs), que mesmo se mostrando eficientes ainda possuem algumas limitações.

1.3.2 Limitações de AEs para Tratamento do Problema de Restabelecimento de Energia

Os AEs, assim como outras metas-heurísticas utilizadas para o tratamento de problemas de reconfiguração de redes em SDs de grande porte, são afetados principalmente pelos seguintes fatores (SANTOS et al., 2010) e (DELBEM; DE CARVALHO; BRETAS, 2005):

- (i) Utilização de uma estrutura de dados inadequada, para representar computacionalmente a topologia elétrica dos SDs, reduzindo de forma significativa o desempenho do algoritmo;
- (ii) Os operadores genéticos normalmente utilizados não geram configurações radiais;
- (iii) A conversão de um problema multi-objetivo, em um mono-objetivo, através da utilização de fatores de ponderação que penalizam a violação das restrições do problema.

Ante os fatos, na tentativa de melhorar o desempenho dos AEs para o tratamento de problemas de reconfiguração de redes em SDs de grande porte, diversas pesquisas foram desenvolvidas com os seguintes objetivos (SANTOS et al., 2010; MANSOUR et al., 2010; CARRENO; ROMERO; PADILHA-FELTRIN, 2008): desenvolvimento de estruturas de dados adequadas; desenvolvimento de eficientes operadores genéticos; utilização de Algoritmos Evolutivos Multi-Objetivos (AEMOs); e outros estudos que ainda se encontram em andamento.

1.4 Proposição

A implantação e desenvolvimento de um método de reconfiguração de redes, para o tratamento do problema de restabelecimento de energia em SDs de grande porte, beneficiará as concessionárias com a melhora no gerenciamento dos sistemas (fornecendo agilidade nas tomadas de decisões em tempo real), a redução do deslocamento das equipes de campo e a melhora nos indicadores de continuidade do serviço de distribuição de energia elétrica. Isso possibilitará uma redução no valor pago em compensações por violação dos limites de continuidade (calculadas através do DIC, FIC e DMIC).

Propõe-se, nesta dissertação de mestrado, o desenvolvimento de um método de reconfiguração de redes para tratamento do problema de restabelecimento de energia, que possibilite o tratamento de SDs de grande porte, considerando todas as chaves e barras desses sistemas. O método proposto foca nas duas Etapas do processo de restabelecimento de energia citadas no item 1.3.1.

Em razão da característica multi-objetivo e combinatória do problema de restabelecimento de energia, para desenvolvimento do método proposto utilizar-se-á AEMO. Para aumentar a eficiência computacional do método, a topologia elétrica do SD

será representada através da estrutura de dados chamada Representação Nó-Profundidade (RNP), proposta em (DELBEM et al., 2004).

1.5 Organização do Documento

Os próximos Capítulos deste documento estão organizados da seguinte forma:

- Capítulo 2 descreve o problema de reconfiguração de redes em SDs de uma forma geral, destacando alguns dos principais trabalhos desenvolvidos para tratamento do problema específico de restabelecimento de energia. Apresenta ainda a representação computacional de SDs através de grafos e a formulação matemática genérica para problemas de reconfiguração de redes;
- Capítulo 3 apresenta as principais características dos Algoritmos Evolutivos (AEs). Posteriormente é apresentado os AEs que mais se destacam para tratar problemas de otimização multi-objetivo;
- Capítulo 4 apresenta a metodologia base para o desenvolvimento deste trabalho, assim como a estrutura de dados eficiente para armazenar e manipular os grafos, denominada Representação Nó-Profundidade (RNP). E também apresenta um fluxo de carga de varredura direta e inversa através da RNP;
- Capítulo 5 apresenta o problema a ser tratado e a metodologia desenvolvida para resolver este problema;
- No Capítulo 6 encontram-se os resultados obtidos pela metodologia proposta;
- No Capítulo 7 são apresentadas as considerações finais e as perspectivas futuras de trabalho.

Capítulo 2

Reconfiguração de Redes em Sistemas de Distribuição

No presente Capítulo será abordado o problema de reconfiguração de redes em SDs, destacando alguns dos principais trabalhos desenvolvidos para tratamento do problema específico de restabelecimento de energia. Outros assuntos abordados neste Capítulo são a representação computacional do SD através de grafos e a formulação matemática para problemas de reconfiguração de redes.

2.1 Estado da Arte

Reconfiguração de redes consiste basicamente na alteração da topologia do sistema elétrico, por meio de mudanças de estado (aberto/fechado) das chaves seccionadoras do sistema de distribuição. Dessa forma, é possível a troca de carga entre os alimentadores em caso de interrupção em algum ponto da rede ou para manutenção preventiva e/ou corretiva. Desta forma, reconfiguração de redes pode ser utilizada para:

- Reduzir as perdas totais por efeito Joule (GOMES et al., 2006);
- Balanceamento de cargas entre os alimentadores (SITI et al., 2007)e(PRASAD; SIVANAGARAJU; SREENIVASULU, 2007);
- Redução de queda de tensão (MANTOVANI; CASARI; ROMERO, 2000).

Como mencionado, diversos problemas em SDs podem ser resolvidos a partir da reconfiguração de redes, e outro importante problema não citado acima é o restabelecimento de energia após a ocorrência de alguma contingência, e este será o foco principal deste trabalho.

As redes do SD brasileiro possuem característica radial, simplificando a operação e proteção das mesmas (KAGAN; DE OLIVEIRA; ROBBA, 2005), porém diminui a confiabilidade desses sistemas em relação à continuidade do fornecimento de energia

elétrica. Isto porque a interrupção do fornecimento de energia em um determinado grupo de consumidores, seja em virtude de uma falta ou para execução de obras, pode interromper o fornecimento de energia para os demais grupos de consumidores ligados a jusante do ponto de interrupção (conforme exemplificado na Figura 1-2 do Capítulo 1).

As interrupções no fornecimento de energia nos SDs são inevitáveis, isto em virtude da execução de obras de expansão, intervenções de manutenção preventiva em componentes da rede ou pela atuação de um dispositivo de proteção em decorrência de faltas permanentes. Para tentar remediar esse problema, conforme mencionado no Capítulo 1, vários pontos de carga são agrupados em blocos e separados por chaves NAs e NFs, formando setores. Assim, a partir da reconfiguração da rede é possível a troca de carga entre alimentadores em caso de interrupção em algum ponto da rede. Nessas situações, torna-se necessário um plano de restabelecimento de energia, que podem envolver, entre outros, as seguintes necessidades práticas:

1. Ser determinado em um curto intervalo de tempo;
2. Minimizar o número de manobras (busca-se reduzir o número de manobras basicamente por dois motivos: a operação frequente das chaves reduz a expectativa de vida das mesmas; quanto mais manobras, maior o tempo para executar o plano, pois a maioria das chaves é operada manualmente);
3. Reduzir o número de consumidores interrompidos;
4. Nenhum componente sobrecarregado;
5. Manter a estrutura radial do sistema;
6. Reduzir o total de perdas de potência;
7. Reduzir quedas de tensão.

2.1.1 Técnicas de Otimização para Restabelecimento de Energia

Conforme as necessidades práticas envolvidas no processo de restabelecimento de energia citadas acima, verifica-se que esse problema possui múltiplos objetivos a serem resolvidos, e alguns deles são conflitantes. Além disto, devido à grande quantidade de variáveis envolvidas nesse problema, ele está sujeito ainda ao fenômeno de explosão combinatória, tornando inviável a utilização de técnicas de programação matemática (DELBEM; DE CARVALHO; BRETAS, 2005), (CARRENO; ROMERO; PADILHA-FELTRIN, 2008) e (MANSOUR et al., 2010). Isso ocorre em razão de o espaço de busca de soluções possíveis aumentar exponencialmente com o número de variáveis. Dessa forma, metas-heurísticas têm sido propostas como alternativas para resolver o problema de

restabelecimento de energia em SDs de grande porte, isto é, SDs com milhares de barras, linhas e chaves.

Em (MORELATO; MONTICELLI, 1989) é proposto um método baseado em busca heurística que percorre uma árvore de decisão binária, onde o conhecimento específico do operador é utilizado como guia da busca. Percorrendo a árvore define-se uma variável de decisão. O teste da factibilidade de cada solução é feito através desta busca heurística em profundidade. Se a solução não for factível a busca retorna ao ponto inicial na tentativa de encontrar outra solução. Para validação do método realizou-se simulações com uma rede com 20 consumidores, 33 chaves e 4 alimentadores, onde o método se mostrou robusto para o problema.

Outro trabalho de destaque foi apresentado em (FUKUYAMA; CHIANG, 1995), que utiliza um algoritmo genético paralelo para resolução do problema de restabelecimento de energia. O método define como restrições operacionais: capacidade dos alimentadores, queda de tensão e fluxo na linha; onde são tratados com fatores de penalidade durante o processo de avaliação dos indivíduos. Também foi proposto um operador de reparação para indivíduos que não respeitam o critério de rede radial. Durante as simulações o método se mostrou robusto, com redução no tempo computacional para sistemas de grande porte.

Uma abordagem híbrida, que faz uma combinação de AEs e Busca Tabu (BT), foi apresentada em (SHIN et al., 2004). Nesse trabalho considera-se como "ótima" a configuração que minimiza as perdas e atende as restrições operacionais do sistema, respeitando a topologia radial da rede. A abordagem, denominada de AG-Tabu, procura utilizar as propriedades que os BTs e AEs têm de melhor. As restrições operacionais consideradas foram: carregamento nas linhas, carregamento dos transformadores e estrutura radial do SD. Na formulação do problema foram avaliados custos das perdas resistivas e o custo total, após a interrupção e reconexão do sistema devido a ocorrência de uma falta. Os testes foram realizados em um sistema com 7 alimentadores e 38 barras, com a ocorrência de uma única falta.

Em (DELBEM et al., 2004) foi proposta uma estrutura de dados que se baseia nos conceitos de caminho e profundidade de um nó em uma árvore de grafo. A partir dessa codificação foram desenvolvidos operadores de reprodução não convencionais, proporcionando grandes melhoras no desempenho de AEs para a resolução de problemas de projetos de rede, buscando gerar apenas soluções factíveis. No Capítulo 4 essa codificação, denominada Representação Nó-Profundidade (RNP), será abordada com

mais detalhes. Evidenciando que, a partir da criação dessa estrutura de dados, os trabalhos desenvolvidos pela equipe do Laboratório de Análise Computacional em Sistemas Elétricos de Potência (LACOSEP), da Escola de Engenharia de São Carlos - Universidade de São Paulo (EESC/USP), ganharam destaque.

A primeira metodologia para tratamento do problema de restabelecimento de energia fazendo uso da RNP foi apresentado em (SANTOS; DELBEM; BRETAS, 2008). Nesse trabalho a RNP foi utilizada em conjunto com um AE convencional mono-objetivo. Já a metodologia apresentada em (MANSOUR et al., 2009) faz uso da RNP e de uma versão modificada de um AEMO denominado “Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm-II” (NSGA-II). No estudo comparativo entre essas duas metodologias, apresentado em (MANSOUR et al., 2010), verificou-se que a metodologia baseada na RNP e no NSGA-II era mais eficiente para o tratamento do problema de restabelecimento de energia em SDs de grande porte.

Outro importante método que faz uso de AEs juntamente com RNP foi o proposto em (SANTOS et al., 2010). Para tratar o problema multi-objetivo de forma mais adequada, esse método trabalha em paralelo com várias subpopulações armazenadas em tabelas. Dessa forma, os melhores indivíduos (configurações do SD) para cada característica do problema (número de manobras, perdas resistivas, queda de tensão, carregamento da rede e carregamento da subestação) são armazenados em suas respectivas subpopulações. Torna-se possível, então, encontrar de forma eficiente soluções pertencentes ao chamado conjunto de Pareto, que consiste de soluções (indivíduos ou configurações do sistema) que não são dominadas por outra solução alguma (DEB, 2001). Assim, um número maior de configurações é disponibilizado para o operador decidir qual se adapta melhor ao problema da empresa. Dessa forma, tal método, nomeado simplesmente de MEAN (do inglês, *Multi-objective Evolutionary Algorithm with Node-Depth Encoding*), permite o tratamento de SDs de grande porte (com milhares de barras, linhas e chaves), considerando todos os seus alimentadores e subestações.

Para validar o MEAN, foram apresentados vários testes utilizando o SD da cidade de São Carlos, São Paulo (configuração em operação em 1994), que possui 3.860 barras, 635 chaves, 3 subestações (sendo duas subestações com dois transformadores com potência de 25MVA cada e outra subestação com um transformador de 25MVA) e 23 alimentadores. Para demonstrar que o MEAN pode ser aplicado em SDs maiores que o SD da cidade de São Carlos, não incorrendo no problema de explosão combinatória,

foram também apresentados testes utilizando aquele sistema aumentado, ou seja, com tamanho duplicado, quadruplicado e octuplicado.

Recentemente, em (SANCHES et al., 2012), utilizou-se uma metodologia denominada MEAN-NDS para tratar o problema de restabelecimento de energia em SDs, também utilizando a RNP. Essa nova metodologia combina as principais características das metodologias: MEAN proposta por (SANTOS et al., 2010), e NSDE proposta por (MANSOUR et al., 2009). A MEAN-NDS utiliza tabelas de subpopulação, proveniente da metodologia MEAN. Entretanto, a MEAN-NDS utiliza novas tabelas, chamadas de tabelas de subpopulações não-dominadas, que utilizam o conceito de dominância de Pareto para comparar soluções factíveis de um problema (DEB, 2001). As tabelas de subpopulações não-dominadas são preenchidas de acordo com o grau de não-dominância de cada solução. Por exemplo, dadas duas soluções x e y , diz-se que x domina y se as seguintes condições forem satisfeitas:

- (i) A solução x é não pior que y em todos os objetivos;
- (ii) A solução x é melhor que y em pelo menos um objetivo.

Apesar de o MEAN-NDS ter mostrado grandes avanços nos resultados obtidos, ainda existiam outras questões a serem tratadas para o problema de restabelecimento de energia que esta metodologia não considerou. Como por exemplo, a priorização do uso de chaves automáticas, e a priorização de cargas especiais, tais como hospitais, centros de transfusão de sangue, indústrias e supermercados de grande porte. Desta forma, uma nova metodologia foi recém-desenvolvida por membros do LACOSEP/EESC/USP, em que estas questões são tratadas, mas tal metodologia ainda não foi oficialmente outorgada, devido ser tão recente. Esta metodologia, denominada MEAN++ (MARQUES, 2013), utiliza como base as metodologias MEAN (SANTOS et al., 2010) e MEAN-NDS (SANCHES et al., 2012), e vem apresentando resultados bastante satisfatórios.

Por mais que esta recém-metodologia tenha mostrado grandes vantagens em relação às metodologias anteriores, ainda ficaram lacunas a serem resolvidas. Com o advento das novas tecnologias, como as redes inteligentes, as concessionárias de energia investem cada vez mais na modernização de suas redes, com intuito de obter respostas mais rápidas e eficientes. Com isso, sentiu-se a necessidade de uma nova metodologia que utilizasse totalmente os benefícios oferecidos pela automação das redes, podendo encontrar soluções para problemas de restabelecimento de energia que pudessem ser caracterizadas como respostas em tempo real. Isso pode ser obtido se as manobras realizadas para isolar os setores em falta e restabelecer os setores sãos forem realizadas

exclusivamente por chaves seccionadoras telecomandadas (chaves automáticas), pois essas manobras não necessitam de deslocamentos de equipes de campo para operarem as chaves, tornando o processo de restabelecimento muito mais eficiente.

A metodologia denominada MEAN++, que é utilizada como base para o desenvolvimento da metodologia aqui proposta, apenas prioriza a utilização de chaves automáticas, mas não faz o uso exclusivo destas. Devido à complexidade em tratar um SD apenas com as chaves automáticas, para resolver o problema de restabelecimento de energia, como será demonstrado no Capítulo 5, foi necessário o desenvolvimento de outra metodologia, que é a proposta desta dissertação de mestrado.

2.2 Representação Computacional de SDs

Para tratar computacionalmente o problema de restabelecimento de energia em SDs, deve-se primeiramente definir a maneira de representar computacionalmente o sistema elétrico em questão. Para isso utiliza-se usualmente a teoria de grafos (LUCCHESI, 1979).

2.2.1 Conceitos e Definições da Teoria de Grafos

Um grafo $G(V, A)$ é definido pelo par V e A , onde:

- V – conjunto de vértices ou nós do grafo;
- A – conjunto de pares de nós não-ordenados: as arestas do grafo.

Se v e w são dois nós de um grafo e se o par $\{v, w\}$ é uma aresta denotada por y , diz-se que y conecta v e w , como pode ser visto na Figura 2-1. Neste caso, a aresta $\{v, w\}$ é dita ser incidente ao nó v e ao nó w .

Figura 2-1: Exemplo de um grafo.

A ordem de um grafo G é dada pelo número de elementos do conjunto de nós, ou seja, pelo número de nós de G ; a ordem do grafo apresentado na Figura 2-1 é 5. O grau

de um nó é dado pelo número de arestas que lhe são incidentes. A Tabela 2-1 informa o grau de cada nó do grafo apresentado na Figura 2-1.

Tabela 2-1: Grau de cada um dos nós do grafo apresentado na Figura 2.1.

Nó	Grau
k	1
w	2
u	2
v	3
z	2

Um caminho é uma sequência de nós, tal que de cada um dos nós exista uma aresta distinta, para o nó seguinte. Além disso, se nenhum dos nós no caminho se repete, o caminho é chamado de caminho simples ou cadeia. O comprimento do caminho é o número de arestas que o caminho usa. Dois caminhos são independentes se não tiverem nenhum nó em comum, exceto o primeiro e o último.

Se um caminho começa e acaba no mesmo nó, este caminho é chamado de ciclo. Um exemplo de ciclo é a sequência de arestas $\{v, w\}$, $\{w, z\}$, $\{z, u\}$, $\{u, v\}$ da Figura 2.1, ou o caminho $\{k, v, w, z, u\}$ da mesma Figura 2.1. Um par de nós em um grafo é um par conexo, se existir um caminho entre eles. Um grafo $G(V, A)$ é um grafo conexo, se todo par de nós em $G(V, A)$ for um par conexo.

Diz-se que H é um subgrafo conexo máximo de um grafo G , se o único subgrafo conexo contendo H é o próprio H . Um subgrafo conexo máximo também é chamado de componente. Um grafo G é conexo, se o número de seus componentes for igual a um.

Um grafo chama-se acíclico se não contém ciclos. Uma árvore é um grafo conexo acíclico. Seja $G(V, A)$ um grafo de ordem $n > 2$; as propriedades seguintes são equivalentes, para caracterizar o grafo G como uma árvore:

- G é conexo e acíclico;
- G é acíclico e tem $n - 1$ arestas;
- G é conexo e tem $n - 1$ arestas;
- G é acíclico e por adição de uma aresta se cria um ciclo e somente um;
- G é conexo, mas deixa de sê-lo se uma aresta é eliminada (todas as arestas são pontes²).

² Uma aresta é dita ser uma ponte, se sua remoção provoca uma redução na conexidade do grafo.

- Todo par de nós de G é unido por uma e somente uma cadeia simples.

Um grafo formado por um conjunto de árvores é chamado de floresta. Logo, cada componente de uma floresta é uma árvore. No caso de uma floresta com apenas uma árvore, tem-se uma floresta conexa. Assim, uma árvore é uma floresta conexa.

Podemos definir um dos nós da árvore como nó raiz, ou seja, nó tomado como sendo referência e pode ter grau maior ou igual a um. Nós que possuem grau um são chamados nós terminais, exceto se for o nó raiz. Uma árvore geradora (*spanningtree*) de um grafo G é qualquer subárvore de G que contenha todos os nós de G .

2.2.2 Representação de SDs através de Grafos

Para entender como funciona a representação de um SD através de grafo, deve-se lembrar inicialmente que um SD pode ser visto como um conjunto de alimentadores, cada um composto por um ou mais setores (lembrando que um setor corresponde a um conjunto de barras e linhas sem a presença de chaves seccionadoras). Cada alimentador pode ser então representado através de uma árvore de grafo, onde os nós representam os setores e as arestas (linhas conectando os nós do grafo) as chaves seccionadoras. As arestas cheias da Figura 2-2 apresenta uma floresta de grafo que pode ser vista como um SD com três alimentadores (três árvores). As arestas em linhas cheias representam chaves NFs e as arestas em linhas tracejadas as chaves NAs. Os nós 1, 2 e 3 são raízes das árvores 1, 2 e 3, respectivamente, e representam barras em três subestações distintas.

Figura 2-2: Representação através de grafo de um SD com três alimentadores.

2.3 Formulação Matemática

Nesta seção apresentar-se-á uma formulação para problemas de RR em SDs, porém o foco deste trabalho é o problema de restabelecimento de energia, que envolve a minimização de cargas fora de serviço e do número de chaveamentos, sem a violação das restrições operacionais do sistema. Para isso, utilizou como base a formulação apresentada em (SANCHES et al., 2012).

$$\begin{aligned} & \text{Min. } \phi(F) \text{ e } \psi(F, F^0) \\ \text{s. a. } & \begin{cases} Ax = b \\ X(F) \leq 1 \\ B(F) \leq 1 \\ V(F) \leq 1 \\ F \text{ ser uma floresta,} \end{cases} \end{aligned} \quad (2.1)$$

Sendo que, F é a floresta de grafo correspondente a uma configuração do sistema, e os objetivos a serem minimizados são:

- $\phi(F)$, representa a quantidade de cargas fora de serviço para uma determinada topologia radial da rede (uma floresta F);
- $\psi(F, F^0)$, é o número de operações de chaveamento necessárias para se obter uma configuração F a partir de uma configuração F^0 após a isolação da falta e reconexão dos setores são sem fornecimento de energia;

As restrições que representam as equações de fluxo de carga podem ser representadas por um sistema linear do tipo $Ax = b$, onde:

- A – matriz incidência de F ;
- x – vetor de corrente de linha na configuração F ;
- b – vetor contendo as correntes de carga nas barras ($b_i \leq 0$) ou as correntes injetadas nas subestações ($b_i > 0$).

As outras restrições operacionais para problemas de Restabelecimento de Energia em SDs geralmente incluem: um limitante superior para magnitude de corrente $\bar{x}_j$, para cada magnitude de corrente de linha x_j , na linha j . A maior razão $X(F) = x_j/\bar{x}_j$ é denominada carregamento da rede da configuração F ; a máxima magnitude de injeção de corrente $\bar{b}_i$ possível para cada subestação i . A maior razão $B(F) = b_i/\bar{b}_i$ é denominada carregamento da subestação da configuração F ; um limitante inferior para magnitude de tensão nodal. Seja v_k a magnitude de tensão nodal na barra k e v_b a tensão base do

sistema, a menor razão $V(F) = 1 - v_k/v_b$ é denominada a razão de tensão da configuração F .

A formulação do problema apresentada na Equação 2.1 pode ser sintetizada considerando:

- i. penalizações para soluções que violarem as restrições $X(F)$, $B(F)$, $V(F)$;
- ii. uso da Representação Nó-Profundidade (RNP), que é uma estrutura de dados abstrata que pode armazenar e manipular com eficiência florestas geradoras (configurações de rede) e garantir que todas modificações produzirão também uma floresta geradora, neste caso, uma nova configuração radial capaz de fornecer energia para todo o sistema³, esta estrutura de dados é apresentada com detalhes no Capítulo 4;
- iii. resolver $Ax = b$ utilizando algoritmo de fluxo de potência de varredura direta/inversa com RNP, que organiza naturalmente todos os nós segundo uma relação conhecida como “Modelo Pai-Filho” em cada configuração F , ou seja, sem a necessidade de execução de um algoritmo para fazer essa ordenação;
- iv. $\phi(F) = 0$, uma vez que a RNP sempre gera florestas que correspondem a redes sem consumidores fora de serviço após a reconexão de cargas localizadas à jusante da falta.

Assim, o problema pode ser reformulado e escrito conforme adiante:

$$\begin{aligned} \text{Min. } & \psi(F, F^0) e \omega_x X(F) + \omega_b B(F) + \omega_v V(F) \\ \text{s. a. } & \begin{cases} \text{Calcular o fluxo de carga com RNP,} \\ F \text{ ser uma floresta gerada pela RNP,} \end{cases} \end{aligned} \quad (2.2)$$

em que ω_x , ω_b e ω_v são os pesos definidos em função do valor das restrições operacionais, como mostra a seguir, e os valores A , B e C que estão nas definições abaixo são valores maiores que zero:

$$\omega_x = \begin{cases} A, & \text{se } X(F) > 1 \\ 0, & \text{caso contrário;} \end{cases}$$

$$\omega_b = \begin{cases} B, & \text{se } B(F) > 1 \\ 0, & \text{caso contrário;} \end{cases}$$

³O termo “todo o sistema” significa todas as partes ligadas do sistema, pois, em algumas situações não é possível conectar uma área fora de serviço em razão da falta de chaves.

$$\omega_v = \begin{cases} C, & \text{se } V(F) > 0.1 \\ 0, & \text{caso contrário;} \end{cases}$$

2.4 Conclusões Parciais

Este capítulo apresentou o processo de reconfiguração de redes para tratar o problema específico de restabelecimento de energia após a ocorrência de uma ou múltiplas faltas em SDs. Destacaram-se alguns trabalhos desenvolvidos para tratamento desse problema. Tendo em vista que o problema de restabelecimento de energia em SDs é um problema multi-objetivo e de natureza combinatória, diversos métodos foram desenvolvidos fazendo uso de AEMOs. Dentre os quais se destacam, a nosso ver, os que fazem uso de AEMOs em conjunto com a RNP e seus operadores.

Face ao exposto, para o desenvolvimento da metodologia proposta nesta dissertação utilizar-se-á como base a metodologia denominada MEAN++. O MEAN++ melhorou alguns aspectos técnicos importantes em relação ao MEAN e o MEAN-NDS, como priorizar chaves automáticas e priorizar cargas especiais. Mas ainda ficou limitado em relação ao uso exclusivo de chaves automáticas, devido às complexidades que envolvem tal procedimento. Assim sendo, esta dissertação de mestrado propõe uma nova metodologia que trata o problema de restabelecimento de energia utilizando apenas chaves automáticas, e as respostas obtidas podem ser caracterizadas como respostas em tempo real. Esta metodologia utiliza de AEMO em conjunto com a RNP, que serão apresentados detalhadamente nos próximos Capítulos.

Capítulo 3

Algoritmos Evolutivos

Conforme apresentado no Capítulo 1, para desenvolvimento desta dissertação de mestrado utilizar-se-ão como base AEs multi-objetivos. Neste Capítulo será então apresentado um resumo dos estudos realizados sobre AEs mono e multi-objetivos.

3.1 Aspectos Básicos

Algoritmos Evolutivos (AEs) são métodos de otimização inspirados nos princípios da seleção natural (Teoria de Darwin), que utilizam técnicas e conceitos da genética. A popularização dos mesmos veio principalmente por meio dos trabalhos de David Goldberg (GOLDBERG, 1989). O princípio básico dos AEs é o seguinte: dada uma população inicial de indivíduos (isto é, um conjunto de soluções), pressões do ambiente desencadeiam um processo de seleção natural (ou seja, um processo que privilegia as melhores soluções até então encontradas), causando um incremento na adequação dos indivíduos (soluções). Dessa forma, dada uma função a ser otimizada (seja maximizada ou minimizada), gera-se aleatoriamente um conjunto de soluções (uma população), isto é, elementos pertencentes ao domínio da função. Em seguida, aplicando a função a ser otimizada, verifica-se a qualidade das soluções geradas, atribuindo-lhes um valor que mede sua adequação ao problema, chamado “*fitness*” ou aptidão. Com base no “*fitness*”, algumas das melhores soluções são selecionadas para darem origem a um novo conjunto de soluções (uma nova geração), através da aplicação de operadores genéticos (recombinação e/ou mutação).

A recombinação é um operador genético aplicado em duas ou mais soluções (chamadas pais) resultando em duas ou mais novas soluções (chamadas descendentes ou filhos). A mutação é aplicada em uma única solução a fim de gerar outra. Ao final desse processo, as novas soluções (descendentes) competem com as soluções da geração anterior, com base no “*fitness*”, para assumir um lugar na nova população. Esse processo

é iterativo até que se encontre uma solução que seja suficientemente qualificada ou até que um número máximo de iterações (gerações) seja atingido.

Adiante essa sucinta explicação será apresentada na forma de Etapas, para facilitar ainda mais o entendimento. Ressaltando que para escrever este Capítulo utilizou-se (GABRIEL; DELBEM, 2008) como referência principal.

3.1.1 Etapas de um Algoritmo Evolutivo

Os passos descritos no item anterior podem ser organizados como segue, consistindo numa estrutura básica do processo lógico de programação.

1. Cria-se aleatoriamente uma população inicial de indivíduos;
2. Avalia-se a população de indivíduos, com base em algum critério, o qual é determinado por uma função de avaliação da qualidade do indivíduo (*fitness*);
3. Em seguida, selecionam-se os indivíduos mais adaptados (com melhor *fitness*). A partir disso, é criada-se um novo conjunto de possíveis soluções, denominado nova população;
4. Os indivíduos que foram selecionados são submetidos aos mecanismos de recombinação e/ou mutação. Isso possibilita que as características de adaptação mais adequadas perpetuem-se nas próximas populações;
5. O processo de seleção, recombinação e mutação são sequencialmente repetidos até que um critério de parada seja satisfeito. Esse critério pode ser:
 - Uma solução adequada ser encontrada (nos casos em que se conhece o resultado esperado);
 - Um certo número de iterações ser atingido;
 - Os indivíduos não evoluírem mais, isto é, estagnação do processo evolutivo.

Para facilitar a visualização dessas Etapas, na forma de fluxograma, a estrutura básica de um AE é sintetizada na Figura 3-1.

Figura 3-1: Fluxograma de um AE básico.

3.1.1.1 Geração da População inicial

No desenvolvimento de um AE, o primeiro passo é a geração da população inicial, sendo que cada indivíduo dessa população representa uma possível solução para um dado problema. Essas soluções podem ser representadas de diversas formas: strings binárias, números inteiros ou vetores. Usualmente a população inicial é gerada atribuindo-se valores aleatórios aos seus genes.

3.1.1.2 Avaliação

Após a população inicial ter sido gerada, cada indivíduo é avaliado, estabelecendo uma pontuação que define o quanto o indivíduo é adequado para solucionar o problema. Esse valor é denominado de *fitness*, e possibilita encontrar os melhores e piores cromossomos (indivíduos) em uma população. A função de *fitness*, por estar ligada diretamente ao problema, muitas vezes é igual à própria função objetivo ou uma modificação dela. Por exemplo, um problema que envolve o cálculo do mínimo da função $f(x) = x^2 + 4$ pode utilizar a própria função objetivo para determinar o *fitness*. Nesse caso, pode-se dizer que o indivíduo com valor 0 (*fitness* = 4) é melhor que um indivíduo que possui valor 1 (*fitness*=5), isso por que para esse problema os melhores *fitness* são os valores mínimos encontrados, como pode ser observado no gráfico dessa função ilustrado abaixo.

Figura 3-2: Gráfico da função $f(x) = x^2 + 4$.

A avaliação é um pré-requisito para fase de seleção, pois a escolha dos indivíduos depende diretamente dos respectivos *fitness*. Consequentemente, os cromossomos que possuem os melhores *fitness* terão mais condições para se reproduzir e, assim, transmitir as suas características promissoras para as gerações seguintes (DE JONG, 2006). A próxima seção apresenta mais detalhes sobre os métodos de seleção.

3.1.1.3 Seleção

A fase de seleção tem como objetivo básico escolher indivíduos de uma dada população através de critérios pré-definidos, de forma a estabelecer um conjunto de cromossomos aptos a se reproduzirem. Existem diversos métodos de seleção na literatura, os mais utilizados são: torneio, rodada roleta e *ranking*.

No método de seleção por torneio, primeiramente sorteia-se aleatoriamente um conjunto de k indivíduos da população. Desses, escolhe-se apenas o melhor indivíduo, que posteriormente será indicado para a fase de recombinação. A escolha do valor de k afeta diretamente o desempenho do método, que quanto maior esse valor, maior será a chance de ser selecionado um indivíduo com o *fitness* maior que a média da população, o que pode implicar numa convergência prematura da população. Entretanto, para k menor,

obtem-se maior variedade populacional, dando chance para indivíduos com baixa aptidão serem selecionados, o que implicará no aumento do tempo de convergência. Portanto é interessante analisar o efeito de k em cada situação, escolhendo esse valor de acordo com a necessidade do problema envolvido.

O método roda da roleta é explicado pelo fato dessa estratégia seguir o mesmo raciocínio de uma roleta, com cada setor possuindo um tamanho proporcional ao *fitness* de cada indivíduo. Assim, quanto maior o *fitness* do indivíduo, maior será a chance do mesmo ser selecionado. O problema do método da roleta é a redução da eficiência da seleção nos casos em que os indivíduos possuam *fitness* com poucas diferenças. Isso ocorre normalmente quando a população está convergindo. Outro aspecto a ser considerado é o caso em que a aptidão do indivíduo admite valores negativos, não permitindo o uso do *fitness* proporcional.

Na seleção por *ranking*, são ordenadas as soluções de acordo com o seu valor de *fitness* (sendo o *ranking* 1 pertencente a pior solução e o *ranking* N pertencente a melhor solução, N sendo o número de soluções). Com isso, determina-se a probabilidade de seleção para cada solução. Logo, a escolha das soluções progenitoras é referente ao valor do *ranking*.

3.1.1.4 Recombinação

Os operadores de recombinação são responsáveis pelo cruzamento de características entre indivíduos (pais) durante o processo de reprodução. Nesse processo é realizada a troca ou combinação de valores (alelos) de dois ou mais indivíduos (ou cromossomos), resultando em indivíduos (ou filhos) com parte da informação genotípica de cada um de seus pais (GOLDBERG, 1989). A recombinação insere apenas diversidade fenotípica na população, pois essa estratégia cruza os genes já existentes na população sem, no entanto, alterá-los.

Existem vários tipos de operadores de recombinação, entre os quais podem ser citados: o operador de recombinação de 1 ponto, o de 2 pontos e o uniforme. O operador de recombinação de 1 ponto é o mais comum. Nessa operação, escolhe-se aleatoriamente um ponto de corte nos cromossomos e trocam-se os fragmentos selecionados entre os pais. Um exemplo de recombinação de 1 ponto é apresentado na Figura 3-3.

Figura 3-3: Recombinação em 1 ponto.

3.1.1.5 Mutação

Este operador causa uma taxa de “perturbação” em um determinado número de soluções, gerando pequenas alterações nessas soluções, com o objetivo de explorar maior espaço de busca (Figura 3-4) e manter a diversidade das soluções. Desta forma, o AE tende a não ter uma convergência rápida, evitando a sua estabilização em regiões chamadas de mínimos ou máximos locais, nos quais os AEs sempre estão sujeitos a cair.

Figura 3-4: Aplicação da Mutação.

3.1.2 Elitismo

No momento da aplicação dos operadores de mutação e cruzamento, existe um grande risco de perder os melhores indivíduos selecionados para transição de uma geração para outra. Desse modo, o objetivo do operador de elitismo é preservar os melhores indivíduos para que suas características promissoras sejam mantidas nas próximas gerações que possam surgir. Assim, as melhores soluções não se deterioram, e a tendência de cada geração é sempre melhorar a solução.

3.2 Problemas Multi-Objetivos

Este item irá abordar os problemas multi-objetivos, o que os caracterizam como tal, e suas principais diferenças em relação aos problemas mono-objetivos. Essa sucinta explicação tornará mais fácil o entendimento posterior sobre os AEs aplicados em problemas multi-objetivos.

Problemas que envolvem a otimização de vários objetivos simultaneamente, e que em geral são conflitantes, são classificados como Problemas de Otimização Multi-Objetivo, MOOP (do inglês *Multi-Objective Optimization Problem*). Um MOOP é formado pelos seguintes conjuntos (DEB, 2001): conjunto de funções objetivo a serem otimizadas (maximizar/minimizar) e conjunto de restrições, e pode ser formulado da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \text{Máx ou Min:} \quad & f_m(x), \quad m = 1, 2, \dots, N_{obj}; \\ \text{Sujeito a:} \quad & \begin{cases} g_j(x) \leq 0, & m = 1, 2, \dots, N_{obj}; \\ h_k(x) = 0, & k = 1, 2, \dots, N_{R_{igu}}; \\ x_i^{(inf)} \leq x_i \leq x_i^{(sup)}, & i = 1, 2, \dots, N_{var}; \end{cases} \end{aligned} \quad (3.1)$$

onde:

- x é um vetor de N_{var} variáveis de decisão, $x = (x_1, x_2, \dots, x_{N_{var}})^T$, também denominado de **solução**.
- $x_i^{(inf)}$ e $x_i^{(sup)}$, representam limites inferior e superior para a variável x_i , que definem o **espaço de variáveis de decisão** ou **espaço de decisão** S_{dec} .
- As $N_{R_{des}}$ desigualdades (g_j) e as $N_{R_{igu}}$ igualdades (h_k) são chamadas de **funções de restrição**.

Uma solução x factível satisfaz as $N_{R_{igu}} + N_{R_{des}}$ funções de restrição e os $2 N_{var}$ limites. O conjunto de todas as soluções factíveis forma a região factível ou espaço de busca S_{fact} . Cada função $f_m(x)$ pode ser maximizada ou minimizada. Porém, para trabalhar com os algoritmos de otimização, é necessário converter todas as funções para serem apenas de maximização ou minimização. O vetor de funções objetivo $f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_{N_{obj}}(x)]$ compõe um espaço multidimensional chamado espaço de objetivos S_{obj} . Para cada solução x , no espaço de decisão, existe um $f(x)$ em S_{obj} . Esta é uma diferença fundamental em relação à otimização de objetivos simples, cujo espaço de objetivos é unidimensional. O mapeamento ocorre então entre um vetor x (de dimensão N_{var}) e um vetor $f(x)$ (de dimensão N_{obj}). Por exemplo, se cada elemento de x e $f(x)$ são

números reais, então $f(x)$ estaria mapeada como $f(x): \Re^{N_{ver}} \rightarrow \Re^{N_{obj}}$ (TICONA; DELBEM, 2008).

3.2.1 Soluções Pareto-Ótimas

As funções objetivo empregadas nos MOOPs são em geral conflitantes entre si, ou seja, quando não é possível melhorar o valor de f_1 sem piorar o valor da função f_2 . Em (DEB, 2001) encontramos um exemplo prático de objetivos conflitantes que é a tomada de decisão a partir de dois critérios (custo e conforto) para compra de um automóvel. Quanto mais confortável o automóvel, maior será o custo. Na Figura 3-5 são ilustradas algumas alternativas de escolha.

Portanto temos como objetivo uma minimização do custo e uma maximização do conforto. Pela Figura 3-5 tem-se 6 opções de compra, e por intuição a opção 5 é descartada, pois possui o mesmo conforto que opção 3 com maior custo. Ao analisar as opções 2 e 6, observa-se que a solução 6 também deve ser descartada, pois possui menor conforto e maior custo em relação à solução 2. Então após eliminarmos as soluções ruins, tem-se então 4 opções (1,2,3 e 4) como boas alternativas para compra. Dentre essas soluções, não se pode afirmar qual é a melhor, pois quando uma tem maior conforto, também tem maior custo, e vice versa. Assim, podemos dizer que uma solução domina outra solução, quando é melhor que a outra em pelo menos 1 objetivo e não pior em todos os demais objetivos.

Da Figura 3-5 tem-se que a solução 3 domina a solução 5 e a solução 2 domina a solução 6. Portanto as soluções 5 e 6 são dominadas e as soluções 1,2,3 e 4 são não dominadas por outra solução. Temos então o conjunto das soluções não dominadas (1,2,3 e 4) e o conjunto das soluções dominadas (5 e 6).

Figura 3-5: Curva Conforto X Custo.

Em um MOOP, emprega-se o conceito de Dominância de Pareto para comparar duas soluções factíveis de um problema. Dadas duas soluções x e y , diz-se que x domina y , denotado como $x \preceq y$, se as seguintes condições forem satisfeitas:

1. A solução x é pelo menos igual (não pior) a y em todas as funções objetivo;
2. A solução x é superior a y em pelo menos uma função objetivo.

Observe que existe um conjunto de alternativas ótimas que são não dominadas entre si nos objetivos de custo e desempenho. Em um MOOP, o conjunto de soluções não dominadas é chamado de conjunto Pareto ótimo, que representa as soluções ótimas do problema. A fronteira de Pareto é o conjunto dos valores das funções objetivo das soluções do conjunto Pareto ótimo.

3.2.2 Diferenças entre Otimização Mono-Objetiva e Multi-Objetiva

As principais diferenças entre otimização Mono-Objetivo e Multi-Objetivo são as seguintes (DEB, 2001):

1. Em problemas de otimização mono-objetivo, a meta é encontrar uma solução ótima global. Se a função objetivo desses problemas for multimodal, poderia existir mais de um ótimo global. Neste caso, todos os ótimos são equivalentes. Por outro lado, em MOOP, determinar um conjunto de soluções da fronteira de Pareto é tão importante quanto preservar a diversidade neste conjunto. Um algoritmo eficiente para otimização multi-objetivo deve considerar ambos os aspectos;
2. Nos problemas de otimização multi-objetivo trabalha-se com os espaços das variáveis e dos objetivos, enquanto os problemas com um objetivo trabalham unicamente no espaço das variáveis, já que se procura apenas uma solução no espaço dos objetivos. Desta forma, manter a diversidade nos espaços das variáveis e dos objetivos torna a solução dos problemas multi-objetivo mais complicada, pois a proximidade de duas soluções no espaço das variáveis não implica proximidade no espaço dos objetivos;
3. Os métodos tradicionais de otimização multi-objetivo reduzem o conjunto de funções objetivo a uma função simples que pondera cada objetivo. Estes métodos podem também tratar cada objetivo separadamente, utilizando os demais objetivos como restrições. Portanto, um MOOP pode ser convertido, por meio de algumas técnicas, em um problema de otimização simples.

3.3 Algoritmos Evolutivos para Problemas de Otimização Multi-objetivo

Dentre as meta-heurísticas utilizadas atualmente, os AEs tem se mostrado mais promissor para o tratamento de MOOP, em razão de apresentarem as seguintes características:

1. Trabalham com mais de uma função simultaneamente;
2. Não necessitam de informações adicionais;
3. São robustos para escapar de ótimos locais.

Os AEMOs podem ser classificados como **Elitistas** (modelos que utilizam alguma forma de elitismo), e os **Não Elitistas** (modelos que não empregam forma alguma de elitismo em suas gerações).

Com o intuito de estender a aplicação de AEs para MOOPs, (GOLDBERG, 1989) propôs diversas abordagens, dentre elas, uma proposta utiliza um procedimento para ordenação de soluções baseado no conceito de dominância. Neste método, o valor de *fitness* para uma solução i é proporcional ao número de soluções que i domina. Desta forma, as soluções não dominadas são enfatizadas obtendo maior quantidade de cópias na lista de reprodução.

Para manter a diversidade das soluções, Goldberg sugeriu o emprego de um método de compartilhamento, que permite levar em conta a densidade de soluções em uma vizinhança no espaço de busca. Assim, soluções que estejam melhor espalhadas na fronteira de Pareto têm um melhor valor de compartilhamento.

Nas próximas subseções serão apresentados alguns AEs para MOOP já empregados com sucesso para o tratamento do problema de Reconfiguração de Redes em SDs.

3.3.1 *Elitist Non- Dominated Sorting Genetic Algorithm*

Proposto por (DEB et al., 2002), o *Elitist Non- Dominated Sorting Genetic Algorithm* (NSGA-II) baseia-se na ordenação elitista por dominância chamada de Pareto *ranking*. Esse procedimento consiste em classificar as soluções de um conjunto M em diversas fronteiras ($\mathcal{F}_1, \mathcal{F}_2, \dots, \mathcal{F}_k$, onde k é o número de fronteiras) conforme o grau de dominância de cada solução. Deste modo, a fronteira $\mathcal{F}_1$ contém as soluções não dominadas de todo o conjunto de soluções M , $\mathcal{F}_2$ contém as soluções não dominadas de

$M - \mathcal{F}_1$, e $\mathcal{F}_3$ contêm as soluções não dominadas de $M - (\mathcal{F}_1 \cup \mathcal{F}_2)$ e assim sucessivamente.

O procedimento de ordenação por não dominância proposto por (DEB et al., 2002) é descrito no algoritmo 1. Para cada solução i , contida em P , são calculadas dois vetores:

- nd_i , o número de soluções que dominam a solução i ;
- U_i , o conjunto de soluções que são dominadas pela solução i .

As linhas 1-15 do Algoritmo 1 calculam tais valores da solução em M , onde as soluções com $nd_i = 0$ estão contidas na fronteira $\mathcal{F}_1$. Em seguida, as linhas 17-29 percorrem o conjunto de soluções dominadas U_i , para solução i em $\mathcal{F}_1$. O contador nd_j , de cada solução j em U_i , é decrementado em 1. Se $nd_j = 0$, então a solução j pertence à próxima fronteira, neste caso, $\mathcal{F}_2$. A iteração das linhas 17-29 é repetida até que todas as soluções estejam classificadas em uma fronteira. A Figura 3-6 ilustra este procedimento aplicado às soluções que minimizam f_1 e f_2 .

Figura 3-6: Ordenação através da não dominância (Deb, 2001).

O NSGA-II trabalha com duas populações, denotadas por P e Q , ambas de tamanho N_{ind} . As populações P e Q em cada iteração são denotadas por P_t e Q_t respectivamente, onde $t = 1, 2, \dots, N_{iterações}$. Na primeira geração, os indivíduos iniciais da população P_1 geram as soluções em Q_1 , através da aplicação dos operadores genéticos.

Após esta etapa, se inicia um processo competitivo para preencher N_{ind} vagas para a solução P_{t+1} , entre $2 * N_{ind}$ indivíduos contidos em $R_t = P_t \cup Q_t$. Esta operação é realizada utilizando a ordenação por não dominância em R_t , encaminhando as soluções não dominadas contidas nas fronteiras diretamente para a próxima geração (elitismo).

Algoritmo 1: Ordenação por não-dominância.

```

1: for solução  $i \in M$  do
2:    $nd_i \leftarrow 0$ 
3:    $U_i \leftarrow \emptyset$ 
4:   for solução  $j \neq i$  e  $j \in M$  do
5:     if  $i < j$  then
6:        $U_i \leftarrow U_i \cup \{j\}$ 
7:     end if
8:     if  $j < i$  then
9:        $nd_i \leftarrow nd_i + 1$ 
10:    end if
11:  end for
12:  if  $nd_i = 0$  then
13:     $\mathcal{F}_1 \leftarrow \mathcal{F}_1 \cup \{i\}$ 
14:  end if
15: end for
16:  $k \leftarrow 1$ 
17: while  $\mathcal{F}_k \neq \emptyset$  do
18:    $Temp \leftarrow \emptyset$ 
19:   for solução  $i \in \mathcal{F}_k$  do
20:     for solução  $j \in U_i$  do
21:        $n_j \leftarrow n_j - 1$ 
22:       if  $n_j = 0$  then
23:          $Temp \leftarrow Temp \cup \{j\}$ 
24:       end if
25:     end for
26:   end for
27:    $k \leftarrow k - 1$ 
28:    $\mathcal{F}_k \leftarrow Temp$ 
29: end while

```

A diversidade na fronteira é garantida empregando-se uma estimativa de densidade das soluções que rodeiam cada indivíduo da população. Assim, calcula-se a média da distância das duas soluções adjacentes a cada indivíduo para todos os objetivos, onde este valor é denominado distância de multidão.

O algoritmo 2 descreve os passos para calcular tal valor, onde $crowdist_n$ é o valor da distância da multidão do n -ésimo indivíduo do conjunto M (denotado como M_n) e f_m (M_n) é o valor da m -ésima função objetivo para o n -ésimo indivíduo. O *fitness* de cada solução i é determinado pelos seguintes valores:

1. $rank_i = k$, o valor de *ranking* i é igual ao número da fronteira $\mathcal{F}_k$ à qual i pertence;
2. $crowdist_i$, o valor da distância de multidão de i .

Algoritmo 2: Calculo de distância de multidão.

```

1: for solução  $n \leftarrow 1, 2, \dots, |M|$  do
2:    $dist_n \leftarrow 0$ 
3: end for
4: for  $n \leftarrow 1, 2, \dots, N_{obj}$  do
5:   Classificar  $M$  por  $f_m$ , em ordem decrescente
6:    $crowdist_1 \leftarrow crowdist_{|M|} \leftarrow \infty$ 
7:   for  $n \leftarrow 2, \dots, |M| - 1$  do
8:     Classificar  $M$  por  $f_m$ , em ordem decrescente
9:      $crowdist_n \leftarrow crowdist_n + \frac{f_m(M_{n+1}) - f_m(M_{n-1})}{f_m^{max} - f_m^{min}}$ 
10:  end for
11: end for

```

O NSGA-II emprega um processo de seleção por torneio, que é guiado por um novo operador denominado crowded-comparison operator ($<_c$). Em tal abordagem, duas soluções são comparadas para escolher qual delas vai gerar descendentes na nova população. Uma solução i é escolhida sobre uma solução j se:

1. i possui um *ranking* menor que j , ou seja, $rank_i < rank_j$;
2. Se ambas as soluções possuem o mesmo *ranking* e i possui um maior valor de distância de multidão, ou seja, $rank_i = rank_j$ e $crowdist_i > crowdist_j$.

Figura 3-7: Modelo do NSGA- II (Deb 2001).

O cálculo da distância de multidão permite que as soluções melhores espalhadas passem a ocupar as últimas vagas disponíveis de P_{t+1} , garantindo a diversidade das soluções. A população Q_{t+1} é gerada utilizando os operadores de seleção por torneio,

recombinação e mutação em P_{t+1} . O NSGA-II continua por N_{iter} iterações e as soluções finais encontram-se em $P_{N_{inter}} \cup Q_{N_{iter}}$. A sequência de passos do NSGA-II é descrita no Algoritmo 3. A Figura 3-7 ilustra o esquema para uma iteração do NSGA-II.

Algoritmo 3: NSGA-II

```

1: Cria uma população de soluções aleatórias  $P_1$  e de  $N_{ind}$  indivíduos
2: Ordenar  $P_1$  utilizando o algoritmo 2
3: Gerar a população  $Q_1$  de tamanho  $N_{ind}$ , aplicando os operadores genéticos em  $P_1$ .
4: for geração  $t \leftarrow 1, 2, \dots, N_{iter}$  do
5:   Aplicar algoritmo 2 em  $R_t \leftarrow P_t \cup Q_t$ 
6:    $k \leftarrow 1$ 
7:   while  $|P_{t+1} + \mathcal{F}_k| \leq N_{ind}$  do
8:     Aplicar algoritmo 3 em  $\mathcal{F}_k$ 
9:      $P_{t+1} \leftarrow P_{t+1} \cup \mathcal{F}_k$ 
10:     $k \leftarrow k + 1$ 
11:   end while
12:   Aplicar o algoritmo 3 em  $\mathcal{F}_k$ 
13:   Classificar a fronteira  $\mathcal{F}_k$  pelo ranking e a distância usando operador ( $< c$ )
14:   Copiar as primeiras  $N_{ind} - |P_{t+1}|$  soluções de  $\mathcal{F}_k$  para  $P_{t+1}$ 
15:   Gerar a nova população  $Q_{t+1}$  aplicando os operadores genéticos em  $P_{t+1}$ 
16: end for
17:  $P_{final} \leftarrow P_t$ 
18:  $Q_{final} \leftarrow Q_t$ 

```

3.3.2 Strength Pareto Evolutionary Algorithm

O *Strength Pareto Evolutionary Algorithm* (SPEA 2) proposto por (ZITZLER; THIELE, 1999), o SPEA 2 também utiliza duas populações P e Q . Na população Q , chamada de população externa, são armazenadas apenas as soluções não-dominadas encontradas pelo algoritmo. O tamanho da população Q , denotado como N_{ext} , é fornecido como parâmetro. As populações P e Q em cada iteração $t = 1, 2, \dots, N_{iter}$ são representadas por P_t e Q_t , respectivamente.

No SPEA2 cria-se, inicialmente, uma população aleatória P_1 e uma população externa Q_1 inicialmente vazia. Em cada iteração, a função aptidão é calculada para cada solução i em $R_t = P_t \cup Q_t$. Para isso são utilizados os conceitos de dominância e densidade, que serão definidos a seguir. O objetivo é minimizar o valor da função de aptidão. Quanto menor o valor da função de aptidão de um indivíduo, melhor é

adaptação do indivíduo. A força de cada indivíduo ($strength_i$) é dada pelo número de soluções que ele domina:

$$strength_i = |j, j \in R_t, |i \preccurlyeq j||. \quad (3.2)$$

O $strength$ representa o número de soluções em R_t dominadas pela solução i . Portanto, soluções com seu valor de $strength$ igual a zero são soluções que não dominam nenhuma outra. O valor de aptidão bruto do indivíduo, denotado por raw_i , é a soma das forças de todos os indivíduos que o dominam:

$$raw_i = \sum_{j \in R_t, j \preccurlyeq i} strength_j. \quad (3.3)$$

Conforme a equação 3.3, o valor raw_i representa o somatório dos valores de $strength_j$ das soluções $j \in R_t$ que dominam i . Assim as soluções não-dominadas tem um valor raw_i igual a zero, enquanto as soluções com um raw_i alto são dominadas por muitas soluções em R_t .

A densidade do indivíduo é uma função decrescente em relação ao k -ésimo vizinho mais próximo. A inclusão de um fator de densidade se deve ao fato de que, nos casos em que existem muitas soluções não-dominadas, $strength_i$ se aproxima de zero para todas as soluções. Nesse caso, é necessário haver um mecanismo para privilegiar soluções dentre as não-dominadas.

Para cada indivíduo i , as distâncias Euclidianas (no espaço dos objetivos) entre i e todos os indivíduos j da população P e da população externa Q são calculadas pela equação (3.4) e armazenadas em uma lista. Depois de ordenada a lista em ordem crescente, o k -ésimo elemento representa o termo $dist_{ij}^k$. Sugere-se para k o valor de $\sqrt{|R_t|}$.

$$dens_i = \frac{1}{dist_{ij}^k + 2}. \quad (3.4)$$

Finalmente, a aptidão final para cada solução i em R_t , denotada por F_i , é dada por:

$$F_i = raw_i + dens_i. \quad (3.5)$$

3.3.2.1 Algoritmo de Corte

O algoritmo de corte do SPEA 2 tem como objetivo restringir o tamanho de Q_{t+1} a N_{ext} soluções. Durante cada iteração remove-se a solução cuja distância, para seu vizinho mais próximo, seja a menor dentre as distâncias, e assim sucessivamente. Formalmente, uma solução i' é eliminada de Q_{t+1} se as seguintes condições forem satisfeitas:

- 1) $dist_{i'j'}^l < dist_{ij}^l \mid i', j', i \neq i', j \in Q_{t+1}$ ou;
- 2) $dist_{i'j'}^l = dist_{ij}^l$ e $dist_{i'j'}^k < dist_{ij}^k \mid i', j', i \neq i', j \in Q_{t+1}, \quad l < k < N_{ext}, \quad 1 < l < k.$

onde $dist_{i'j'}^l$, $dist_{i'j'}^k$ e $dist_{i'j'}^l$, representam as distâncias de i' em relação a seu primeiro, k -ésimo e l -ésimo vizinho mais próximo, chamado de j' . Com isso, são eliminadas soluções em Q_{t+1} até reduzir o seu tamanho para N_{ext} .

A Figura 3-8 nos mostra um conjunto de soluções que pertence à população externa Q_{t+1} . Depois de aplicar o algoritmo de corte, algumas soluções são eliminadas, conforme ilustrado na figura. Além disso, o algoritmo de corte garante que as soluções extremas para cada objetivo sejam mantidas.

Figura 3-8: Algoritmo de Corte no modelo SPEA 2(ZITZLER; THIELE, 1999).

3.3.3 Algoritmo Evolutivo Multi-Objetivo em Tabelas

O Algoritmo Evolutivo Multi-Objetivo em Tabelas, denominado MEAN, segundo (SANTOS et al., 2010), trabalha com várias subpopulações em paralelo armazenadas em tabelas, onde os melhores indivíduos para cada característica do problema são armazenados em sua respectiva subpopulação (cada subpopulação é representada por uma tabela). Uma importante característica do MEAN é o uso de uma subpopulação para armazenar indivíduos avaliados por uma função agregação (soma ponderada), (DEB, 2001). O indivíduo selecionado para reprodução pode ser proveniente de qualquer subpopulação (ou tabela). Essa estratégia de seleção aumenta a diversidade entre os indivíduos que se reproduzem, pois, as características de um indivíduo de uma subpopulação podem migrar para as demais subpopulações. Em consequência, aumenta-se a possibilidade de o algoritmo escapar de ótimos locais, aproximando-se de soluções com avaliações próximas de um ótimo global na fronteira de Pareto-ótima.

Conforme (Santos et al 2010), alguns parâmetros são importantes para o MEAN:

1. O tamanho de cada subpopulação S_{Pi} , que indica o número máximo de indivíduos que podem permanecer na subpopulação Pi de uma geração para outra;
2. O número máximo de gerações (g_{max}).

Soluções (ou indivíduos) geradas pelo MEAN podem ser armazenadas ou descartadas, dependendo do grau de adaptação do indivíduo a cada objetivo do problema (características do problema em uma subpopulação Pi).

Durante o processo de seleção de sobreviventes, um novo indivíduo é acrescentado a uma subpopulação Pi se sua adequação ao objetivo de Pi for melhor que pelo menos um indivíduo da mesma. Importante destacar que o mesmo indivíduo pode ser incluído em mais de uma tabela de acordo com esse critério de seleção. Como a população é estacionária, os novos indivíduos substituem os piores.

3.4 Considerações finais

Dentre as metas-heurísticas aplicadas para o tratamento do problema de otimização multi-objetivo, os AEMOs tem se destacado. Neste capítulo foram apresentados conceitos de AEs. Além disso, foram discutidos técnicas de otimização multi-objetivo, bem como alguns AEs empregados com sucesso para tratamento do problema de restabelecimento de energia em SDs, como o NSGA-II e o SPEA 2. No capítulo seguinte é apresentada a metodologia utilizada como base para o desenvolvimento da nova metodologia proposta nesta dissertação de mestrado, que faz uso de AEMO e da estrutura de dados RNP.

Capítulo 4

MEAN com Tabelas de pares de Manobras, Heurística e Priorização de Chaves Automáticas

Uma sucinta explicação da metodologia utilizada como base para o desenvolvimento da metodologia proposta é apresentada neste Capítulo. Como ela utiliza-se de uma estrutura de dados denominada Representação Nó-Profundidade (RNP) e seus operadores genéticos, este assunto também será abordado com mais detalhes neste Capítulo. A RNP e seus operadores genéticos já foram utilizados com sucesso, juntamente com AEMOs, para tratamento do problema de restabelecimento de energia em SDs de grande porte nas metodologias apresentadas em (MANSOUR et al., 2009) e (SANTOS et al., 2010). Em seguida mostrar-se-á como representar SDs a partir da RNP e também o uso de fluxo de carga com RNP.

4.1 Metodologia base

O MEAN++ (Algoritmo Evolutivo Multi-Tabelas, com Tabelas de pares de Manobras, Heurística e Priorização de Chaves Automáticas) (MARQUES, 2013) é utilizado como base para o desenvolvimento deste trabalho. Esta metodologia combina as principais características do MEAN (SANTOS et al., 2010) e MEAN-NDS (SANCHES et al., 2012). Todas as metodologias citadas anteriormente utilizam a RNP como estrutura de dados para armazenar e manipular computacionalmente os grafos que representam o SD em análise.

Assim como os métodos MEAN e MEAN-NDS, o MEAN++ é baseado na ideia de tabelas de subpopulações. Contudo, o MEAN++ utiliza uma nova rotina que prioriza a utilização de chaves automáticas para tratar o problema de restabelecimento de energia. Para tal procedimento, a metodologia base propôs uma modificação nos critérios que definem as soluções que serão armazenadas nas 5 (cinco) ultimas tabelas, conforme será mostrado a seguir.

Os três métodos citados acima possuem tabelas que armazenam os melhores indivíduos (configuração da rede) para: carregamento da rede, carregamento da subestação (ou dos transformadores das subestações), queda de tensão, perdas resistivas, função agregação e número de operações de manobra. A função agregação é uma equação que reuni as restrições operacionais e as perdas resistivas para cada configuração F gerada pelo código, como pode ser analisada na formulação abaixo:

$$f(F) = \gamma(F) e \omega_x X(F) + \omega_b B(F) + \omega_v V(F), \quad (4.0)$$

em que:

- F é a floresta de grafo correspondente a uma configuração do sistema;
- $\gamma(F)$ são as perdas resistivas totais, em p.u., na configuração F ;
- $X(F)$ é o maior valor de carregamento da rede na configuração F ;
- $B(F)$ é o maior valor de carregamento da subestação na configuração F ;
- $V(F)$ é a maior queda de tensão da configuração F ;
- ω_x , ω_b e ω_v são os pesos definidos em função do valor das restrições operacionais, conforme apresentado na seção 2.3.

Após a isolamento do setor em falta e a reconexão das cargas fora de serviço, a geração de novos indivíduos é feita pela aplicação dos operadores da RNP. A seleção e reprodução ocorrem de acordo com os seguintes passos:

- i. escolha randômica de uma tabela de subpopulação P^* ;
- ii. escolha randômica de um indivíduo F^0 dentro da tabela P^* ;
- iii. aplicação de um dos operadores da RNP para gerar um novo indivíduo F a partir do indivíduo F^0 ;
- iv. avaliação do novo indivíduo F por meio de um fluxo de potência de varredura direta/inversa, com RNP, do tipo soma de corrente (este fluxo de potência é apresentado com detalhes nas próximas seções). O indivíduo F será então inserido em uma tabela de subpopulação se esta não estiver cheia ou se F for melhor que o pior indivíduo presente na tabela, substituindo-o.

Este procedimento é realizado até que seja atingido o número máximo de soluções geradas (G_{max}), sendo este um parâmetro requerido pelo código. O MEAN++ requer também a definição dos seguintes parâmetros: S_{pi} , que é o tamanho da tabela de subpopulação P_i , indicando quantos indivíduos podem ser armazenados em P_i ; e os pesos ω_x , ω_b e ω_v , penalizando as restrições operacionais na função agregação, lembrando que

estas restrições operacionais foram apresentadas na seção 1.3 do Capítulo 1 e também na formulação matemática no Capítulo 2.

As tabelas presentes no MEAN++ e as soluções que estas armazenam são as seguintes:

- P_1 – soluções com os menores valores de função agregação;
- P_2 – soluções com as menores perdas resistivas;
- P_3 – soluções com os menores valores de carregamento da rede;
- P_4 – soluções com os menores valores de carregamento da subestação;
- P_5 – soluções com os menores valores de queda máxima de tensão;
- P_{5+i} – soluções com os menores valores de perdas resistivas e com i pares de manobras após a isolamento da falta e reconexão das cargas sãs sem fornecimento, sendo $i = 1, \dots, 5$.

Para priorizar a operação de chaves automáticas, serão salvas nas tabelas P_{5+i} com $i = 1, \dots, 5$, somente soluções que possuem (após a isolamento da falta e a reconexão das cargas fora de serviço):

- P_6 – soluções com zero chaves não-automáticas alteradas, isto é, soluções que exigem manobras somente com chaves automáticas;
- P_7 – soluções de 1 até 4 chaves não-automáticas alteradas;
- P_8 – soluções de 5 até 8 chaves não-automáticas alteradas;
- P_9 – soluções de 9 até 12 chaves não-automáticas alteradas;
- P_{10} – soluções de 13 até 16 chaves não-automáticas alteradas.

Após o MEAN++ atingir o número máximo de soluções geradas, existe uma rotina que escolhe uma única solução factível (que são capazes de satisfazer todas as restrições do problema) dentre todas as soluções armazenadas nas tabelas. Vale destacar, que as outras metodologias, MEAN e MEAN-NDS, fornecem ao término do seu processo evolutivo, não uma solução, mas, um conjunto de soluções, que são os indivíduos que formam as subpopulações armazenadas nas tabelas. Além disso, essas soluções não são todas necessariamente factíveis.

No MEAN++, o processo de escolha de uma solução final inicia-se pela verificação da factibilidade das soluções presentes nas tabelas ao final do processo evolutivo. Assim, após o MEAN++ atingir o seu critério de parada, as subpopulações armazenadas nas tabelas P_6 , P_7 , P_8 , P_9 e P_{10} , inicialmente são verificadas, e somente as soluções factíveis presentes nas mesmas são extraídas e salvas em um vetor auxiliar. Este vetor tem por

finalidade reunir uma subpopulação formada exclusivamente por soluções factíveis, que serão posteriormente, analisadas a fim de que seja extraída desta subpopulação factível a solução final.

Finalmente, estas soluções são analisadas a fim de que seja extraída desta subpopulação factível uma solução final, que será definida como aquela com menor número de operações de chaveamento. Sendo que esta solução corresponde a uma topologia de alguma geração do processo evolutivo, sendo esta geração armazenada em uma variável chamada “*ind_sol*” – indivíduo (topologia do SD) da melhor solução factível encontrada.

Apesar de o MEAN++ priorizar o uso de chaves automáticas para o problema de restabelecimento de energia, ele ainda não apresenta ao operador uma solução que faça uso apenas de chaves automáticas para isolar o trecho em falta e restabelecer energia para os setores sãos, que possa ser caracterizada como uma resposta em tempo real. Isto ocorre porque essa metodologia permite a utilização de chaves não-automáticas tanto para isolar o setor em falta como também para restabelecer energia para os setores sãos que foram desligados. Dessa forma, para implementar os planos de restabelecimentos obtidos pela metodologia MEAN++, torna-se necessário o deslocamento de equipes de campo para manobrar as chaves, o que atrasa muito o processo de restabelecimento.

Pensando nisso, uma nova metodologia foi proposta, com o intuito de utilizar-se totalmente dos benefícios oferecidos pela automação das redes, podendo encontrar soluções para problemas de restabelecimento de energia que podem ser realmente caracterizadas como respostas em tempo real. Para isso, as manobras necessárias para isolar os setores em falta e restabelecer a energia em setores sãos devem ser exclusivamente realizadas por chaves seccionadoras automáticas, sendo que tal procedimento torna o processo muito mais rápido e eficiente.

Face ao exposto, esta nova metodologia proposta nesta dissertação de mestrado, denominada MEAN++ com Conversor de RNP, divide o processo de restabelecimento de energia em duas etapas, sendo que a primeira fornece uma solução que faz uso exclusivo de chaves automáticas. Esta nova metodologia é apresentada detalhadamente no próximo Capítulo, mas antes de apresentá-la, é importante entender o funcionamento básico da estrutura de dados RNP, que será bastante citada no próximo Capítulo.

4.2 Representação Nó-Profundidade

A RNP é uma estrutura de dados proposta por (DELBEM et al., 2004), que se baseia nos conceitos de caminho e profundidade do nó (ou vértice) em um grafo acíclico e conexo (árvore). Consiste basicamente de uma lista contendo os nós da árvore e suas respectivas profundidades, formando pares do tipo $(nx; px)$, onde nx é o nó da árvore e px a profundidade do nó. Vale lembrar que profundidade de um nó, em uma árvore de grafo, é a distância (número de nós existentes no caminho percorrido daquele nó ao nó raiz) do mesmo até o nó raiz, isto é, até o nó escolhido como referência para aquela árvore. A ordem em que os pares são dispostos na lista é importante.

Para implantação computacional da RNP uma alternativa interessante é a utilização de listas encadeadas. Esta lista é formada por uma matriz de dimensão $2 \times n$, sendo n o número de nós. Os pares n_x e p_x são armazenados na primeira e segunda linha, respectivamente, conforme ilustrado na Figura 4.1b. Para armazenar um nó e a respectiva profundidade na RNP, utiliza-se um algoritmo de busca em profundidade (CORMEN, 2002). Portanto, o processo se inicia a partir do nó raiz da árvore, produzindo uma lista contendo os respectivos nós e sua profundidade em uma sequência apropriada, enquanto um nó n_x é visitado.

Esta alternativa facilita tanto na construção de representações (tendo em vista a quantidade desconhecida de elementos que serão gerados), quanto na operação de corte (“poda”) e inclusão (“enxerto”) de elementos nas árvores de grafo armazenadas nas RNPs. Para representar uma floresta possuindo N_a árvores, teremos um conjunto de N_a RNPs. A codificação de uma floresta é composta pela união da codificação de todas as árvores da mesma, sendo que a estrutura de dados da floresta pode ser facilmente implementada utilizando ponteiros e matrizes, onde cada ponteiro indica os pares (n_x, p_x) , ou seja, nó e sua profundidade na árvore da floresta.

A Figura 4-1a ilustra um grafo (árvore) que possui nove nós. Posteriormente em 4.1b temos a correspondente RNP T deste grafo, assumindo o nó A como raiz.

T	nó										
	profundidade		A	C	E	D	I	F	G	B	H
			0	1	2	2	3	3	4	1	2

(b)

Figura 4-1: Exemplo de uma árvore com 9 nós e sua respectiva RNP

4.3 Operadores da RNP

Com o objetivo de facilitar a manipulação de uma floresta armazenada em RNPs, foram desenvolvidos dois operadores de reprodução, que podem ser considerados como operadores genéticos de mutação para os indivíduos representados através de RNPs. São eles: operador *PAO* (do inglês, *Preserve Ancestor Operator*) e operador *CAO* (do inglês, *Change Ancestor Operator*), por meio dos quais obtém-se uma floresta F' de um grafo G quando esses são aplicados a outra floresta F de G . Ambos os operadores funcionam de forma similar, transferindo uma subárvore (árvore podada), a partir de uma árvore origem T_{de} , para uma árvore destino T_{para} .

Entretanto no operador *PAO* a raiz da sub-árvore podada será a raiz dessa sub-árvore em T_{para} , já o operador *CAO*, um novo nó (diferente da raiz) é escolhido para ser a nova raiz da sub-árvore em T_{para} (DELBEM et al., 2004).

O operador *PAO* requer a definição prévia de dois nós: o nó de poda p na árvore T_{de} , que indica a raiz da sub-árvore que será podada; e o nó adjacente a , que é o nó da árvore T_{para} , onde a sub-árvore será inserida. Além desses dois nós, o operador *CAO* requer ainda o nó r , que será a nova raiz da sub-árvore que será transferida.

4.3.1 Operador PAO

Considerando que a RNP foi desenvolvida utilizando listas encadeadas e que os nós p e a foram previamente determinados, podemos assumir que os índices de $p(i_p)$ e de $a(i_a)$ nos vetores T_{de} e T_{para} , respectivamente, também são conhecidos, conforme ilustrado na Figura 4-2.

Para ilustrar o funcionamento dos operadores, utiliza-se do grafo da Figura 2-2 (página 16), onde as árvores T_1 e T_3 foram selecionadas como as árvores T_{de} e T_{para} , respectivamente. Os nós p e a são, respectivamente, 11 e 17. O Operador PAO pode ser descrito pelos seguintes passos (ver Figura 4-2 a Figura 4-5):

1. Determinam-se as posições (i_p, i_l) dos índices na árvore T_{de} , correspondente à subárvore enraizada no nó p . Conhecido i_p , é necessário encontrar apenas i_l , que corresponde ao índice do último nó na sub-árvore que tem o nó p como raiz. O conjunto (i_p, i_l) correspondente ao nó p , em i_p , consecutivos nós x na segunda linha da matriz T_{de} , tal que, $i_x > i_p$ e $p_x > p_p$ (entre a linha circundada em vermelho na Figura 4-2, onde p_x é a profundidade do nó x e p_p é a profundidade do nó p);
2. Copiam-se os dados do conjunto (i_p, i_l) , da árvore T_{de} , em uma matriz temporária T_{tmp} (contendo os dados da sub-árvore que está sendo transferida); ver Figura 4-3. A profundidade do nó x , do conjunto (i_p, i_l) , é atualizada utilizando a seguinte equação: $p_x = p_x - p_p + p_a + 1$, onde p_x , p_p e p_a são profundidades dos nós x , p e a , respectivamente;
3. Constrói-se uma matriz T'_{de} , que possua os nós de T_{de} , sem os nós de T_{tmp} , ver Figura 4-4.
4. Cria-se matriz T'_{para} , contendo os nós de T_{para} e inserindo depois a matriz T_{tmp} na posição $i_a + 1$, ver Figura 4-5;
5. Atualiza-se a floresta, fazendo com que a estrutura de dados que antes apontava para T_{de} , e T_{para} , aponte agora para T'_{de} e T'_{para} , respectivamente.

Figura 4-2: T_{de} , T_{para} e suas respectivas RNPs.

Figura 4-3: T_{tmp} e sua respectiva RNP.

Figura 4-4: T'_{de} e sua respectiva RNP.

Figura 4-5: T'_{para} e sua respectiva RNP.

4.3.2 Operador CAO

Assim como o operador *PAO*, o *CAO* também produz uma floresta F' de um grafo G quando aplicado à outra floresta F de G . No entanto, transferindo uma subárvore de uma árvore T_{de} com uma nova raiz para outra árvore T_{para} da mesma floresta. A nova raiz pode ser qualquer nó da subárvore diferente da raiz original.

Como mencionado anteriormente, o operador *CAO* requer um conjunto de três nós: o nó poda p , o nó adjacente a e o novo nó raiz r . Os nós p e r pertencem à árvore T_{de} e o nó a pertence à T_{para} . As diferenças entre os operadores estão nos Passos 2 e 3 do procedimento do operador *PAO*, isto é, a formação da sub-árvore cortada e o armazenamento da mesma na matriz temporária T_{tmp} são diferentes.

Então podemos dividir o procedimento de cópia da sub-árvore para operador *CAO* em dois passos:

1. Este passo é similar ao Passo 2 do *PAO*, com diferença de que, no operador *CAO*, acrescenta-se o índice i_r , que será o índice da raiz da sub-árvore a ser transferida;
2. Consideram-se os nós de r até p de T_{de} , isto é $r_0, r_1, r_2, \dots, r_n$, onde $r_0 = r$ e $r_n = p$, como raízes de subárvores (ver os nós destacados na Figura 4-6). O algoritmo para o Passo 2 deve copiar a sub-árvore enraizada em r_i ($i = 1, 2, \dots, n$), sem a sub-árvore enraizada em r_{i-1} (Figura 4-7), e armazenar o resultado das sub-árvores na matriz temporária T_{tmp} (Figura 4-8). O operador *CAO* utilizará a matriz temporária, T_{tmp} para construir T'_{para} .

Em seguida, um exemplo aplicando o operador *CAO* é demonstrado. As árvores T_{de} e T_{para} são as mesmas utilizadas pelo operador *PAO* na seção anterior. Os nós p e r são 10 e 16 respectivamente. As profundidades na Figura 4-7 e Figura 4-8 são relativas ao sorteio do nó 17 como adjacente.

Figura 4-6: T_{de} e sua RNP.

Figura 4-7: Subárvores enraizadas nos nós do caminho de r e p .

Figura 4-8: RNP da subárvore podada.

Figura 4-9: T'_{de} e sua respectiva RNP. Figura 4-10: Árvore T'_{para} e sua RNP.

Entendido como é feito a representação e a manipulação de topologias de um sistema elétrico através da RNP, na próxima seção é apresentado uma maneira de obter as condições operacionais de um sistema elétrico, através de um fluxo de carga (ou fluxo de potência).

4.4 Fluxo de Carga para Sistemas de Distribuição Radiais

As condições operacionais de uma rede elétrica podem ser determinadas através de um fluxo de carga, que consiste em obter as tensões complexas nas barras e os fluxos de potência ativa e reativa em todas as linhas e transformadores de um SD.

Atualmente existem diversos métodos para a solução do problema de fluxo de carga, tais como Newton-Raphson, Desacoplado Rápido, e seus derivados. Entretanto esses métodos clássicos podem apresentar desempenho insatisfatório quando aplicados em SD, principalmente se tratando de Sistemas de Distribuição Radiais (SDRs) de grande porte. Isso ocorre devido às particularidades desses sistemas, tais como, baixa relação reatância/resistência dos parâmetros dos alimentadores, alto número de cargas distribuídas e trechos da rede com alta impedância associadas a trechos de baixa impedância. Essas características originam matrizes mal condicionadas, com milhares de linhas e colunas. Nesse sentido, os métodos convencionais exigem a fatoração dessas matrizes, resultando em um número de iterações muito grande, ocasionando para alguns casos, a não convergência do processo iterativo.

De modo a evitar esses tipos de problemas, os métodos de varredura direta/inversa, também conhecido como “*Forward/Backward Sweep*”(DAS; NAGI; KOTHARI, 1994), têm sido bastante empregados nos estudos de fluxo de carga, pois além de possuir simplicidade na implementação, este método têm se mostrado muito eficiente para tratar estes casos.

4.5 Métodos de Varredura Direta / Inversa

Os métodos de varredura direta/inversa recebem esse nome devido ao fato de apresentarem um processo iterativo que faz o percurso das barras extremas em direção à subestação e vice-versa. A Figura 4-11 representa um SD como uma árvore, cujo nó raiz corresponde à subestação. Inicialmente realiza-se a varredura inversa (*Backward*) que consiste em, partindo-se dos nós extremos (nós folhas) e usando uma estimativa inicial das tensões nodais, calculam-se as correntes ou fluxos de potência nas linhas até a subestação (nó raiz). A partir do resultado da injeção de corrente ou potência do nó raiz, e do valor conhecido da tensão nessa barra, procede-se a etapa de varredura direta

(*Forward*), que consiste em recalcular os valores de tensão das barras da rede até os nós extremos. Esse processo é repetido até que algum critério de convergência seja atendido.

Figura 4-11: Exemplo de SDR

Os métodos de varredura direta/inversa possuem muitas versões: método da soma de potência, soma de corrente, soma de impedância, entre outros. No entanto duas versões se destacam, e estas serão descritas nas subseções seguintes.

4.5.1 Método de Soma de Correntes

Este método proposto em (SHIRMOHAMMADI et al., 1988) foi desenvolvido para SDRs. Entretanto, o mesmo pode ser aplicado para SDs fracamente malhados. As Etapas para o cálculo de fluxo de carga por esse método são as seguintes:

1. Inicialmente especifica a tensão do nó raiz e assume como estimativa inicial tensão igual a 1 (um) p.u. com ângulo de 0 (zero) graus para todas as demais barras do SDR;
2. Cálculo da corrente nodal: Nessa etapa são calculadas as injeções de correntes em cada barra do sistema segundo, a Equação 4.1:

$$I_i^{(k)} = \left(\frac{S_i}{V_i^{(k-1)}} \right)^* - Y_i^{sh} V_i^{(k-1)}, i = 1, 2, \dots, n, \quad (4.1)$$

em que:

- $V_i^{(k-1)}$ é a tensão na barra i , calculada durante a iteração $(k - 1)$;
 - S_i é a injeção de potência complexa especificada na barra i ;
 - Y_i^{sh} é a soma de todos os elementos shunt da barra i ;
 - n é o número total de barras da representação radial do SD.
3. Etapa *Backward* (varredura inversa): esta etapa se inicia a partir das linhas conectadas às barras mais extremas do sistema (barras com maiores

profundidades) e movendo-se até as linhas conectadas à subestação, ou seja, ao nó raiz (com profundidade zero). Calcula-se então as correntes (C_L) na linha L , que liga uma barra N_2 à sua antecessora N_1 , conforme ilustrado na Figura 4-12, da seguinte forma:

$$C_L^{(k)} = -I_{N_2}^{(k)} + \sum (\text{Correntes nas linhas que saem do nó } N_2) \quad (4.2)$$

em que:

- $L = p, p - 1, \dots, 1;$
 - $I_{N_2}^{(k)}$ é a injeção no nó N_2 ;
 - p é o número de linhas que possui o sistema;
4. Etapa *Forward* (varredura Direta): nesta etapa atualizam-se as tensões complexas nas barras, iniciando pelas barras que estão conectadas ao nó raiz (subestação) e seguindo até as barras extremas. Por exemplo, para atualização da tensão na barra N_2 , utilizando a tensão na iteração k de N_1 e o fluxo de corrente na linha calculado no Passo 2, temos:

$$V_{N_2}^{(k)} = V_{N_1}^{(k)} - Z_L C_L^{(k)}, L = 1, 2, \dots, p, \quad (4.3)$$

em que Z_L é a impedância série da linha L .

5. Etapa de teste de convergência: os passos 2, 3 e 4 são repetidos até que seja alcançado o critério de convergência. Usualmente o critério adotado é o maior erro de potência ativa e reativa nas barras do sistema, tal que esse erro seja menor que uma tolerância ε previamente estabelecida. Assim, a potência complexa injetada na barra i , na iteração k , é calculada da seguinte forma:

$$S_i^{(k)} = V_i^{(k)} I_i^{(k)*} - Y_i |V_i^{(k)}|^2, i = 1, 2, \dots, n, \quad (4.4)$$

O erro de potência na barra i é calculado conforme a expressão 4.5.

$$\begin{aligned} \Delta P_i^{(k)} &= \text{Re} [S_i^{(k)} - S_i] \\ \Delta Q_i^{(k)} &= \text{Im} [S_i^{(k)} - S_i] \end{aligned}, \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (4.5)$$

Figura 4-12: Passo *Backward sweep*.

4.5.2 Método de Soma de Potência

O método de soma de potência (BARAN; WU, 1989); (CESPEDES, 1990) e (HAQUE, 1996) é o método mais difundido na literatura. Tal método é relativamente simples, do ponto de vista conceitual, e apresenta um desempenho eficiente na resolução de problemas de fluxo de carga em SDRs.

Para o cálculo dos fluxos de potência nos ramos da rede, adotam-se as equações para o cálculo de fluxos em rede radiais desenvolvidas e adaptas por (HAQUE, 1996). A Figura 4-13 ilustra duas barras (k e m), de um alimentador, ligadas por um ramo i que possui uma impedância Z_i .

Figura 4-13: Duas barras de um sistema genérico.

Na etapa *Backward* (Varredura Inversa) são utilizadas as seguintes equações de fluxo de carga:

$$P_i = P_i' + R_i \left(\frac{P_i'^2 + Q_i'^2}{V_m} \right) \quad (4.6)$$

$$Q_i = Q_i' + x_i \left(\frac{P_i'^2 + Q_i'^2}{V_m} \right) \quad (4.7)$$

em que,

- P_i é o fluxo de potência ativa que sai da barra k no ramo i ;
- Q_i é o fluxo de potência reativa que sai da barra k no ramo i ;
- P'_i é o fluxo de potência ativa que chega na barra m no ramo i ;
- Q'_i é o fluxo de potência reativa que chega na barra m no ramo i ;
- V_m tensão na barra m ;
- R_i resistência no ramo i ;
- x_i reatância no ramo i ;

Na etapa *Forward* (Varredura Direta), a equação 4.8 é utilizada para atualizar a magnitude das tensões nas barras. Já a equação 4.9, adaptado de (HAQUE, 1996), é utilizada para atualizar o ângulo das tensões nas barras.

$$V_m = \sqrt{V_k^2 - 2(P'_i \cdot R_i + Q'_i \cdot x_i) + \frac{(P_i'^2 \cdot R_i^2 + Q_i'^2 \cdot x_i^2)}{V_k^2}}, \text{ onde:} \quad (4.8)$$

$$\begin{aligned} \text{Se } \theta_k \neq 0 & \rightarrow \theta_m = \theta_k - \tan^{-1} \left(\frac{K_1}{K_2} \right) \\ \text{Se } \theta_k = 0 & \rightarrow \theta_m = -\tan^{-1} \left(\frac{K_1}{K_2} \right) \end{aligned} \quad (4.9)$$

em que,

- V_m tensão na barra m ;
- V_k tensão na barra k ;
- R_i resistência no ramo i ;
- x_i reatância no ramo i .
- $K_1 = \left(\frac{P'_i \cdot x_i - Q'_i \cdot R_i}{V_k} \right)$;
- $K_2 = V_k - \frac{(P'_i \cdot R_i + Q'_i \cdot x_i)}{V_k}$.

O algoritmo deste método para o cálculo do fluxo de carga é composto pelas seguintes Etapas:

1. Assumir que as tensões iniciais em todas as barras são iguais à tensão da subestação (nó raiz);
2. Etapa *Backward* (varredura Inversa): iniciando pelas barras extremas do sistema, calculam-se os fluxos de potência ativa e reativa para cada ramo utilizando as equações 4.6 e 4.7;

3. Etapa *Forward* (varredura Direta): partindo do nó raiz (subestação) calculam-se as atualizações da magnitude e do ângulo das tensões nas barras utilizando as equações 4.8 e 4.9;
4. Etapa de teste de convergência: verificar a variação da magnitude e da fase das tensões nodais obtidas na iteração atual na anterior. Se as diferenças forem maiores ou iguais a uma tolerância próxima de zero, o processo é repetido a partir da Etapa 2, caso contrário, encerram-se os cálculos.

4.6 Extensão da RNP para fluxo de carga

Como o método MEAN++ utilizado para o desenvolvimento deste trabalho faz-se uso da RNP, é necessário realizar uma modificação no fluxo de carga, para que o mesmo trabalhe com RNP. Vale ressaltar que em muitos trabalhos, as barras de carga de um setor são modeladas como se estivessem concentradas em um único ponto. Esse procedimento reduz o grau de confiabilidade dos resultados obtidos.

Para reproduzir com maior fidelidade os SDs, em (SANTOS, 2009) utiliza-se a RNP de dois níveis diferentes: a RNP do alimentador e a RNP do setor. Considere os 2 alimentadores mostrados na Figura 4-14. As barras em vermelho pertencem ao Alimentador 1, enquanto as barras em preto são do Alimentador 2. Na Figura 4-14 e na Figura 4-15, retângulos representam barras em uma subestação, círculos são barras do SD (barras de carga, extremidades de chaves, ponto de conexão de duas ou mais linhas), linhas cheias representam as linhas do SD, linhas tracejadas são chaves seccionadoras NF e a linha interrompida representa uma chave seccionadora NA.

Figura 4-14: SDR com dois alimentadores.

Ao agrupar as barras e linhas não separadas por chaves da Figura 4-14 (ver Figura 4-15), tem-se um grafo em que todas as arestas são chaves seccionadoras. Veja a Figura 4-16.

Figura 4-15: Agrupamento das linhas e barras em setores.

Figura 4-16: Grafo representando setores do SDR da Figura 4-15.

Portando a Figura 4-16 possui 2 RNPs, uma para o Alimentador 1 (em vermelho) e outra para o Alimentador 2 (em preto), denominadas RNP do alimentador. Nesta figura, todas as arestas são chaves seccionadoras, as arestas contínuas são chaves seccionadoras NF e a aresta tracejada é uma chave seccionadora NA. Assim, temos uma estrutura T1 que armazena o endereço de memória da RNP do Alimentador 1 e a estrutura T2 que armazena o endereço de memória da RNP do Alimentador 2:

$$T_1 = \begin{bmatrix} \text{Nó} \\ \text{Profundidade} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & B & C & D \\ 0 & 1 & 2 & 2 \end{bmatrix}$$

$$T_2 = \begin{bmatrix} \text{Nó} \\ \text{Profundidade} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E & F & G & H \\ 0 & 1 & 2 & 2 \end{bmatrix}$$

A partir da Figura 4-15, é possível também associar RNPs aos setores. Em outras palavras, cada trecho de linhas e barras não separadas por chaves podem ser analisados como uma árvore de grafo. Cada setor pode ter mais de um nó raiz, dependendo do sentido em que está sendo alimentado. Assim, pode haver mais de uma árvore representando cada setor. Para possibilitar a execução de um fluxo de carga de varredura em um SD armazenado em RNPs, acrescenta-se, a cada uma dessas árvores, o nó adjacente ao seu nó raiz. A figura 4-17 mostra o setor D da figura 4-15 com os seus respectivos nós adjacentes.

Figura 4-17: Árvore do setor D, com os nós adjacentes aos setores B e H.

A RNP do setor pode ser representada computacionalmente de forma semelhante a RNP do alimentador, onde as árvores foram armazenadas em estruturas denotadas por T_i . Para RNP do setor, denotar-se-á por B_{sr} , onde s representa o setor em análise e r refere-se ao setor pelo qual a energia chega ao setor s , setor pai. Para um mesmo setor s podem existir mais de uma RNP, conforme mostra na Figura 4-17, o fluxo de corrente pode chegar ao setor D por dois caminhos diferentes, através do setor B ou do setor H. Logo, pelo setor B, tem-se $B_{sr} = B_{DB}$ e para o setor H, tem-se $B_{sr} = B_{DH}$. As estruturas que armazenam as RNPs possíveis para o setor D são mostradas a seguir:

$$B_{D,B} = \begin{bmatrix} 6 & 7 & 8 & 9 & 10 \\ 0 & 1 & 2 & 2 & 3 \end{bmatrix}$$

$$B_{D,H} = \begin{bmatrix} 15 & 10 & 9 & 7 & 8 \\ 0 & 1 & 2 & 3 & 4 \end{bmatrix}$$

A análise da RNP do alimentador nos informa qual das configurações acima utilizar. Através da RNP do Alimentador 1, notamos que o setor D está conectado ao setor B. Portanto, no exemplo acima o r correto é o setor B, conforme RNP abaixo.

$$T_1 = \begin{bmatrix} \text{Nó} \\ \text{Profundidade} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{B} & \mathbf{C} & \mathbf{D} \\ 0 & 1 & 2 & 2 \end{bmatrix}$$

Deve-se observar que a determinação de todas as RNPs de cada setor pode ser executada por um procedimento *off-line*, deixando todos os cálculos prontos para serem utilizados pelo fluxo de carga *on-line*.

4.7 Fluxo de Carga de Varredura Direta/Inversa com RNP

Para analisar a factibilidade das soluções (ou configurações) geradas pelo AEMO que será empregado neste projeto, utilizar-se-á o método de fluxo de potência de Varredura Direta/Inversa soma de correntes, considerando as cargas modeladas como corrente constante. Isso tudo buscando minimizar o tempo de processamento necessário para analisar a factibilidade das soluções geradas.

Vale lembrar que a utilização da RNP facilita ainda mais a aplicação de um método de varredura Direta/Inversa tendo em vista que na RNP as barras já estão armazenadas segundo o MPF, necessário para execução de um método de varredura. As linhas da rede serão representadas por uma impedância constante Z_{mn} para cada linha entre as barras m e n .

O algoritmo de fluxo de carga de soma de correntes finaliza seu ciclo após a execução de 2 sub-rotinas: uma obtém as correntes a jusante por meio da varredura inversa (CORRENTES, ver Algoritmo 4), para todas as barras de um alimentador, e a outra utiliza as correntes a jusante para obter as tensões nas barras do mesmo alimentador utilizando a varredura direta (TENSÕES, ver Algoritmo 5). Com o modelo de corrente constante, a convergência é atingida em um único ciclo, diferindo de vários modelos usuais de varredura direta/inversa (SHIRMOHAMMADI et al., 1988) e (DAS; NAGI; KOTHARI, 1994).

Algoritmo 4: Subrotina CORRENTES.

```

1: for  $k \leftarrow |T|, |T| - 1, \dots, 1$  do
2:    $u \leftarrow T.prof(k) - 1$ 
3:    $s \leftarrow T.no(k)$ 
4:    $r \leftarrow T.no(u)$ 
5:   //A corrente jusante em todas as barras em  $T$  recebem zero
6:    $J(T) \leftarrow 0$ 
7:   while  $q \leftarrow |B_{sr}|, |B_{sr}| - 1, \dots, 1$  do
8:      $p \leftarrow B_{sr}.prof(q) - 1$ 
9:      $m \leftarrow B_{sr}.no(p)$ 
10:     $n \leftarrow B_{sr}.no(q)$ 
11:     $J(m) \leftarrow J(m) + J(n) + I(n)$ 
12:   end while
13: end for

```

A sub-rotina “**CORRENTES**” utiliza a varredura inversa, ou seja, parte dos nós terminais em direção do nó raiz (ver Algoritmo 4), ordem que está pré-determinada nas RNPs do alimentador e do setor. A carga de uma barra m é denominada I_m e a corrente à jusante dessa barra m é denominada J_m .

Algoritmo 5: *Subrotina TENSÕES.*

```

1: for  $k \leftarrow 1, 2, \dots, |T|$  do
2:    $u \leftarrow T.\text{prof}(k) - 1$ 
3:    $s \leftarrow T.\text{no}(k)$ 
4:    $r \leftarrow T.\text{no}(u)$ 
5:   //A tensão nas barras da subestação geralmente é 13.8 kV
6:    $B_{sr} \leftarrow V_{sub}$ 
7:   while  $q \leftarrow 1, 2, \dots, |B_{sr}|$  do
8:      $p \leftarrow B_{sr}.\text{prof}(q) - 1$ 
9:      $m \leftarrow B_{sr}.\text{no}(p)$ 
10:     $n \leftarrow B_{sr}.\text{no}(q)$ 
11:    //Calcular queda de tensão na rede entre as barras  $m$  e  $n$ 
12:     $\Delta V \leftarrow Z_{mn} * (J(n) + I(n))$ 
13:     $V(n) \leftarrow V(m) - \Delta V$  // tensão na barra  $n$ 
14:   end while
15: end for

```

A sub-rotina **TENSÕES** (ver Algoritmo 5) utiliza varredura direta, ou seja, do nó raiz em direção os nós terminais. Novamente, a ordem em que os nós serão visitados está pré-determinada nas RNPs do alimentador e do setor. O algoritmo **TENSÕES** depende das correntes à jusante de cada barra, que são obtidas pela sub-rotina **CORRENTES**. Com isso para obtenção das tensões em cada barra é necessário a corrente na barra I_n , a tensão a montante da barra n , V_m , e a impedância Z_{mn} entre as barras m e n .

Algoritmo 6: *Algoritmo Principal de Fluxo de Carga*

```

1: // Para cada estrutura  $T_i$  de  $F$ 
2: // Chama – se as sub – rotinas CORRENTES e TENSÕES
3: for  $i \leftarrow 1, 2, \dots, |F|$  do
4:   CORRENTES ( $F \rightarrow T_i$ )
5:   TENSÕES ( $F \rightarrow T_i$ )
6: end for

```

O Algoritmo 6 apresenta a rotina principal do fluxo de carga utilizando a RNP. Como os Operadores *PAO* e *CAO* modificam pares de árvores de uma floresta, para cada nova

floresta, apenas 2 alimentadores são alterados. Assim, as sub-rotinas **CORRENTES** e **TENSOES** são aplicadas somente a esses alimentadores, pois o fluxo de carga para os outros alimentadores não se alteram.

4.8 Considerações finais

Este Capítulo apresentou a metodologia utilizada como base para o desenvolvimento da proposta desta dissertação de mestrado, o MEAN++.

Também foi apresentado com mais detalhes uma estrutura de dados eficiente para armazenar e manipular grafos, a RNP. Em nosso contexto, essa representação armazena a configuração dos alimentadores de um SD, como pôde ser visto e analisado na Seção 4.3.

Juntamente com a RNP, descreveram-se dois operadores utilizados para modificar de maneira eficiente a topologia de um SD armazenado em RNPs. Tais operadores são capazes de gerar novas configurações sempre radiais, conexas e em pequeno tempo de processamento (SANTOS et al., 2010).

Foram apresentados alguns métodos para cálculo de fluxo de carga, são eles: método de varredura direta/inversa de soma de correntes, e método de varredura direta/inversa de soma de potência. Ressaltando que neste trabalho, o método utilizado para cálculo de fluxo de carga é o da soma de correntes, juntamente com o modelo de carga corrente constante, que é apresentado no Apêndice A.

Capítulo 5

Metodologia Proposta

Neste Capítulo é apresentada de forma detalhada a metodologia proposta para tratar o problema de restabelecimento de energia. A metodologia que foi desenvolvida é uma extensão do MEAN++, no sentido de a mesma possibilitar a obtenção de planos de restabelecimento de energia a partir exclusivamente de chaves automáticas.

A metodologia proposta, denominada MEAN++ com Conversor de RNP, trabalha em duas etapas, que são explicadas detalhadamente nas próximas seções através de um exemplo didático. Ressaltando que a parte fundamental desta metodologia é o Conversor de RNP, método desenvolvido para possibilitar o tratamento dos setores de um SD de duas maneiras distintas, uma considerando apenas as chaves seccionadoras telecomandadas (chaves automáticas), e outra considerando todas as chaves deste sistema, independentemente do seu tipo.

5.1 Desenvolvimento do metodologia

Para elaboração da metodologia, a título de explicação e exemplificação, este Capítulo utiliza o SD apresentado em (KAGAN, 1999), Figura 5.1. Este SD possui 3 subestações, 8 alimentadores, 86 barras, 28 chaves seccionadoras e tensão primária de 13,8kV. Para tornar viável a explicação da metodologia, foram alocadas chaves seccionadoras telecomandadas nesse SD, sendo das 28 chaves seccionadoras, 13 serão consideradas automáticas e 15 não-automáticas.

Como visto no Capítulo 2, seção 2.2.2, um SD pode ser representado através de grafos, aglomerando blocos de carga do SD a fim de formar os setores. E para o desenvolvimento desta metodologia, são utilizadas duas definições diferentes para tratar os setores do SD.

Legenda:	
●	Barras de carga
—	Linhas do SD
—■—	Chave seccionadora NF
—□—	Chave seccionadora NA
—■— (com onda)	Chave seccionadora NF Automática
—□— (com onda)	Chave seccionadora NA Automática
Ⓢ	Subestação

Figura 5-1: Sistema de Distribuição 86 barras (Kagan, 1999).

Após a ocorrência de uma ou múltiplas faltas permanentes em um SD, a metodologia proposta trabalha em duas etapas, sendo assim, existe a necessidade de modelar os setores do SD de duas maneiras distintas. Na primeira etapa, o MEAN++ com Conversor de RNP é considerando a existência apenas das chaves automáticas do SD, neste caso, os setores são formados por um conjunto de barras, linhas e chaves não

automáticas, ou seja, o que defini os limites desses setores são as chaves automáticas. Sendo assim, a partir de agora, esses setores serão chamados “setores automáticos”, e o grafo de setores que considera apenas as chaves automáticas é definido como “Modelagem Automática do SD”.

Na segunda etapa, o MEAN++ com Conversor de RNP é executado utilizando todas as chaves existentes no sistema, tanto as chaves automáticas quanto as não-automáticas, como já é feito tradicionalmente pelo código utilizado como base para o desenvolvimento desta metodologia. Assim, esta etapa utiliza a definição convencional de setores, ou seja, conjuntos de barras e linhas do SD limitados por qualquer chave seccionadora (automáticas ou não). Vale ressaltar que esses setores convencionais estão dentro dos setores automáticos, como se fossem subsetores. Para diferenciá-los da outra definição de setores, evitando confusões entre estes, a partir de agora, esses setores serão chamados “setores convencionais”, e o grafo de setores que representa os setores convencionais é definido como “Modelagem Completa do SD”.

Portanto, o MEAN++ com Conversor de RNP será executado em dois momentos sucessivos, em que a modelagem do SD será tratada de duas maneiras distintas em cada momento. Apresenta-se, a seguir, a ilustração dos dois modelos na forma de grafos, que representam os setores do SD da Figura 5-1. As arestas contínuas são chaves NF e as arestas tracejadas são chaves NA.

A Figura 5-2a corresponde à topologia inicial da Modelagem Automática, no qual todas as arestas são chaves automáticas. Este modelo possui 8 Alimentadores, 18 setores e 13 chaves seccionadoras. A Figura 5-2b corresponde à topologia inicial da Modelagem Completa, todas as arestas são chaves seccionadoras, no entanto, as automáticas possuem a letra “A”. Este modelo possui 8 Alimentadores, 23 setores, 13 chaves automáticas e 15 não-automáticas.

1	2	5	6
0	1	2	2
15	4		
0	1		
14	3		
0	1		
17	8		
0	1		
7	9		
0	1		
16	10		
0	1		
11	12		
0	1		
18	13		
0	1		

(a) Topologia inicial da Modelagem Automática e suas respectivas RNPs.

1	2	6	9	7	8	10
0	1	2	3	2	2	3
20	4	5				
0	1	2				
19	3					
0	1					
22	12					
0	1					
11	13					
0	1					
21	14					
0	1					
15	16					
0	1					
23	17	18				
0	1	2				

(b) Topologia inicial da Modelagem Completa e suas respectivas RNPs.

Figura 5-2: Grafo de setores do SD apresentado em (Kagan, 1999).

5.2 Etapas do problema de restabelecimento

No Capítulo 1, seção 1.3.1, as etapas do problema a ser tratado foram apresentadas de forma sucinta. Para tornar mais claro o entendimento da proposta, estas etapas são novamente abordadas, agora de uma forma mais detalhada, na qual, são explicadas utilizando o SD didático que foi apresentado na seção anterior.

Para explicar o método, durante todo este capítulo será considerada uma falta permanente na linha do SD entre as barras 4 e 7 (em destaque na Figura 5-1). Após a ocorrência desta falta permanente e atuação do sistema de proteção, a metodologia proposta deve atender as etapas do processo de restabelecimento de energia descritas a seguir.

5.2.1 Etapa 1

A Etapa 1 deve elaborar um plano de restabelecimento para as “partes sãs” do sistema, após o isolamento completo do(s) setor(es) em falta, que é feito apenas por chaves automáticas. As partes sãs do SD são trechos da rede que não possuem defeito (falta permanente) algum, mas que ocasionalmente ficaram desligadas devido à isolação do setor em falta. O plano que é elaborado para restabelecimento, assim como a isolação das partes sãs, devem necessariamente utilizar apenas chaves seccionadoras automáticas, usando informações de equipamentos automáticos (sistema de proteção, chaves automáticas e suas localizações), e da topologia da rede. Portanto, esta etapa utiliza a definição de setores automáticos, que são representados pela Modelagem Automática do SD.

Desta forma, como pode ser observado na Figura 5-3a, a Etapa 1 isola o setor automático 2 em falta, e elabora um plano de restabelecimento para os setores automáticos sem falta 5 e 6, que não possuem defeito algum, mas ficaram sem energia devido à isolação do setor em falta. No caso em análise, a possibilidade encontrada é reconectar os setores 5 e 6 respectivamente nos setores 13 e 10, ambos sendo realimentados por alimentadores diferentes do alimentador do setor em falta, como pode ser visto na Figura 5-3b.

Figura 5-3: Isolação do setor em falta e Restabelecimento de Energia utilizando apenas chaves automáticas.

5.2.2 Etapa 2

Esta etapa consiste na inspeção do setor automático isolado na etapa anterior, elaborando um novo plano de restabelecimento a partir da solução obtida na Etapa 1. Esta inspeção é necessária, pois quando se utiliza a Modelagem Automática, em que apenas as chaves automáticas são utilizadas, pode ocorrer à isolamento de “grandes setores” – que são setores com grande quantidade de barras de carga, linhas e chaves não-automáticas, como o setor automático 2 (Figura 5-4). Isso ocorre principalmente quando o SD possui poucas chaves automáticas. Portanto, esta inspeção tem por finalidade identificar se existem, dentro deste “grande setor” em falta, partes sãs que podem ser restabelecidas utilizando para isso chaves automáticas e/ou não-automáticas.

A Figura 5-4 mostra o SD depois de finalizada a Etapa 1. O setor automático 2, que foi isolado, é todo o trecho destacado em vermelho. Observe que dentro deste trecho existem trechos sãos (setores convencionais 6 e 7) que podem ter a energia restabelecida. Para realizar este procedimento, vale ressaltar que a Etapa 2 deve utilizar qualquer tipo de chave seccionadora (automática e/ou não-automática) para fazer a reconfiguração da rede. Portanto, esta etapa utiliza a definição de setores convencionais, que são representados pela Modelagem Completa.

Figura 5-4: Depois da execução da Etapa 1.

Como pode ser observado na Figura 5-4, os setores convencionais 2, 6 e 7 são na verdade subsetores do setor automático 2. Portanto existe uma importante relação entre setores automáticos e setores convencionais, que será detalhada na próxima seção.

Agora em forma de setores, a Figura 5-5 mostra o grafo dos setores convencionais que são correspondentes aos setores automáticos, depois de finalizada a Etapa 1. É importante ressaltar que existe a necessidade de um *link* entre as Etapas 1 e 2, pois essas etapas trabalham com o sistema representado de forma diferente, isto é, através de definições distintas de setores. Esta seção considerou já realizada a conversão da Modelagem Automática para a Modelagem Completa. O *link* mencionado foi nomeado “Conversor de RNP”, e será explicado detalhadamente na seção 5.3.

Figura 5-5: Modelagem Completa atualizada (corresponde a topologia final da Etapa 1).

A Etapa 2 deve identificar se existe possibilidade de restabelecer energia em subsetores (setores convencionais) do setor automático 2, que está isolado. Analisando a Figura 5-5 nota-se que os setores convencionais 6 e 7 podem ser isolados do setor em falta 2, e reconectados em outros alimentadores, Figura 5-6.

Figura 5-6: Topologia final, depois de finalizado as Etapas 1 e 2.

Como mencionado no início deste capítulo, o estudo de caso apresentado considera a ocorrência de uma falta permanente em uma barra localizada no setor automático 2.

Coincidentemente esta barra em falta está no setor convencional 2, como mostra a Figura 5-4. Ressalta-se ser uma mera coincidência, não necessariamente uma barra em falta que está no setor automático x , também estará no setor convencional x . Para isso, existe uma rotina no código que encontra o setor automático em falta que corresponde ao setor convencional em falta.

Depois de concluído as duas etapas, percebe-se que o trecho em falta isolado foi o menor possível, e com a grande vantagem de que em um primeiro instante (Etapa 1) o MEAN++ com Conversor de RNP isola a falta e restabelece as partes sãs utilizando somente chaves automáticas, não necessitando de equipes em campo para realizar as manobras, este procedimento otimiza muito o processo de restabelecimento, deixando-o muito mais rápido do que o convencional, podendo caracterizar esta solução como sendo em tempo real. Outra grande vantagem é que depois da primeira etapa, em que o problema é resolvido de forma emergencial, o MEAN++ com Conversor de RNP é executado novamente com o objetivo de isolar a menor parte possível do “grande setor” em falta, não prejudicando, assim, os subsetores sem defeito que foram isolados emergencialmente.

De acordo com as informações das concessionárias de energia do Brasil, a quantidade de chaves automáticas alocadas nos SDs ainda são poucas em relação às chaves não-automáticas, podendo existir a possibilidade de a Etapa 1 não encontrar nenhuma solução factível para resolver o problema. Caso isso ocorra, a metodologia executaria a Etapa 2, a fim de encontrar uma solução factível considerando todas as chaves do SD.

5.2.3 Possibilidade de a Etapa 1 não encontrar uma solução factível

Em situações reais, as concessionárias de energia podem se deparar com SDs com pouquíssimas chaves automáticas, tornando impossível encontrar uma solução factível para resolver o problema utilizando apenas chaves automáticas (Etapa 1). Para exemplificar este caso, considera-se agora que as chaves entre as barras de carga (48-69) e (52-85) não sejam chaves automáticas, mas sim chaves não-automáticas.

Analisando o sistema para a Etapa 1, Figura 5-7, percebe-se que quando o setor em falta é isolado, todos os setores à jusante também ficam isolados, não existindo nenhuma

possibilidade de restabelecimento de energia nos setores sãos (setores automáticos 5 e 6) utilizando apenas chaves automáticas.

Figura 5-7: Impossibilidade de a Etapa 1 encontrar uma solução factível.

Quando isso ocorre, a Etapas 1 é abortada, e executa a Etapa 2 com a Modelagem Completa a fim de encontrar uma solução factível, Figura 5-8. Agora considerando todas as chaves do SD, nota-se que existem possibilidades de reconfiguração da rede, isolando apenas o setor em falta, e restabelecendo a energia nos setores sãos.

É importante destacar que com o advento das novas tecnologias para o Sistema Elétrico de Potência, como por exemplo as redes inteligentes (*smart grid*), este problema se tornará cada vez menos frequente, na medida em que as concessionárias de energia estão cada vez investindo mais na modernização de seus sistemas elétricos.

Figura 5-8: Sistema restabelecido apenas com a Etapa 2.

5.3 Conversor de RNP

Se for possível encontrar uma solução factível na Etapa 1, o MEAN++ com Conversor de RNP fornecerá uma solução que atende melhor as exigências estabelecidas para o problema em análise. Essa solução corresponde a uma topologia de alguma geração do processo evolutivo, sendo esta geração armazenada em uma variável chamada “*ind_sol*” – indivíduo (topologia do SD) da melhor solução factível encontrada. Observe que essa topologia é representada pela Modelagem Automática e será a topologia inicial para realização da Etapa 2. Porém, como essa última etapa trabalha com a topologia representada pela Modelagem Completa, torna-se necessário o desenvolvimento de um código que faça um *link* de uma modelagem para outra.

Dessa maneira, o Conversor de RNP tem a função de converter e atualizar as RNPs dos alimentadores do indivíduo “*ind_sol*”, da Modelagem Automática para a Modelagem Completa. A Figura 5-9 apresenta um fluxograma geral da metodologia proposta, mostrando corretamente onde se encaixa o Conversor de RNP, e antes de detalhá-lo, é importante destacar algumas ferramentas fundamentais deste código, que são descritas nas próximas seções.

Figura 5-9: Fluxograma geral da metodologia proposta.

5.3.1 Lista de relação de setores

Como visto nas seções anteriores, neste trabalho os setores são definidos de duas maneiras distintas, e existe uma relação de correspondência entre eles que torna possível a conversão de uma modelagem para outra. Esta relação é armazenada em uma lista, denominada “Lista de relação de setores”.

Todos os setores, automáticos e convencionais, possuem as informações das barras de carga que eles enlaçam, e através destas informações é possível relacionar setores convencionais com setores automáticos. Como exemplo, na Figura 5-4 nota-se que os setores convencionais 2, 6 e 7 juntos correspondem a mesma parte do SD que o setor automático 2. Portanto, os setores convencionais 2, 6 e 7 são uma espécie de "subsetores" do setor automático 2. A Tabela 5-1 mostra a Lista de Relação de Setores para este SD.

Tabela 5-1: Lista de Relação de Setores.

Setores automáticos	Setores convencionais correspondentes
1	1
2	2, 6, 7
3	3
4	4, 5
5	8, 10
6	9
7	11
8	12
9	13
10	14
11	15
12	16
13	17, 18
14	19
15	20
16	21
17	22
18	23

5.3.2 Matriz *pra*

A “Matriz *pra*” armazena o histórico de todas as alterações⁴ realizadas nas RNPs dos alimentadores durante todo o processo da Etapa 1. Lembrando que a configuração final (melhor solução) da Etapa 1, representada pela Modelagem Automática, será a configuração inicial da Etapa 2, representada pela Modelagem Completa. Portanto, esta matriz é responsável por dar as informações necessárias para atualizar as profundidades das RNPs dos alimentadores da topologia inicial da Modelagem Completa. Dessa forma, a configuração final da Etapa 1 (Modelagem Automática) corresponderá a configuração inicial da Etapa 2 (Modelagem Completa).

⁴ O termo “todas as alterações” refere-se às modificações que são realizadas na topologia inicial do SD durante os processos de isolar o(s) setor(es) em falta, restabelecer a energia nos setores sãos e também as alterações realizadas pelos Operadores *PAO* e *CAO* durante o processo evolutivo dos indivíduos.

Como explicado no Capítulo 4, as alterações que são realizadas nas RNPs dos alimentadores dependem das escolhas dos nós p (poda), r (raiz) e a (adjacente) de uma árvore (alimentador), no qual parte dessa árvore (subárvore) seja podada e transferida para uma árvore de destino, que seja diferente da árvore de origem. Sendo assim, a “Matriz *pra*” armazena todos esses nós p , r e a escolhidos em cada geração, ressaltando que estes nós correspondem aos setores automáticos, por isso, para diferenciá-los dos setores convencionais, estes terão uma nova nomenclatura, pa (poda – setor automático), ra (raiz – setor automático) e aa (adjacente– setor automático).

As colunas da “Matriz *pra*” armazenam respectivamente a geração atual do indivíduo, a geração predecessora⁵ a este indivíduo, e os nós pa , ra , aa . Os nós escolhidos para restabelecer a energia são armazenados nas primeiras linhas, e correspondem a geração 0 (zero). Por isso acontece de repetir a geração 0 (zero), podendo se repetir várias vezes, pois esta quantidade de repetições é proporcional a quantidade de setores a serem isolados e restabelecidos. Podendo também, existir a situação de não ter a geração 0 (zero) na Matriz *pra*, e isso significa que não existiu restabelecimento de energia, sendo o indivíduo da geração 0 (zero) o próprio indivíduo da configuração inicial, sem ter sofrido nenhuma alteração.

Nota-se que em todas as gerações 0 (zero), a geração predecessora também é 0 (zero), isso ocorre porque esse procedimento de restabelecimento não é um processo evolutivo, mas sim um procedimento de re-estruturação da rede. A partir da geração 1 (um) começa o processo evolutivo dos indivíduos, assim, os nós que são armazenados a partir da geração 1 (um) correspondem aos nós escolhidos pelos Operadores de mutação *PAO* e *CAO*.

A Tabela 5-2 mostra a “Matriz *pra*” para o exemplo em análise neste capítulo, que foi simulado para 1.500 gerações. No texto será mostrada apenas as 20 primeiras, por uma questão estrutural. Ressaltando que a quantidade de linhas da matriz depende da quantidade da gerações estipulada e também da quantidade de alterações necessárias para restabelecer a energia no SD em falta.

⁵ Geração predecessora corresponde à geração do indivíduo (topologia do SD) que deu origem ao respectivo indivíduo da geração atual. O processo evolutivo escolhe sempre aleatoriamente um indivíduo, e este sofre o processo de mutação (aplicação dos operadores da RNP), dando origem a um novo indivíduo. Assim, é importante saber a origem deste novo indivíduo gerado, tendo uma árvore genealógica de todos os indivíduos gerados.

Tabela 5-2: Matriz *pra*.

Geração	Geração predecessora	<i>pa</i>	<i>ra</i>	<i>aa</i>
0	0	5	5	13
0	0	6	6	10
1	0	4	4	13
2	1	4	4	15
3	2	4	4	13
4	2	4	4	13
5	2	4	4	13
6	1	13	4	15
7	2	4	4	13
8	0	13	13	4
9	3	13	4	15
10	0	4	4	13
11	1	4	4	15
12	2	13	13	4
13	2	4	4	13
14	6	13	13	18
15	1	4	4	15
16	2	4	4	13
17	9	13	13	18
18	14	4	4	13
19	2	4	4	13
20	14	4	4	13

5.3.3 Vetor de ancestralidade

O vetor de ancestralidade representa a árvore genealógica do indivíduo escolhido como a melhor solução para o problema – *ind_sol*. Para o exemplo em análise, suponha-se que o indivíduo da geração 18 tenha sido considerado a melhor solução factível do problema, portanto “*ind_sol* = 18”. Agora, é preciso saber quais são os indivíduos ancestrais a este, regredindo até chegar ao indivíduo inicial.

Este vetor é criado a partir da Matriz *pra*, analisando-a, identifica-se que o indivíduo da geração 18 tem como ancestral o indivíduo da geração 14, que por sua vez tem o indivíduo da geração 6 como ancestral, e assim por diante até chegar ao indivíduo da geração 1, que corresponde ao indivíduo que sofreu apenas as alterações do processo

de restabelecimento de energia. A Figura 5-10 mostra o vetor ancestral do indivíduo da geração 18.

$$\text{Vetor ancestral} = \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 1 & 6 & 14 & 18 \\ \hline \end{array}$$

Figura 5-10: Vetor ancestral.

5.3.4 Lista de adjacência

Esta é uma importante ferramenta também utilizada pelo Conversor de RNP, ressaltando que esta não foi criada exclusivamente para esta metodologia, diferentemente das ferramentas descritas anteriormente, esta lista também é utilizada pelos Operadores de RNP.

Tabela 5-3: Lista de adjacência dos setores convencionais (Modelagem Completa).

Nó	Nós adjacentes					
1	2					
2	1	3	4	6	7	8
3	2	6	12	19		
4	2	5	7	16	20	
5	4	17				
6	2	3	8	9	13	
7	2	4				
8	2	6	10			
9	6	10	14			
10	8	9	18			
11	13					
12	3	22				
13	6	11				
14	9	18	21			
15	16					
16	4	15				
17	5	18	23			
18	10	14	17			
19	3					
20	4					
21	14					
22	12					
23	17					

A lista de adjacência considera todas as conexões possíveis de cada nó, isto é, conexões referentes tanto à chaves abertas quanto fechadas, desta forma, não se altera de uma topologia para outra, isto considerando a mesma modelagem de setores. Ou seja, para esta metodologia existem duas listas de adjacência, uma para cada modelagem, mas no Conversor de RNP apenas a lista de adjacência da Modelagem Completa é utilizada.

5.3.5 Processo de Conversão da RNP

Visto as principais ferramentas utilizadas pelo Conversor de RNP, agora será explicado como se manipula estas informações para possibilitar o *link* entre as duas modelagens do SD. A topologia “*ind_sol* = 18” que será convertida da Modelagem Automática para Modelagem Completa é mostrada na figura 5-11.

Figura 5-11: Topologia “*ind_sol*” e suas RNP antes do Conversor de RNP.

É importante destacar que o Conversor de RNP inicializa-se com a topologia inicial da Modelagem Completa (Figura 5-2b), e faz uso deste modelo durante todo o processo. Portanto, não se utiliza como entrada de dados a topologia *ind_sol* da Modelagem Automática, mas sim, as informações de todas as alterações do processo evolutivo desta topologia, aplicando estas informações na topologia inicial da Modelagem Completa, até ficarem equivalentes.

Sendo assim, a Tabela 5-4 mostra a sequencia completa das alterações a serem realizadas na topologia inicial da Modelagem Completa. Ressaltando que o processo inicia-se obrigatoriamente pelas informações das linhas da geração 0 (zero) da Matriz *pra*, que foram as alterações necessárias para o restabelecimento da energia, depois o processo continua seguindo as informações das linhas correspondentes às gerações do vetor ancestral.

Tabela 5-4: Sequencia de alterações.

Geração	<i>pa</i>	<i>ra</i>	<i>aa</i>
0	5	5	13
0	6	6	10
1	4	4	13
6	13	4	15
14	13	13	18
18	4	4	13

Utilizando as informações da primeira linha da tabela acima, o processo de conversão e atualização das RNPs seguem os seguintes passos:

1. Selecionar os nós *pa*, *ra*, *aa* da linha em análise, neste caso são respectivamente os nós 5, 5, 13;
2. Encontrar os nós *p*, *r*, *a* (setores convencionais) correspondentes aos nós *pa*, *ra*, *aa* (setores automáticos), para isto se utiliza a lista de relação de setores (Tabela 5-1). Pode ocorrer de ter mais de uma opção para a escolha destes nós, então algumas lógicas devem ser feitas para escolha correta destes;
3. Escolha do nó *p*: tem-se duas opções, 8 ou 10, para identificar qual o *p* correto a seguinte verificação deve ser feita:
 - Verificar na RNP do alimentador da Modelagem Completa qual destes dois nós possui menor profundidade, como pode ser observado na figura 5-2b, as profundidades dos nós 8 e 10 são, respectivamente, 2 e 3, portanto $p = 8$;
4. Escolha dos nós *r* e *a*: a escolha destes nós ocorrem simultaneamente, pois estão inteiramente correlacionados. O nó *r* possui duas opções, podendo ser 8 ou 10. E o nó *a* também possui duas opções, podendo ser 17 ou 18. Para identificar quais são os nós corretos, as seguintes verificações devem ser realizadas:

- Inicia-se com o primeiro r das opções da lista de relação de setores, no caso ($r = 8$). Agora verifica se na lista de adjacência (Tabela 5-3) do setor ($r = 8$) possui algum setor a como seu adjacente, começando pelo primeiro das opções ($a = 17$) até o ultimo ($a = 18$), se encontrar um deles como adjacente, finaliza este processo, e então os nós r e a são definidos;
 - Se não encontrar para o primeiro r , como é o caso, tenta com o próximo, ($r = 10$), faz-se a mesma busca, mas agora na lista de adjacência do setor ($r = 10$), tentando encontrar um nó a adjacente ao nó r , dentre todas as opções de nós a ;
 - Repete esta busca para todas as opções de nós r , até encontrar o nó adjacente a correto. No exemplo em análise, ($a = 18$) está na lista de adjacência de ($r = 10$), sendo estes os nós corretos.
5. Depois de finalizado a busca correta dos nós p , r , a , aplica as devidas alterações nas RNPs da Modelagem Completa;

Os Passos 1-5 devem ser executados, de forma sequencial, para todas as linhas da Tabela 5-4. Após finalizar este algoritmo, a Tabela 5-5 mostra todos os nós p, r, a selecionados para a sequencia de alterações, e depois de todas as alterações finalizadas, a topologia da Modelagem Completa equivale à topologia *ind_sol* da Modelagem Automática, mas tratando de forma diferente os setores. As RNPs convertidas e atualizadas são mostradas na Figura 5-12.

Tabela 5-5: p , r , a selecionados para as alterações.

Geração	pa	ra	aa	p	r	a
0	5	5	13	8	10	18
0	6	6	10	9	9	14
1	4	4	13	4	5	17
6	13	4	15	17	4	20
14	13	13	18	17	17	23
18	4	4	13	4	5	17

foram desligadas devido a uma falta ou múltiplas faltas, utilizando para isto chaves automáticas e/ou não-automáticas.

Capítulo 6

Resultados Experimentais

Neste Capítulo são apresentados resultados de simulações computacionais para validação da metodologia proposta para restabelecimento de energia após a ocorrência de uma única falta e múltiplas faltas permanentes. As simulações foram realizadas no SD real da cidade de Londrina, Paraná, que é constituído de 30.156 barras, 17.460 chaves seccionadoras sendo 348 automáticas e 17.112 não-automáticas, 13 subestações e 64 Alimentadores.

Como visto, este SD dispõe de poucas chaves automáticas quando comparadas com as não-automáticas. Como apresentado no Capítulo anterior, tal situação ocasiona a formação de grandes blocos de carga separados apenas por chaves automáticas (setores automáticos), impossibilitando muitas vezes a transferência destes blocos entre alimentadores. De acordo com informações da concessionária que opera este sistema, (COPEL – Companhia Paranaense de Energia), este SD encontra em fase de modernização, com previsão de alocação de grande quantidade de chaves automáticas. Dessa forma, para possibilitar uma análise mais adequada da metodologia proposta, nas simulações realizadas foi considerada a existência de um número maior de chaves automáticas, a saber: 6.641 chaves automáticas e 10.819 chaves não-automáticas. Os setores são modelados de duas maneiras distintas, como explicado no Capítulo anterior, para modelagem automática o SD modificado (com a inserção de um número maior de chaves automáticas) possui 1.712 setores (definidos como setores automáticos), e para modelagem completa possui 2.724 setores (definidos como setores convencionais).

As simulações foram realizadas através de um computador com processador Core 2 Quad 2.4 GHz, 8 GB de memória RAM, Sistema Operacional Linux Ubuntu versão 12.04, e compilador de linguagem C gcc-4.4.

Com intuito de destacar as contribuições deste trabalho, realiza-se uma comparação entre a metodologia proposta nesta dissertação (MEAN++ com Conversor de

RNP) e a metodologia MEAN++, que foi utilizada como base para o desenvolvimento deste trabalho. A escolha do MEAN++ para efeito de comparação tem o objetivo de mostrar quão significativo torna-se a metodologia quando se utiliza uma extensão de código (Conversor de RNP) que permite trabalhar exclusivamente com chaves automáticas, que corresponde a Etapa 1, e depois com qualquer tipo de chave, automática ou não, que corresponde a Etapa 2.

Nos testes que serão apresentados, as duas metodologias são empregadas para obtenção de configurações radiais, que possibilitem tratar o problema de restabelecimento de energia para todas as cargas que não estão nos setores atingidos pelas faltas, respeitando todas as restrições operacionais (queda de tensão de no máximo 10% e carregamentos da rede e das subestações de no máximo 100%).

Uma informação importante, que já foi apresentada na seção 4.1 do Capítulo 4, é que a metodologia MEAN++ contém em sua implementação uma rotina que prioriza o uso de chaves automáticas, mas não as utilizam exclusivamente, como é feito na Etapa 1 da metodologia proposta. Mesmo com essa boa característica, os resultados que são apresentados a seguir mostram a superioridade da metodologia proposta nesta dissertação em tratar problemas de restabelecimento de energia.

6.1 Simulações para tratar o problema de Restabelecimento de Energia

As simulações foram realizadas considerando a ocorrência de faltas na saída dos maiores alimentadores do sistema, ocasionando a interrupção do fornecimento de energia para todos os consumidores desses alimentadores. O número de manobras de chaveamento que será apresentado nas próximas tabelas contabiliza as manobras necessárias para isolar o setor em falta e as manobras necessárias para restaurar a energia para todos os setores não atingidos pela falta, depois de o setor em falta ter sido isolado.

6.1.1 Simulações para falta única

Nas tabelas a seguir apresenta-se uma análise comparativa dos resultados obtidos através das duas metodologias, considerando uma falta única no mesmo setor para todas as simulações realizadas. Estes valores foram obtidos com base nos resultados de 50

simulações realizadas com as duas metodologias, e em todas as simulações foram consideradas 30.000 gerações.

Vale lembrar que em cada simulação realizada, as metodologias que estão sendo comparadas definem uma única solução final para tratar o problema em questão, conforme explicado na seção 4.1. Logo, os resultados aqui apresentados são baseados nas soluções finais que são encontradas em cada simulação.

Em todas as simulações realizadas, a metodologia proposta sempre encontrou a mesma solução final, e assim aconteceu com o MEAN++, em todas as simulações a solução final encontrada foi a mesma.

Os resultados apresentados na Tabela 6-1 mostra os resultados obtidos pela Etapa 1 da metodologia proposta em comparação com os resultados obtidos pelo MEAN++. Estes resultados referem-se aos valores de operações de manobras realizadas para isolar o setor em falta e restabelecer os setores sãos. A Tabela 6-2 faz a mesma comparação entre os resultados obtidos pela Etapa 2 da metodologia proposta e os resultados obtidos pelo MEAN++.

Analisando as tabelas abaixo, é possível verificar que os resultados da metodologia proposta possui algumas vantagens em relação à metodologia convencional, como o tempo de execução mostrado na Tabela 6-3, em que na Etapa 1 da metodologia proposta, chega-se a uma solução emergencial em média quase cinco vezes mais rápida que a metodologia convencional.

Tabela 6-1: Manobras totais realizadas para falta única, (Etapa 1 x MEAN++).

	MEAN++ Com Conversor de RNP (Etapa 1)		MEAN++	
Número de Manobras	Ch A*	Ch M*	Ch A*	Ch M*
Mínimo	3	0	1	2
Média	3	0	1	2
Máximo	3	0	1	2
Desvio Padrão	0	0	0	0

*Ch A = Operações com chaves Automáticas

*Ch M = Operações com chaves Manuais (não-automáticas)

Tabela 6-2: Manobras totais realizadas para falta única, (Etapa 2 x MEAN++).

	MEAN++ Com Conversor de RNP (Etapa 2)		MEAN++	
Número de Manobras	Ch A*	Ch M*	Ch A*	Ch M*
Mínimo	0	1	1	2
Média	0	1	1	2
Máximo	0	1	1	2
Desvio Padrão	0	0	0	0

*Ch A = Operações com chaves Automáticas

*Ch M = Operações com chaves Manuais (não-automáticas)

A Tabela 6-3 sintetiza os resultados das restrições operacionais obtidas pelas duas metodologias e também o tempo de processamento gasto por cada metodologia.

Tabela 6-3: Características operacionais da topologia do SD restabelecido (Falta única).

	Metodologia Proposta				MEAN++	
	Etapa 1		Etapa 2			
	Média	DP*	Média	DP*	Média	DP*
Perdas Ôhmicas [KW]	1062,08	0	1071,38	0	1042,09	0
Quedo de Tensão [%]	9,39	0	9,39	0	9,39	0
Carregamento da Rede [%]	88,54	0	88,54	0	88,54	0
Carregamento da Subestação [%]	46,15	0	48,77	0	48,77	0
Tempo de processamento (s)	7,42	0,31	36,46	5,32	34,92	5,31

*Desvio Padrão

Vale ainda destacar que a solução encontrada pela metodologia proposta não necessita de equipes em campo para realizar as manobras, pois todas as manobras são telecomandadas, caracterizando uma solução em tempo real. Por sua vez, o MEAN++

obtem uma única solução que necessita de duas manobras com chaves não-automáticas, exigindo equipes em campo para manobra-las, levando um tempo bastante considerável para esta execução.

6.1.2 Simulações para múltiplas faltas

Nesta seção, o desempenho das metodologias são avaliados para tratar o problema de restabelecimento de energia no caso de múltiplas faltas. O objetivo é verificar o desempenho da metodologia proposta para um problema mais complexo. Para isso, foram consideradas 5 faltas na saída de 5 alimentadores distintos do SD da cidade de Londrina.

Os valores obtidos com as 50 simulações realizadas com as duas metodologias, foram baseados nas soluções finais encontradas por cada uma. Em todas as simulações, a metodologia proposta sempre encontrou a mesma solução final para a situação de múltiplas faltas, e assim aconteceu com o MEAN++, em todas as simulações a solução final encontrada foi a mesma.

Analisando os resultados obtidos, para o caso de múltiplas faltas, ficam mais evidentes as vantagens da metodologia proposta. Em média, tem-se uma solução emergencial utilizando apenas as chaves automáticas (Etapa 1), exigindo um tempo de execução quase oito vezes menor que o tempo exigido pela metodologia convencional, como pode ser visto na Tabela 6-6. Esta mesma Tabela também mostra que ambas as metodologias respeitaram todas as restrições operacionais.

Tabela 6-4: Manobras totais realizadas para múltiplas faltas, (Etapa 1 x MEAN++).

	MEAN++ Com Conversor de RNP (Etapa 1)		MEAN++	
Número de Manobras	Ch A*	Ch M*	Ch A*	Ch M*
Mínimo	15	0	4	11
Média	15	0	4	11
Máximo	15	0	4	11
Desvio Padrão	0	0	0	0

*Ch A = Operações com chaves Automáticas

*Ch M = Operações com chaves Manuais (não-automáticas)

Tabela 6-5: Manobras totais realizadas para múltiplas faltas, (Etapa 2 x MEAN++).

	MEAN++ Com Conversor de RNP (Etapa 2)		MEAN++	
Número de Manobras	Ch A*	Ch M*	Ch A*	Ch M*
Mínimo	0	5	4	11
Média	0	5	4	11
Máximo	0	5	4	11
Desvio Padrão	0	0	0	0

*Ch A = Operações com chaves Automáticas

*Ch M = Operações com chaves Manuais (não-automáticas)

Tabela 6-6: Características operacionais da topologia do SD restabelecido (Múltiplas faltas).

	Metodologia Proposta				MEAN++	
	Etapa 1		Etapa 2			
	Média	DP*	Média	DP*	Média	DP*
Perdas Ôhmicas [KW]	1095,23	0	1104,53	0	1130,10	0
Quedo de Tensão [%]	9,39	0	9,39	0	9,39	0
Carregamento da Rede [%]	88,54	0	88,54	0	88,54	0
Carregamento da Subestação [%]	43,59	0	48,77	0	48,77	0
Tempo de processamento (s)	7,38	0,22	37,06	4,68	58,15	3,09

*Desvio Padrão

Destaca-se, mais uma vez, que as manobras exigidas pela metodologia proposta são realizadas por chaves telecomandadas, caracterizando uma resposta em tempo real. Enquanto os resultados obtidos pelo MEAN++ necessita de equipes técnicas em campo para executar as manobras das chaves não-automáticas, que no caso em análise são 11 manobras. Levando em conta as dificuldades encontradas pelas equipes se deslocarem

até as localizações exatas das 11 chaves a serem manobras, fica notável o quão eficiente se torna a solução obtida pela metodologia proposta.

6.2 Considerações finais

De uma forma geral, considerando todas as simulações apresentadas neste capítulo, pode-se concluir que a metodologia proposta, para tratar problemas de restabelecimento de energia, apresenta resultados tecnicamente mais eficientes que o MEAN++. Vale destacar que através da metodologia proposta é possível obter soluções factíveis para sistemas de grande porte, como apresentado nos resultados deste capítulo, para um SD de 30.156 barras.

Os resultados mostram que quando se utiliza um algoritmo (Conversor de RNP) que possibilita ao MEAN++ o tratamento dos setores do SD de duas formas distintas, melhora muito a eficiência do restabelecimento de energia. A primeira vantagem é que o tempo computacional para chegar a uma primeira solução é muito inferior ao tempo gasto exigido pelo MEAN++. A segunda vantagem é que esta solução apresentada pelo método proposto utiliza exclusivamente chaves automáticas, dispensando equipes em campo para realizar as manobras, podendo considerar esta solução como sendo em tempo real. Outra vantagem é que o MEAN++ com Conversor de RNP reconfigura novamente a rede a fim de encontrar mais cargas desligadas que não possuem falta, para isso utiliza-se qualquer chave, automática ou não, desta forma, a parte isolada do SD atingida pela falta é a menor possível, como é feito na metodologia tradicional, não perdendo assim esta boa característica.

Outra importante vantagem, é que no final da execução das duas metodologias, a quantidade de chaves manuais que devem ser manobras na metodologia proposta é bastante inferior que na metodologia convencional, como pôde ser analisado pelas tabelas apresentadas neste capítulo.

Capítulo 7

Conclusões e Perspectivas Futuras

7.1 Conclusões

Este Capítulo sintetiza os principais resultados obtidos e apresenta algumas considerações sobre as perspectivas futuras de pesquisa relativas a este trabalho. Tomando como base a metodologia MEAN++, foi apresentada uma extensão desta metodologia, que possibilita, num primeiro momento, a obtenção de planos de restabelecimento de energia considerando exclusivamente chaves automáticas. Em seguida, a fim de diminuir o número de consumidores afetados pela falta, a metodologia estendida possibilita ainda a obtenção de planos de restabelecimento fazendo uso de chaves automáticas e não automáticas.

Para possibilitar a extensão do MEAN++, foi desenvolvido um *link* entre as duas maneiras distintas de representar um SD, que é o Conversor de RNP, explicado na seção 5.3 do Capítulo 5. Essa ferramenta permite que a metodologia base deste trabalho encontre duas soluções sucessivas para o problema tratado. Mas é importante destacar, que antes de definir a utilização deste *link*, diversos estudos foram realizados e outras metodologias para tratar o problema de restabelecimento de energia utilizando exclusivamente chaves automáticas foram desenvolvidas e testadas durante as pesquisas, e dentre essas, o Conversor de RNP mostrou ser o mais eficiente e menos complexo, sendo bastante fácil adaptá-lo em outros AEMO, que fazem uso da RNP.

A metodologia proposta possibilita a utilização dos benefícios oferecidos pela automatização das redes, como as redes inteligentes (“*smat grids*”). Desta forma, esta nova metodologia apresentada se torna uma ferramenta importante para tratar os problemas de restabelecimento de energia em SD de grande porte (com milhares de barras, linhas e chaves), sem a exigência de simplificação alguma, seja na modelagem do problema seja na quantidade de equipamentos da rede elétrica a serem considerados.

Sistemas de Distribuição do mundo real possuem grande quantidade de barras e chaves, assim, técnicas que consigam lidar com modelagens complexas envolvendo a maior quantidade possível de componentes de um SD podem ser interessantes para obtenção de planos de restabelecimento de melhor qualidade, com respostas mais rápidas, e ainda apresentar soluções que caracterizam respostas em tempo real, utilizando os equipamentos telecomandados do sistema.

O uso da estrutura de dados RNP é base de desenvolvimento da metodologia proposta, uma vez que essa codificação e seus operadores geram exclusivamente configurações factíveis e possibilitam uma avaliação mais rápida das configurações geradas. Com isso, evitam-se rotinas para identificar e corrigir infactibilidades das configurações, que aumentam consideravelmente o tempo de processamento e estão presentes em várias abordagens encontradas na literatura.

A metodologia proposta foi avaliada utilizando o SD da cidade de Londrina, que possui 30.156 barras, 17.460 chaves seccionadoras, 13 subestações e 64 Alimentadores. Para avaliar a capacidade de a metodologia proposta gerar planos de restabelecimento utilizando apenas chaves automáticas, além das chaves automáticas já existentes nesse sistema, nas simulações computacionais realizadas foi considerada a existência de um número maior de chaves automáticas em relação à quantidade existente nesse sistema.

Os resultados obtidos com as simulações, apresentados no capítulo anterior, mostraram a superioridade da metodologia proposta em tratar os problemas de restabelecimento de energia, como o tempo de processamento, que é muito inferior à metodologia convencional, e assim apresenta uma solução emergencial que não necessita de equipes em campo para realizar manobras. E no final da execução das duas etapas, as soluções apresentam quantidades inferiores de manobras realizadas por chaves não-automáticas quando comparada com as soluções do MEAN++.

7.2 Perspectivas Futuras

Por fim, listam-se a seguir algumas perspectivas de trabalhos futuros:

1. Considerar outros aspectos práticos para o tratamento do problema de restabelecimento de energia, como a presença de geração distribuída e vários níveis de carregamento da rede;
2. A extensão desta metodologia para tratar também problemas de redução de perdas.

7.3 Publicações

7.3.1 Artigos Aceitos para Publicação

Borges, H. F.; Sanches, D. S.; Bozz, A. A. C.; Delbem, A. C. B.; London, J. B. A. “*Algoritmo Evolutivo com Representação Nó-Profundidade aplicado para Otimização do processo de Restabelecimento de Energia utilizando chaves automáticas*” In: XI Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente – SBAI 2013.

Bozz, A. A. C.; Vigliassi, M. P.; **Borges, H. F.**; London, J. B. A. “*Metodologia para Projeto de Sistemas de Medições Híbridos confiáveis para efeito de Estimação de Estado via Algoritmos Evolutivos e Matriz H_{Δ}^T* ” In: XI Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente – SBAI 2013.

7.3.2 Artigos Publicados

Sanches, D. S.; Marques, L. T.; **Borges, H. F.**; Delbem, A. C. B.; London, J. B. A. “*Análise Comparativa entre Algoritmos Evolutivos Multi-Objetivos Aplicados ao Problema de Redução de Perdas em Sistemas de Distribuição de Grande Porte*” In: XIX edição do Congresso Brasileiro de Automática - CBA 2012.

7.4 Participação em eventos científicos

1. III Escola Luso-Brasileira de Computação Evolutiva, Abril de 2012, ICMC/USP, São Carlos - SP;
2. IV Workshop da Pós-Graduação do Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação da EESC/USP, São Carlos - SP.
3. “Smart Distribution Systems”. Curso ministrado pelo Prof. Drº Koichi Nara, Presidente do Fukushima National College of Technology, Japão. EESC/USP, São Carlos – SP.

Capítulo 8

Referência Bibliográfica

Baran, M., & Wu, F. F. (1989). Optimal sizing of capacitors placed on a radial distribution system. *Power Delivery, IEEE Transactions on*, 4(1), 735–743.

Carreno, E. M., Romero, R., & Padilha-Feltrin, A. (2008). An Efficient Codification to Solve Distribution Network Reconfiguration for Loss Reduction Problem. *Power Systems, IEEE Transactionson*, 23(4), 1542–1551.

Carvalho, M. R. (2006). Estudo Comparativo de Fluxo de Potência para Sistemas de Distribuição Radial.

Cespedes, R. G. (1990). New method for the analysis of distribution networks. *Power Delivery, IEEE Transactionson*, 5(1), 391–396.

Cormen, T. H. Algoritmos: teoria e prática. [S.1]: Campus, 2002.

Das, D., Nagi, H. S., & Kothari, D. P. (1994). Novel method for solving radial distribution networks. *Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings-*, 141(4), 291–298.

De Jong, K. A. (2006). *Evolutionary computation: A unified approach*. Cambridge, MA: MIT Press.

Deb, K. (2001). *Multi-objective optimization using evolutionary algorithms*. New York.

Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., & Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, 6(2), 182–197.

Delbem, A. C. B., de Carvalho, A. C. P. L. F., & Bretas, N. G. (2005). Main chain representation for evolutionary algorithms applied to distribution system reconfiguration. *Power Systems, IEEE Transactionson*, 20(1), 425–436.

Delbem, A., de Carvalho, A., Policastro, C., Pinto, A., Honda, K., & Garcia, A. (2004). Node-Depth Encoding for Evolutionary Algorithms Applied to Network Design. In Kalyanmoy Deb (Ed.), (Vol. 3102, pp. 678–687). Springer Berlin / Heidelberg.

Fukuyama, Y., & Chiang, H.-D. (1995). A parallel genetic algorithm for service restoration in electric power distribution systems. *Fuzzy Systems, 1995. International Joint Conference of the Fourth IEEE International Conference on Fuzzy Systems and The Second International Fuzzy Engineering Symposium., Proceedings of 1995 IEEE International Conference on* (Vol. 1, pp. 275–282 vol.1).

Gabriel, P. H., & Delbem, A. C. B. (2008). *Fundamentos de Algoritmos Evolutivos*. USP.

Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning* (1st ed.). Boston, MA.

Gomes, F. V., Carneiro, S., Pereira, J. L. R., Vinagre, M. P., Garcia, P. A. N., & de Araujo, L. R. (2006). A New Distribution System Reconfiguration Approach Using Optimum Power Flow and Sensitivity Analysis for Loss Reduction. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 21(4), 1616–1623.

Gradshteyn, I. S., & Ryzhik, I. M. (2000). *Table of Integrals, Series, and Products* (6th ed.). San Diego, CA.

Haque, M. H. (1996). Efficient load flow method for distribution systems with radial or mesh configuration. *Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings-*, 143(1), 33–38.

Kagan, N. (1999). *Configuração de Redes de Distribuição através de Algoritmos Genéticos e Tomada de Decisão Fuzzy*.

Kagan, N., de Oliveira, C. C. C. B., & Robba, E. J. (2005). *Introdução aos sistemas de distribuição de energia elétrica*. EDGARD BLUCHER.

Lucchesi, C. L. (1979). *Introdução à Teoria dos Grafos*. Instituto de Matemática Pura e Aplicada.

Mansour, M. R., Santos, A. C., London, J. B., Delbem, A. C. B., & Bretas, N. G. (2009). Energy restoration in distribution systems using multi-objective evolutionary algorithm and an efficient data structure. *PowerTech, 2009 IEEE Bucharest* (pp. 1–7).

Mansour, M. R., Santos, A. C., London, J. B., Delbem, A. C. B., & Bretas, N. G. (2010). Node-depth Encoding and Evolutionary Algorithms applied to service restoration in distribution systems. *Power and Energy Society General Meeting*, 2010 IEEE.

Mantovani, J. R. S., Casari, F., & Romero, R. A. (2000). Reconfiguração de sistemas de distribuição radiais utilizando o critério de queda de tensão. *SBA Controle e Automação*, 11(03), 150–159.

Morelato, A. L., & Monticelli, A. (1989). Heuristic Search Approach to Distribution System Restoration. *Power Engineering Review*, IEEE, 9(10), 65–66.

Marques, L. T. (2013). Restabelecimento de Energia por Reconfiguração de Redes em Sistemas de Distribuição de Grande Porte com Priorização de Chaves, Consumidores e Definição de Sequência de Chaveamento. USP.

Prasad, P. V., Sivanagaraju, S., & Sreenivasulu, N. (2007). Network Reconfiguration for Load Balancing in Radial Distribution Systems Using Genetic Algorithm. *Electric Power Components and Systems*, 36(1), 63–72.

Sanches, D. S., Marques, L. T., Borges, H. F., Delbem, A. C. B., & London, J. B. A. (2012). Análise Comparativa entre Algoritmos Evolutivos Multi-Objetivos Aplicados ao Problema de Redução de Perdas em Sistemas de Distribuição de Grande Porte. *Congresso Brasileiro de Automática - CBA 2012*. (pp. 1–8).

Santos, A. C. (2009). Algoritmo Evolutivo Computacionalmente Eficente para Reconfiguração de Sistemas de Distribuição. USP.

Santos, A. C., Delbem, A., & Bretas, N. G. (2008). Energy restoration for large-scale distribution system using EA and a new data structure. *Power and Energy Society General Meeting - Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century*, 2008 IEEE (pp. 1–8).

Santos, A. C., Delbem, A. C. B., London, J. B. A., & Bretas, N. G. (2010). Node-Depth Encoding and Multiobjective Evolutionary Algorithm Applied to Large-Scale Distribution System Reconfiguration. *Power Systems*, IEEE Transactions on, 25(3), 1254–1265.

Shin, D.-J., Kim, J.-O., Kim, T.-K., Choo, J.-B., & Singh, C. (2004). Optimal service restoration and reconfiguration of network using Genetic-Tabu algorithm. *Electric Power Systems Research*, 71(2), 145–152.

Shirmohammadi, D., Hong, H. W., Semlyen, A., & Luo, G. X. (1988). A compensation-based power flow method for weakly meshed distribution and transmission networks. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 3(2), 753–762.

Siti, M. W., Nicolae, D. V., Jimoh, A. A., & Ukil, A. (2007). Reconfiguration and Load Balancing in the LV and MV Distribution Networks for Optimal Performance. *Power Delivery, IEEE Transactions on*, 22(4), 2534–2540.

Souza, B. A. (1995). Fluxo de potência em sistemas de distribuição. UFPB.

Ticona, W. G. C., & Delbem, A. C. B. (2008). Algoritmos evolutivos para otimização multi-objetivo. USP.

Zitzler, E., & Thiele, L. (1999). Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength Pareto approach. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, 3(4), 257–271.

Apêndice A

Modelagem da Carga

O princípio físico de funcionamento e a forma construtiva de cada equipamento elétrico definem seu comportamento em regime permanente senoidal perante variações do nível de tensão de fornecimento, ou seja, a potência elétrica absorvida por uma carga depende da sua natureza e pode variar em função da tensão a ela aplicada (KAGAN; DE OLIVEIRA; ROBBA, 2005). Assim, as cargas oferecem dificuldade para sua modelagem, onde cada conjunto de consumidores possuem diferentes características e nem sempre são previsíveis. Portanto, deve-se encarar a carga como uma representação esquemática na qual refere-se ao fato de serem variáveis e apresentarem duas componentes, potência ativa e reativa (CARVALHO, 2006).

No estudo de fluxo de potência, a modelagem da carga assume um papel importante nos resultados obtidos, possuindo influência decisiva na qualidade dos resultados, podendo conduzir a valores imprecisos com prejuízo significativo para o sistema elétrico, à medida que a representação das cargas não conduz a realidade do estado de regime permanente (SOUZA, 1995).

Qualquer carga é dependente da tensão aplicada e da frequência da tensão de suprimento. Entretanto, no contexto deste trabalho a modelagem da carga será realizada considerando apenas a sua dependência da tensão aplicada.

Existem vários modelos para representação do comportamento da carga em função da tensão aplicada, dentre os quais se destacam (KAGAN; DE OLIVEIRA; ROBBA, 2005)

- cargas de potência constante com a tensão;
- cargas de impedância constante com a tensão;
- cargas de corrente constante com a tensão.

Apresenta-se, a seguir, uma descrição sucinta de cada um desses modelos, sendo que, para melhor entendimento, considerar-se-á o sistema de duas barras apresentado na Figura 0-1.

Figura 0-1: Sistema de duas barras radial.

Carga de Potência Constante com a Tensão

De acordo com este modelo as potências ativa e reativa da carga não variam com a tensão de suprimento, ou seja, independentemente do valor da tensão de suprimento, os valores de potência são iguais aos valores nominais. Portanto, baseado no sistema da Figura 0-1, a potência absorvida por uma carga monofásica, com tensão nominal $\dot{V}_{Ni} = V_{Ni} \angle \theta_i$, dada pela expressão:

$$\dot{S}_{Ni} = S_{Ni} \angle \alpha_i = P_i + jQ_i \quad (0.1)$$

é constante para qualquer valor de tensão.

Por exemplo, aplicando uma tensão qualquer $\dot{V}_{i2} = V_{i2} \angle \theta_{i2}$ na carga i , o valor da corrente será:

$$\dot{I}_{i2} = \frac{\dot{S}_{Ni}^*}{\dot{V}_{i2}^*} = \frac{S_{Ni} \angle -\alpha_i}{V_{i2} \angle -\theta_{i2}} = \frac{S_{Ni}}{V_{i2}} \angle \theta_{i2} - \alpha_i \quad (0.2)$$

Observa-se que a potência absorvida $\dot{S}_{Ni}$ se mantém constante, e que a corrente absorvida é inversamente proporcional à tensão aplicada.

Para cargas trifásicas equilibradas o equacionamento é idêntico, desde que se considerem as grandezas envolvidas em por unidade.

Carga de Impedância Constante com a Tensão

O modelo da carga de impedância constante com a tensão possui característica de ter sua impedância invariante independentemente do valor da tensão aplicada, e é obtida a partir da potência ativa e reativa absorvida pela carga quando alimentada com tensão nominal ou de referência, potência absorvida pela carga i quando suprida por tensão nominal $\dot{V}_{Ni} = V_{Ni} \angle \theta_i$ (Equação 0.1), obtém para impedância:

$$\dot{Z}_{cons} = \frac{V_{Ni}^2}{\dot{S}_{Ni}^*} = \frac{V_{Ni}^2}{S_{Ni}} \angle \alpha_i = R + jX \quad (0.3)$$

Face ao exposto, aplicando uma tensão qualquer $\dot{V}_{i2} = V_{i2} \angle \theta_{i2}$ sobre carga i , o valor da potência absorvida será:

$$\dot{S}_{i2} = \dot{V}_{i2} \dot{I}^* = \dot{V}_{i2} \frac{\dot{V}_{i2}^*}{\dot{Z}_{cons}^*} = \frac{V_{i2}^2}{\frac{V_{Ni}^2}{\dot{S}_{Ni}}} = \left(\frac{V_{i2}}{V_{Ni}} \right)^2 \dot{S}_{Ni} \quad (0.4)$$

Observa-se que a impedância $\dot{Z}_{cons}$ se mantém constante, e que a potência absorvida pela carga varia quadraticamente com a tensão aplicada.

Carga de Corrente Constante com a Tensão

Este modelo engloba cargas que tem a característica de manter os valores da intensidade de corrente e do ângulo de defasagem invariantes, independentemente do valor da tensão aplicado. Observe que para este modelo, os valores da intensidade de corrente e do ângulo de defasagem são aqueles obtidos com a carga suprida por a tensão nominal. Assim, quando aplicado uma tensão nominal $\dot{V}_{Ni} = V_{Ni} \angle \theta_i$ sobre a carga i da Figura 0-1, temos:

Portanto, a corrente absorvida pela carga quando aplicado a tensão nominal é:

$$\dot{I}_{Ni} = \frac{\dot{S}_{Ni}^*}{\dot{V}_{Ni}^*} = \frac{S_{Ni} \angle -\alpha_i}{V_{Ni} \angle -\theta_i} = \frac{S_{Ni}}{V_{Ni}} \angle \theta_i - \alpha_i = I_{Ni} \angle \theta_i - \alpha_i \quad (0.5)$$

Agora, quando aplica-se uma tensão $\dot{V}_{i2} = V_{i2} \angle \theta_{i2}$ qualquer sobre carga i , o valor da corrente será:

$$\dot{I}_{i2} = I_{Ni} \angle \theta_{i2} - \alpha_i \quad (0.6)$$

ou seja, o modulo da corrente I_{Ni} e o ângulo de defasagem α_i permanecem constantes, e a potência absorvida será dada por:

$$\begin{aligned} \dot{S}_{i2} &= \dot{V}_{i2} \dot{I}_{i2}^* = V_{i2} \angle \theta_{i2} I_{Ni} \angle -(\theta_{i2} - \alpha_i) \\ \dot{S}_{i2} &= V_{i2} I_{Ni} \angle \alpha_i \\ \dot{S}_{i2} &= \frac{V_{i2}}{V_{Ni}} \dot{S}_{Ni} \end{aligned} \quad (0.7)$$

ou seja, a potência absorvida pela carga varia linearmente com a tensão aplicada.

Quando o estudo de fluxo de carga é realizado assumindo-se carga modelada por corrente constante com a tensão, o processo de solução torna-se direto, isto é, sem

iteração. Isto ocorre quando se despreza a rotação de fase da tensão, que permite o cálculo da queda de tensão, nos trechos dos alimentadores, através de números reais.

O fluxo de carga assumindo-se carga modelada por corrente constante com a tensão será iterativo quando se considera a rotação de fase da tensão. Nessa situação, realiza-se o cálculo da queda de tensão, nos trechos dos alimentadores, através de números complexos (representação complexa da rede). Importa destacar que estudos demonstram que os resultados obtidos através da solução direta, que se baseia em aproximações, estão muito próximos aos valores exatos.