

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE SISTEMAS

**Estratégias para Redução de Perdas Técnicas
e Melhoria nas Condições de Operação de
Redes de Distribuição de Energia Elétrica**

José Federico Vizcaino González

Tese apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, UNICAMP, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica. Área de Concentração: Energia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Christiano Lyra Filho.
Co-Orientador: Dr. Celso Cavellucci.

Campinas, SP
2011

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA - BAE - UNICAMP

V839e Vizcaino González, José Federico
Estratégias para redução de perdas técnicas e melhoria nas condições de operação de redes de distribuição de energia elétrica. / José Federico Vizcaino González. – Campinas, SP: [s.n.], 2011.

Orientadores: Christiano Lyra Filho, Celso Cavellucci.

Tese de Doutorado - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.

1. Sistemas de energia elétrica. 2. Otimização combinatória. 3. Programação dinâmica 4. Computação evolutiva.
I. Lyra Filho, Christiano. II. Cavellucci, Celso. III. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. IV. Título

Título em Inglês: Strategies for technical losses reduction and improvements on operational conditions of power distribution networks
Palavras-chave em Inglês: Power distribution systems, Combinatorial optimization, Dynamic programming, Evolutionary computation
Área de concentração: Energia Elétrica
Titulação: Doutor em Engenharia Elétrica
Banca Examinadora: Nelson Maculan Filho, Alysson Machado Costa, Hermano de Medeiros Ferreira Tavares, Fernando José Von Zuben
Data da defesa: 22/02/2011
Programa de Pós Graduação: Engenharia Elétrica

COMISSÃO JULGADORA - TESE DE DOUTORADO

Candidato: José Federico Vizcaino González

Data da Defesa: 22 de fevereiro de 2011

Título da Tese: "Estratégias para redução de perdas técnicas e melhoria nas condições de operação de redes de distribuição de energia elétrica"

Prof. Dr. Christiano Lyra Filho (Presidente):

Prof. Dr. Alysson Machado Costa:

Prof. Dr. Nelson Maculan Filho:

Prof. Dr. Fernando José Von Zuben:

Prof. Dr. Hermano de Medeiros Ferreira Tavares:

Este trabalho teve o suporte financeiro do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq)

Resumo

O trabalho desenvolve alternativas de otimização combinatória para a redução de perdas técnicas e melhoria das condições de operação de sistemas de distribuição de energia elétrica. Sua principal contribuição é na área de redução dos fluxos de reativos através da instalação e controle de bancos de capacitores. Duas alternativas de otimização são desenvolvidas. A primeira, propõe um algoritmo genético híbrido com buscas locais nas representações fenotípicas e genotípicas das soluções. A segunda alternativa utiliza conceitos de programação dinâmica no projeto de algoritmos que encontram soluções ótimas globais para o problema de localização, dimensionamento e controle de capacitores. Outro algoritmo genético híbrido, para a instalação de reguladores de tensão, complementa a possibilidade de melhoria nos perfis de tensão proporcionada pelos capacitores. Os algoritmos baseados em programação dinâmica são de complexidade polinomial; adicionalmente, suas complexidades são lineares para instâncias reais. As características desses algoritmos estabelecem novas referências para a área de localização e controle de capacitores em sistemas de distribuição de energia elétrica, hoje povoada por métodos heurísticos.

Palavras-chave: sistemas de distribuição de energia elétrica, perdas técnicas, otimização combinatória, programação dinâmica, algoritmos genéticos, regulação de tensão.

Abstract

This work develops combinatorial optimization alternatives for technical loss reduction and improvements on operational conditions of power distribution networks. Its main contribution is in the area of loss reduction by decreasing reactive flows, through allocation and control of shunt capacitors banks. Two optimization strategies are proposed. The first one develops a hybrid genetic algorithm with local searches in both genotypical and fenotypical representations of solutions. The second alternative uses dynamic programming concepts in the design of algorithms that unveil global optimal solutions for capacitor location, sizing and control. Another hybrid genetic algorithm for allocation of voltage regulators complements the improvement in voltage profiles obtained with the allocation of capacitors. The algorithms based on dynamic programming concepts have polynomial-time complexity; further, they have linear-time complexity for practical applications. Therefore, these algorithms establish a new reference for the area of shunt capacitors allocation and control on power distribution systems, which is today populated by heuristic methods.

Keywords: power distribution networks, technical losses, combinatorial optimization, dynamic programming, genetic algorithms, voltage regulation.

Dedicatória

A minha esposa Martha, aos meus filhos Anabel, Ana Paula e José Fernando. Aos meus pais.

Agradecimentos

Aos meus orientadores Christiano Lyra e Celso Cavellucci. Ao Christiano, minha eterna gratidão pela orientação nos quase 10 anos de trabalho conjunto. Sua amizade, paciência e sabedoria muito contribuíram para que esta tese chegasse ao final. Ao Celso, agradeço o apoio, dedicação e inestimável amizade.

Aos meus colegas e amigos Vinícius Garcia, Edilson Aparecido Bueno e Leonardo Queiroz, pelo companheirismo, proveitosas discussões e indispensável colaboração.

Ao meu colega e amigo Fábio Usberti, sua ajuda e colaboração foram muito valiosas.

Aos demais colegas e amigos do LABORE: Hugo, Eduardo, Laura e Luciana, obrigado pela consideração e carinho de vocês.

Aos meus pais, apesar da distância, incansáveis incentivadores. Obrigado pelo amor de vocês.

A Martha, minha querida esposa, meu respeito, meu amor e meu profundo reconhecimento pela dedicação e incentivo.

Aos meus filhos por tornar minha vida mais alegre.

Sumário

Resumo	vii
Abstract	ix
Dedicatória	xi
Agradecimentos	xiii
Lista de Tabelas	xix
Lista de Figuras	xxi
Lista de Abreviaturas	xxv
Apresentação	1
I Contexto Geral	3
1 Introdução	5
1.1 Sistemas de Energia Elétrica	5
1.2 Caracterização dos Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica	6
1.3 Perdas no Sistema de Distribuição de Energia Elétrica	8
1.4 Alternativas para a Redução de Perdas em Redes de Distribuição	9
2 Redução de Perdas em Redes de Distribuição de Energia Elétrica	13
2.1 Representação de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica	13
2.1.1 Representação Unifilar e Grafo Equivalente	13
2.2 Representação das Cargas	15
2.2.1 Variação das Demandas no Tempo	16
2.3 Perdas Elétricas nas Redes de Distribuição	18
2.4 Fluxo de Carga em Redes de Distribuição	19

2.4.1	Avaliação dos Fluxos de Carga através do Método <i>Backward-Forward Sweep</i>	21
2.5	Métodos para Redução de Perdas Técnicas em Redes de Distribuição	22
2.5.1	Redução de Perdas em Redes de Distribuição por Reconfiguração	23
2.5.2	Redução de Perdas em Redes de Distribuição por Instalação de Bancos de Capacitores	26
2.5.3	Formulação do Problema de Localização e Dimensionamento de Bancos de Capacitores	30
2.5.4	Redução de Perdas por Alocação de Capacitores e Reconfiguração de Redes de Distribuição	33
3	Métodos de Otimização Combinatória	35
3.1	Métodos Heurísticos	37
3.2	Algoritmos Evolutivos	38
3.2.1	Representação do Cromossomo	40
3.2.2	Inicialização da População	40
3.2.3	Função de Avaliação ou <i>Fitness</i>	40
3.2.4	Seleção	40
3.2.5	Operadores Genéticos	41
3.3	Programação Dinâmica	41
3.3.1	Elementos a Considerar na Modelagem de um Problema por Programação Dinâmica	44
 II Minimização de Perdas e Melhorias nas Condições de Operação das Redes de Distribuição de Energia Elétrica		 47
4	Localização e Dimensionamento de Bancos de Capacitores utilizando Algoritmos Genéticos	49
4.1	Descrição do Algoritmo	49
4.1.1	Estrutura da População	50
4.1.2	Inicialização da População	51
4.1.3	Codificação do Cromossomo	52
4.1.4	Função de Avaliação	52
4.1.5	Operadores	53
4.1.6	Busca Local	53
4.2	Estudo de Casos	55
5	Localização e Dimensionamento de Bancos de Capacitores por Programação Dinâmica	59
5.1	Abordagem de Programação Dinâmica para Alimentadores sem Ramificações . .	59

5.2	Programação Dinâmica Estendida	63
5.2.1	Complexidade Computacional do PDE	67
5.2.2	Aspectos de Implementação	68
5.2.3	Exemplo de Aplicação	71
5.3	Consideração de Capacitores Variáveis	75
5.4	Consideração de Diferentes Magnitudes de Tensão	77
5.5	Programação Dinâmica no Controle de Capacitores	79
5.6	Estudo de Casos	80
5.6.1	Estudo com Capacitores Fixos	82
5.6.2	Estudo com Capacitores Fixos e Variáveis	86
5.6.3	Comparação dos Resultados do PDE com o AGH	87
6	Controle de Tensão	89
6.1	Introdução e Revisão Bibliográfica	89
6.2	Caracterização do Problema	90
6.3	Algoritmo Genético Híbrido para a Solução do PART	91
6.3.1	Heurística Construtiva	91
6.3.2	Fase Evolutiva: Algoritmo Genético Híbrido	92
6.4	Estudo de Casos	96
7	Conclusões e Discussões	105
	Referências Bibliográficas	109
A	Topologia das Redes	119
B	Perfis de Tensão das Redes Estudadas	131

Lista de Tabelas

1.1	Perdas de energia elétrica em alguns países.	8
4.1	Características fundamentais das redes utilizadas nos testes computacionais.	55
4.2	Bancos de capacitores utilizados nos testes computacionais	56
4.3	Parâmetros utilizados para o AGH e os respectivos valores associados.	57
4.4	Resultados da aplicação do AGH	57
4.5	Benefícios econômicos do melhor resultado do AGH	58
5.1	Índices fundamentais da estrutura de dados.	69
5.2	Estado obtidos na aplicação do algoritmo PDE na rede de exemplo	73
5.3	Características fundamentais das redes utilizadas	81
5.4	Bancos de capacitores utilizados nos testes computacionais	81
5.5	Resultados da abordagem PDE-1	83
5.6	Resultados da abordagem PDE-2	84
5.7	Benefícios econômicos da abordagem PDE-1	85
5.8	Benefícios econômicos da abordagem PDE-2	85
5.9	Resultados da abordagem PDE-3	86
5.10	Benefícios econômicos da abordagem PDE-3	87
5.11	Comparação dos resultados dos algoritmos PDE-2 e AGH	88
6.1	Tipos de reguladores utilizados nos testes computacionais	97
6.2	Resultados da melhor solução do algoritmo evolutivo	103

Lista de Figuras

1.1	Consumo brasileiro por fonte de energia (EPE, 2009).	5
1.2	Sistema de energia elétrica (Fonte: Departamento de Energia dos Estados Unidos).	6
1.3	Sistema de distribuição de energia elétrica.	7
1.4	Percentual de perdas em empresas de distribuição (Queiroz 2010).	9
2.1	Representação de uma Rede de Distribuição.	14
2.2	Representação em grafo da rede de distribuição da Figura 2.1.	15
2.3	Curva de carga típica.	16
2.4	Consumo nacional de energia por classe no ano 2009 em megawatts.	17
2.5	Perfil de carga diário.	18
2.6	Diagrama simplificado de uma rede de distribuição.	20
2.7	Conjunto de arcos saindo do nó k	20
2.8	Fluxo de carga <i>Back-forward sweep</i>	23
2.9	Duas configurações radiais diferentes para a mesma rede.	24
2.10	Diagrama simplificado de rede de distribuição com capacitor instalado.	30
3.1	Algoritmo Evolutivo.	39
3.2	Diagrama de estados de um problema resolvido por PD.	43
4.1	Algoritmo genético híbrido.	50
4.2	População estruturada.	51
4.3	Codificação do cromossomo.	52
4.4	Busca local de deslocamento.	54
4.5	Curva de carga utiliza nos estudos de caso.	56
5.1	Programação dinâmica para alimentador simples sem ramificações.	60
5.2	Abordagem por PD para um alimentador sem ramificações	62
5.3	O problema é multidimensional?	64
5.4	Procedimento de projeção em uma ramificação.	66
5.5	Percorrendo a árvore em pré-ordem.	68
5.6	Descoberta de folhas e ramificações na árvore.	69
5.7	Procedimento inverso do algoritmo PDE.	70
5.8	Rede de exemplo.	71

5.9	Fluxo de potência na rede de exemplo.	72
5.10	Diagrama de estados na rede com as trajetórias ótimas.	74
5.11	Curva de carga utiliza nos estudos de caso.	82
6.1	Heurística construtiva para alocação de reguladores de tensão.	92
6.2	Codificação do cromossomo para o algoritmo genético híbrido.	93
6.3	Utilização da solução inicial para a construção do cromossomo.	94
6.4	Pseudo-código do mecanismo de busca local implementado.	95
6.5	Utilização da solução inicial para a construção do cromossomo.	96
6.6	Topologia da do alimentador R365.	97
6.7	Topologia da do alimentador R819.	98
6.8	Curva de carga utiliza nos testes computacionais.	99
6.9	Condição inicial das tensões na rede R365.	99
6.10	Condição inicial das tensões na rede R819.	100
6.11	Alocação dos reguladores propostos pelo algoritmo guloso para a rede R365.	100
6.12	Alocação dos reguladores propostos pelo algoritmo guloso para a rede R819.	101
6.13	Alocação dos reguladores propostos pelo AGH para a rede R365.	102
6.14	Alocação dos reguladores propostos pelo AGH para a rede R819.	103
6.15	Perfis de tensão na rede R365 antes e depois da alocação dos reguladores.	104
6.16	Perfis de tensão na rede R365 antes e depois da alocação dos reguladores.	104
A.1	Topologia da rede de distribuição A2559.	119
A.2	Topologia da rede de distribuição A2645.	120
A.3	Topologia da rede de distribuição A2899.	121
A.4	Topologia da rede de distribuição A5210.	122
A.5	Topologia da rede de distribuição A5534.	123
A.6	Topologia da rede de distribuição B6246.	124
A.7	Topologia da rede de distribuição B6720.	125
A.8	Topologia da rede de distribuição B6867.	126
A.9	Topologia da rede de distribuição B7500.	127
A.10	Topologia da rede de distribuição B9214.	128
A.11	Topologia da rede de distribuição B10363.	129
B.1	Perfis de tensão da solução obtida pelo AGH para a rede A2559.	132
B.2	Perfis de tensão da solução obtida por PD para a rede A2559.	132
B.3	Perfis de tensão da solução obtida pelo AGH para a rede A2645.	133
B.4	Perfis de tensão da solução obtida por PD para a rede A2645.	133
B.5	Perfis de tensão da solução obtida pelo AGH para a rede A2899.	134
B.6	Perfis de tensão da solução obtida por PD para a rede A2899.	134
B.7	Perfis de tensão da solução obtida pelo AGH para a rede A5210.	135
B.8	Perfis de tensão da solução obtida por PD para a rede A5210.	135
B.9	Perfis de tensão da solução obtida pelo AGH para a rede A5534.	136
B.10	Perfis de tensão da solução obtida por PD para a rede A5534.	136
B.11	Perfis de tensão da solução obtida pelo AGH para a rede B6246.	137

B.12 Perfis de tensão da solução obtida por PD para a rede B6246.	137
B.13 Perfis de tensão da solução obtida pelo AGH para a rede B6720.	138
B.14 Perfis de tensão da solução obtida por PD para a rede B6720.	138
B.15 Perfis de tensão da solução obtida pelo AGH para a rede B6867.	139
B.16 Perfis de tensão da solução obtida por PD para a rede B6867.	139
B.17 Perfis de tensão da solução obtida pelo AGH para a rede B7500.	140
B.18 Perfis de tensão da solução obtida por PD para a rede B7500.	140
B.19 Perfis de tensão da solução obtida pelo AGH para a rede B9214.	141
B.20 Perfis de tensão da solução obtida por PD para a rede B9214.	141
B.21 Perfis de tensão da solução obtida pelo AGH para a rede B10363.	142
B.22 Perfis de tensão da solução obtida por PD a rede B10363.	142

Lista de Abreviaturas

ONS	Operador Nacional do Sistema.	6
EPE	Empresa de Pesquisas Energéticas.	6
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica.	6
SIN	Sistema Interligado Nacional.	6
PLDC	Problema de Localização e Dimensionamento de Capacitores.	26
PCC	Problema de Controle de Capacitores.	26
BT	Busca Tabu	38
AE	Algoritmo Evolutivo	38
AGH	Algoritmo Genético Híbrido	49
PCC	Problema de Controle de Capacitores.	49
PD	Programação Dinâmica	60
PDE	Programação Dinâmica Estendida	67
PDEVT	Programação Dinâmica Estendida com Variação das Tensões	78
PART	Problema de Alocação de Reguladores de Tensão	90

Apresentação

O processo de transmissão e distribuição de energia elétrica consome parte da energia produzida pelas usinas geradoras; este consumo é normalmente denominado “perdas técnicas”. Apesar de ser inerente às características físicas do processo de transmissão em linhas metálicas e transformações de níveis de tensão, as perdas técnicas podem ser substancialmente reduzidas.

Este trabalho desenvolve alternativas de otimização combinatória para a redução de perdas técnicas e melhoria das condições de operação de sistemas de distribuição de energia elétrica. Sua principal contribuição é na área de redução dos fluxos de reativos através da instalação e controle de bancos de capacitores.

Duas alternativas de otimização são elaboradas. A primeira, propõe um algoritmo genético híbrido com buscas locais que exploram aspectos específicos do problema, tanto no genótipo como no fenótipo das soluções. A segunda alternativa utiliza conceitos de programação dinâmica no projeto de algoritmos que encontram soluções ótimas globais para o problema de localização, dimensionamento e controle de capacitores. Outro algoritmo genético híbrido, para a instalação de reguladores de tensão, complementa a possibilidade de melhoria nos perfis de tensão proporcionada pelos capacitores. Os algoritmos baseados em programação dinâmica são de complexidade polinomial; adicionalmente, suas complexidades são lineares para instâncias reais. As características desses algoritmos estabelecem novas referências para a área de localização e controle de capacitores em sistemas de distribuição de energia elétrica, hoje predominantemente abordada a partir de métodos heurísticos.

A tese está organizada em três partes, que formam um total de sete capítulos. A primeira parte, formada pelo Capítulo 1 e Capítulo 2, descreve o contexto geral do trabalho. O Capítulo 1 caracteriza os sistemas de energia elétrica, com ênfase nos sistemas de distribuição. O Capítulo 2 aborda o tema da representação dos sistemas de distribuição e suas cargas, assim como as perdas elétricas e diversas alternativas para sua redução.

A segunda parte, formada pelo Capítulo 3, apresenta um resumo de conceitos de otimização combinatória utilizados na elaboração dos algoritmos apresentados na Parte III.

A terceira parte, formada pelos capítulos de 4 a 7, é dedicada ao conjunto de algoritmos desenvolvidos ao longo do trabalho. O Capítulo 4 descreve um algoritmo evolutivo para a localização e dimensionamento de bancos de capacitores para a redução de perdas técnicas. O

Capítulo 5 apresenta um algoritmo de programação dinâmica para a redução de perdas em redes de distribuição mediante a determinação do tipo, localização, tamanho e controle dos capacitores. O Capítulo 6 descreve um algoritmo evolutivo para resolver o problema de instalação de reguladores de tensão em redes de distribuição. As conclusões e discussões finais são apresentadas no Capítulo 7.

O Apêndice A mostra a topologia das redes de distribuição utilizadas nos estudos de casos. Os perfis de tensão para as redes estudadas, obtidos a partir da aplicação dos métodos dos Capítulo 4 e 5, são apresentados no Apêndice B.

Parte I

Contexto Geral

Capítulo 1

Introdução

1.1 Sistemas de Energia Elétrica

A utilização da energia elétrica pode ser apontada, junto com outras grandes descobertas, como a grande responsável pelo salto no desenvolvimento social e econômico mundial no último século. No Brasil não é diferente, pois ela representa hoje mais de 17% da energia consumida, como mostra a Figura 1.1.

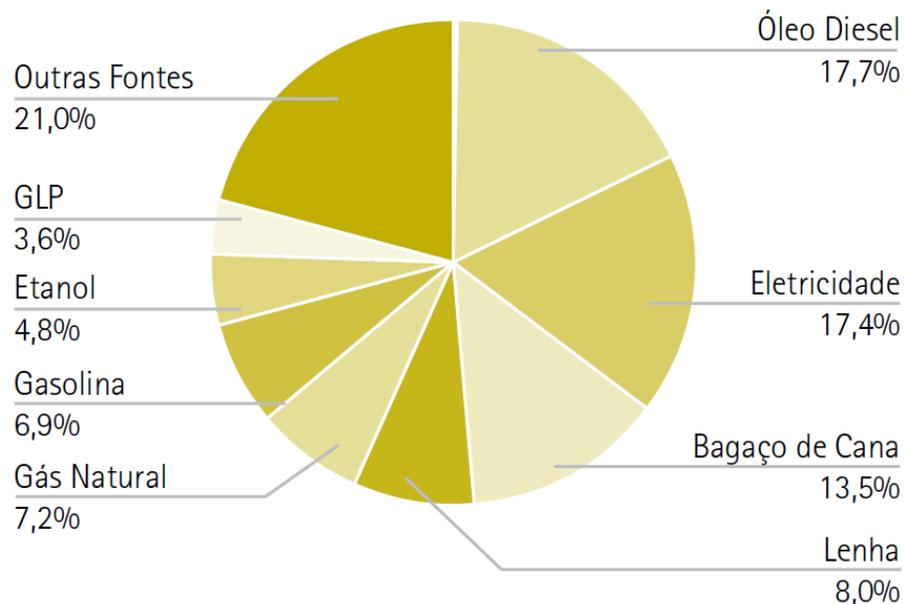


Figura 1.1: Consumo brasileiro por fonte de energia (EPE, 2009).

Os sistemas de energia elétrica são os responsáveis pela produção, transporte e distribuição da energia elétrica. Eles podem ser divididos em três grandes subsistemas: geração, transmissão e distribuição, como mostrado na Figura 1.2.

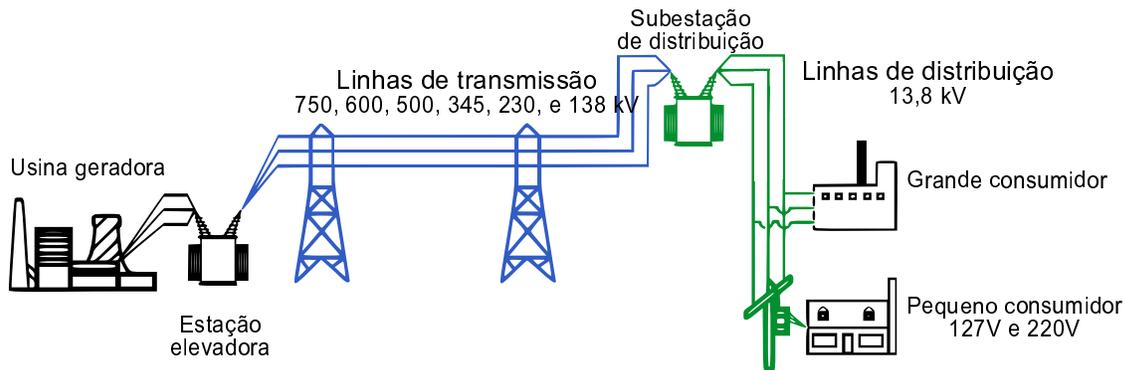


Figura 1.2: Sistema de energia elétrica (Fonte: Departamento de Energia dos Estados Unidos).

O sistema de *geração* produz energia elétrica a partir de outras fontes de energia. No Brasil, destacam-se a produção de energia elétrica a partir de recursos hídricos (90%), além da geração através de usinas térmicas, nucleares, eólicas e de biomassa, dentre outras.

A *transmissão* de energia elétrica compreende o transporte da energia desde as usinas geradoras até as subestações de distribuição. No sistema de geração, a tensão é elevada na estação elevadora até centenas de quilovolts e, posteriormente, rebaixada nas subestações de distribuição para a ordem de 10 a 20 kV.

O sistema de *distribuição*, como o nome sugere, se encarrega de levar a energia aos consumidores finais, como comércios, indústrias e residências. Formam parte deste sistema os transformadores das subestações de distribuição, linhas de distribuição de média tensão, transformadores de média para baixa tensão, equipamentos de proteção, redes de baixa tensão e outros equipamentos, além de produtores independentes e de geração distribuída.

O sistema elétrico brasileiro possuía, em novembro de 2009, uma capacidade instalada de aproximadamente 105.500 MW, dos quais 91.727 MW são gerados no Sistema Interligado Nacional (SIN)¹. Essa capacidade de geração inclui 162 usinas hidrelétricas, 1268 usinas térmicas, 352 pequenas centrais hidrelétricas, duas nucleares, 35 usinas eólicas, entre outras, que levam a energia através de linhas de transmissão que se estendem por aproximadamente noventa mil quilômetros até os centros consumidores.

1.2 Caracterização dos Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica

O Sistema de Distribuição de Energia Elétrica é o responsável por levar a energia transportada pelas linhas de transmissão até os pontos de consumo, assim como a distribuição da energia

¹Fonte: ONS 2009

gerada por pequenos e médios geradores de energia. No Brasil, o sistema de distribuição é atendido por 63 concessionários e 26 permissionários distribuídos por todo o país, atendendo mais de 64 milhões de unidades consumidoras (Queiroz 2010). A atividade no setor é regulada pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) que, entre suas funções, deve definir padrões de qualidade do serviço e revisão de tarifas.

O sistema de distribuição é formado por subestações abaixadoras, *redes primárias* e *redes ou circuitos secundários*. As redes primárias começam no barramento dos transformadores das subestações e se estendem até os transformadores de distribuição, como mostra a Figura 1.3, e geralmente trabalham com tensões entre 10 a 15KV. Grandes consumidores podem estar ligados diretamente nas redes primárias.

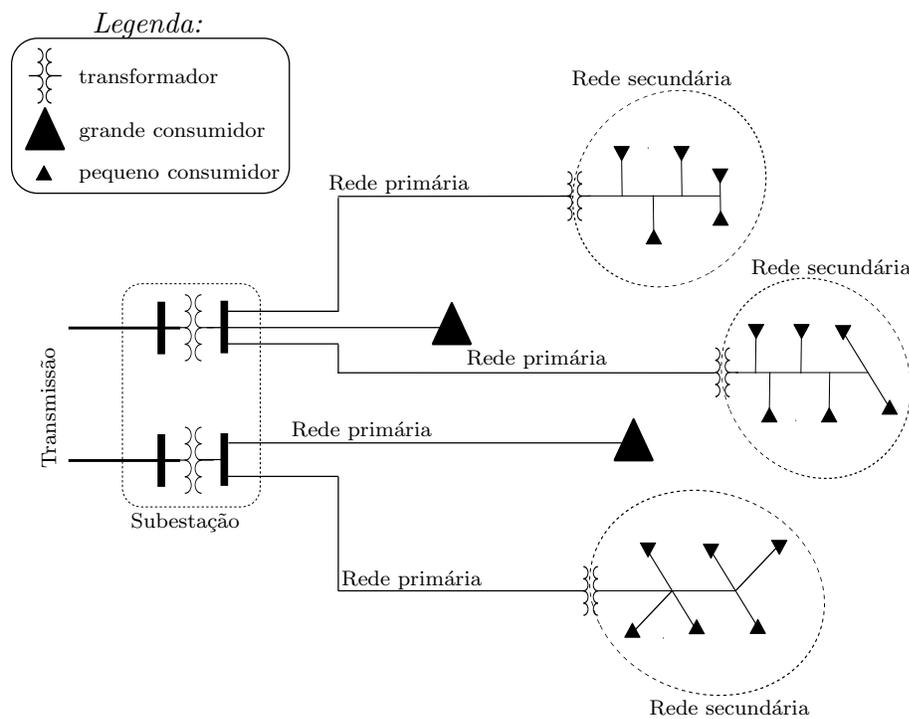


Figura 1.3: Sistema de distribuição de energia elétrica.

As redes secundárias são redes que operam em baixa tensão (no Brasil 127 ou 220 V) e que têm início nos transformadores de distribuição e terminam nos medidores dos consumidores. Formam parte das redes secundárias os condutores, estruturas de suporte e fixação, e eventualmente outros equipamentos.

As redes primárias incluem também condutores, postes, estruturas de suporte, equipamentos de proteção, de manobra, correção e transformação. Equipamentos de proteção, como disjuntores, religadores, seccionadores e chaves fusíveis, têm como função proteger a rede de eventuais

defeitos e evitar que estes se propagem por toda a rede, causando dano irreparável a outros equipamentos e consumidores.

Equipamentos de manobra, como chaves a óleo, chaves-faca e chaves seccionadoras permitem modificar a topologia da rede para efetuar melhorias, transferências de carga ou, em caso de falha, permitem isolar defeitos e energizar áreas não atingidas.

Bancos de capacitores e reguladores de tensão são equipamentos de correção que visam manter em níveis adequados indicadores da rede, como fator de potência e valores de tensão. Os transformadores de distribuição são equipamentos que diminuem o valor da tensão a níveis adequados ao consumo.

Como qualquer sistema de energia, o sistema de distribuição também está sujeito a perdas, que serão discutidas na próxima seção.

1.3 Perdas no Sistema de Distribuição de Energia Elétrica

As perdas nos sistemas elétricos são decorrentes dos processos envolvidos na produção, transporte e distribuição de energia. Elas estão presentes nos sistemas de transmissão e distribuição e podem ser técnicas e não técnicas. As perdas técnicas são aquelas derivadas dos processos de transporte e transformação da energia elétrica. As não técnicas são produtos de erros de medição, fraudes e furto de energia (Queiroz 2010).

A Tabela 1.1 mostra as perdas de energia em alguns países ou grupo de países no ano de 2002 (ERGEG 2008).

Tabela 1.1: Perdas de energia elétrica em alguns países.

País	Perda %	País	Perda %	País	Perda %
Suécia	4,4	China	7	Rússia	11
EUA	6,0	Portugal	7,5	Austrália	11
Reino Unido	6,0	México e Canadá	8	África	11
Finlândia	6,3	Espanha	8,3	Brasil	19
Noruega	6,6	Grécia	9,2	Índia	25
Comunidade Européia	7	Hungria	10,6	-	-

No Brasil, estima-se que as perdas representam um total de 19% da energia elétrica produzida. Desse total, 4,75% é na transmissão e 14,18% na distribuição (Queiroz 2010). A maior parte das perdas existentes na transmissão corresponde a perdas técnicas, pois é um sistema sobre o qual existe maior controle de parte dos operadores e, portanto, mais difícil de ser alvo de fraudes de energia e erros de medição.

Na distribuição, as perdas técnicas representam 7,27%. No ano de 2009, o consumo total de energia foi de aproximadamente 388.000 GWh. Desse valor, as perdas técnicas na distri-

buição representam aproximadamente 28.000 GWh (3200 MW médios). A Figura 1.4 mostra o percentual das perdas com relação ao total de energia distribuída, nas principais empresas de distribuição de energia do país, ordenado pelas perdas técnicas.

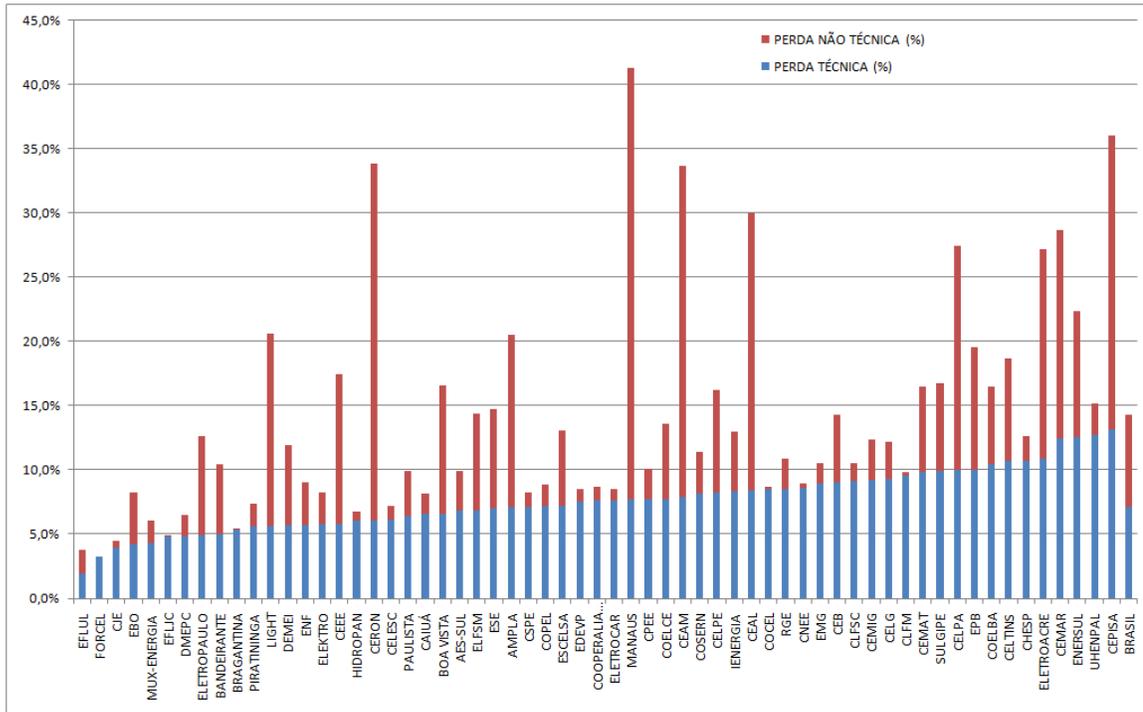


Figura 1.4: Percentual de perdas em empresas de distribuição (Queiroz 2010).

Observando a Figura 1.4, pode-se concluir que existe uma margem significativa para a redução das perdas técnicas na maioria das empresas do setor, sendo que a maior parte dos sistemas atendidos por elas tem perdas técnicas superiores a 5%. Observando as perdas de alguns países na Tabela 1.1, uma redução nas perdas técnicas no Brasil de 7,27% para 6,27%, seria equivalente a disponibilizar 400 MW médios de energia elétrica sem novos investimentos em usinas geradoras.

1.4 Alternativas para a Redução de Perdas em Redes de Distribuição

As perdas técnicas no sistema de distribuição são produto da dissipação de energia em forma de calor em condutores e equipamentos (efeito Joule) e perdas no núcleo dos transformadores de distribuição, fundamentalmente. Nos transformadores, podem ser diminuídas com um correto dimensionamento dos mesmos por parte das empresas responsáveis pelos projetos das redes

secundárias e pela adoção de transformadores mais modernos e, portanto, com maior eficiência de transformação e menores índices de perdas.

Perdas por dissipação de calor são decorrentes das resistências elétricas nas linhas e, portanto, inerentes aos sistemas elétricos. Não obstante, uma redução considerável no valor das perdas técnicas pode ser obtida mediante o uso de algumas alternativas como: substituição de condutores por outros de maior bitola ou de materiais mais adequados, troca de equipamentos antigos, reforma e balanceamento dos alimentadores, reconfiguração das redes, compensação de reativos, controle de tensão.

Bons projetos de expansão e melhoramentos de redes de distribuição contribuem de forma positiva à redução de perdas nas redes, pois levam em consideração a minimização das perdas através do uso do tipo adequado de condutores, localização dos transformadores e traçado dos circuitos (Silva, França e Silveira 1996) (Costa, França e Lyra 2010) (Queiroz, Cavellucci, Vizcaino, Garcia, Lyra, França e de Almeida 2007).

A substituição de condutores, ou recondutoramento, visa adequar o diâmetro dos condutores ao valor de corrente que deverá circular pelos mesmos. Com isto, evita-se uma dissipação maior de calor devido ao uso impróprio de condutores.

Alimentadores desbalanceados provocam aumento de perdas. Se cargas mais distantes de um alimentador podem ser ligadas a um outro alimentador adjacente ou vizinho, as perdas serão reduzidas e os alimentadores balanceados, adiando a necessidade de novos investimentos na rede.

A reconfiguração de redes de distribuição é um método de redução de perdas baseado na modificação da topologia da rede através da redefinição dos estados (aberto ou fechado) das chaves de manobra instaladas na rede (Lyra, Pisarra e Cavellucci 2000). As redes de distribuição de energia elétrica normalmente operam de forma radial, isto é, a energia percorre um único caminho da subestação até os pontos de carga. Quando a rede é reconfigurada, procura-se encontrar novos caminhos para a energia que gerem menores perdas, mantendo a estrutura radial.

Os bancos de capacitores são fontes de energia reativa. Quando instalados de forma adequada nos alimentadores das redes de distribuição, diminuem a energia reativa circulando pela rede, atuando como fonte de reativos próxima às cargas, o que tende a produzir uma diminuição das perdas (Grainger e Lee 1981).

A redução das perdas comerciais, principalmente aquelas que são produto de fraude e furto de energia, requer ações na área social, educativa e também ações punitivas por parte das empresas concessionárias e autoridades. Uma parcela significativa das perdas comerciais é produto de fraude de grandes, médios e pequenos consumidores. A detecção deste tipo de fraude exige uso de ferramentas sofisticadas de análise de dados e constitui atualmente objeto de intensa pesquisa (Ferreira 2008). Outra parcela das perdas comerciais é produto de furto de energia, requerendo para sua diminuição de maiores investimentos em projetos sociais e educacionais, com a intervenção de entidades governamentais, as comunidades e das próprias concessionárias

de energia.

O próximo capítulo aborda a representação dos sistemas de distribuição, as perdas elétricas e algumas das alternativas para sua redução.

Capítulo 2

Redução de Perdas em Redes de Distribuição de Energia Elétrica

Este capítulo inicia-se com uma formalização da representação dos sistemas de distribuição de energia elétrica, sendo que um modelo em grafo e seus componentes é descrito. Também são apresentados os principais métodos para reduzir perdas nos sistemas de distribuição: a reconfiguração de redes e a instalação de bancos de capacitores. A forma utilizada para a representação e modelagem das cargas é apresentada, assim como o método para o cálculo de fluxo de carga utilizado nesta modelagem.

2.1 Representação de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica

As redes de distribuição de energia elétrica são sistemas trifásicos não equilibrados (cargas diferentes por fase), mas que, para sua análise, frequentemente supõem-se equilibrados. A simetria de um sistema trifásico equilibrado permite simplificar seus modelos e, conseqüentemente, sua análise (Burian e Lyra 2006). Por exemplo, é comum considerar as tensões e correntes de magnitudes iguais nas três fases, assim como os valores de potências ativas e reativas. Portanto, é possível simplificar a representação da rede para um circuito *monofásico equivalente* e estender os resultados da análise para as outras fases.

2.1.1 Representação Unifilar e Grafo Equivalente

A representação monofásica equivalente pode ainda ser reduzida adotando uma forma mais simples, o *diagrama unifilar*. No diagrama unifilar, são incluídos os componentes considerados na solução do problema em análise (Burian e Lyra 2006), retirando da representação o condutor

de linhas. Os arcos do conjunto \mathcal{A} estão associados, por exemplo, às linhas de distribuição e chaves da rede.

A Figura 2.2 apresenta o grafo equivalente da rede de distribuição apresentada na Figura 2.1.

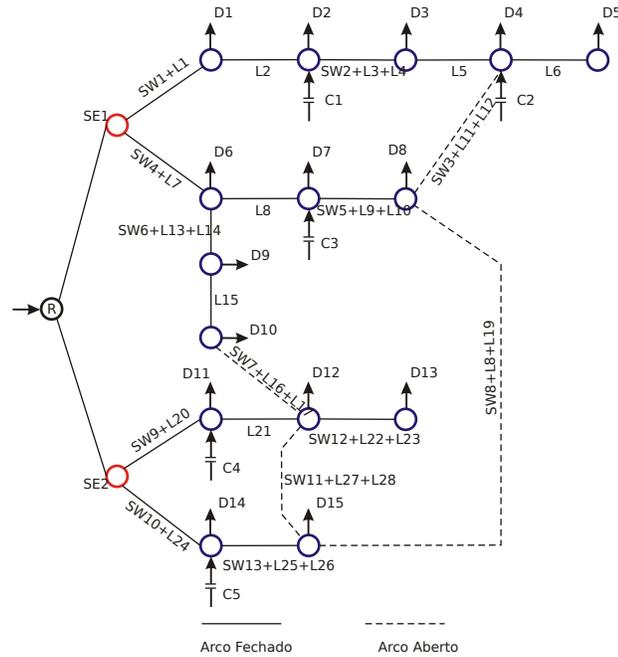


Figura 2.2: Representação em grafo da rede de distribuição da Figura 2.1.

Pode-se observar, na Figura 2.2, a inclusão de um nó raiz, R , para facilitar a representação através de estruturas de dados próprias. Formam parte do conjunto de nós \mathcal{N} , as subestações e os pontos de carga. Associam-se a eles atributos como capacidade das subestações, carga (potência ativa e reativa), bancos de capacitores e outros. Ao conjunto de arcos \mathcal{A} , são associados linhas (L), chaves (SW) e outros elementos em série da rede, que eventualmente se queira representar.

As redes de distribuição de energia elétrica são operadas usualmente na forma radial, isto é, só existe um caminho entre as cargas e a subestação. Assim, a representação da rede em operação é associada a uma árvore do grafo. Observe, na Figura 2.2, que os trechos da rede onde existem chaves abertas deram lugar a arcos abertos, representados em linhas tracejadas. O conjunto de arcos fechados forma assim uma estrutura radial.

2.2 Representação das Cargas

Cargas são usualmente representadas utilizando um dos seguintes modelos: potência constante, corrente constante, impedância constante ou modelos mistos, onde se representa a carga através de combinações destes modelos (Kagan, de Oliveira e Robba 2005). Neste trabalho,

utiliza-se o modelo de potência constante, isto é, a potência consumida pela carga é considerada constante, independentemente do valor da tensão.

2.2.1 Variação das Demandas no Tempo

A demanda de energia dos consumidores na rede sofre variações de comportamento ao longo do tempo. A diferença entre o comportamento da carga depende da *classe de consumo* a que pertence cada consumidor. Basicamente, as cargas dos consumidores podem ser agrupadas em três classes: residenciais, comerciais e industriais.

A Figura 2.3 mostra uma curva de carga típica residencial (Bueno 2005) referente a dois dias da semana.



Figura 2.3: Curva de carga típica.

As demandas de consumidores industriais e residenciais se caracterizam por apresentar picos significativos. As curvas de carga dos consumidores industriais contêm picos mais extensos, enquanto as residenciais são, geralmente, caracterizados por picos mais agudos a partir das 19 horas (Bueno 2005). Um aspecto importante das cargas industriais é que, em geral, têm características predominantemente indutiva, pela presença maciça de motores de indução na indústria. As cargas comerciais, geralmente, não apresentam grandes picos, com um comportamento quase que constante durante o funcionamento de lojas e centros comerciais e, em horários não comerciais, apresentam valores de consumo nulos ou muito baixos (Bueno 2005).

A Figura 2.4 apresenta o consumo de energia elétrica do Brasil diferenciado pelas classes de consumo ¹.

O consumo referente a Outros, apresentado na Figura 2.4, inclui o consumo das áreas rurais, iluminação pública e entidades do governo. A influência das classes de consumo no comporta-

¹<http://www.epe.gov.br/mercado/Paginas/Consumonacionaldeenergia-elétricaporclasse-1995-2009.aspx>

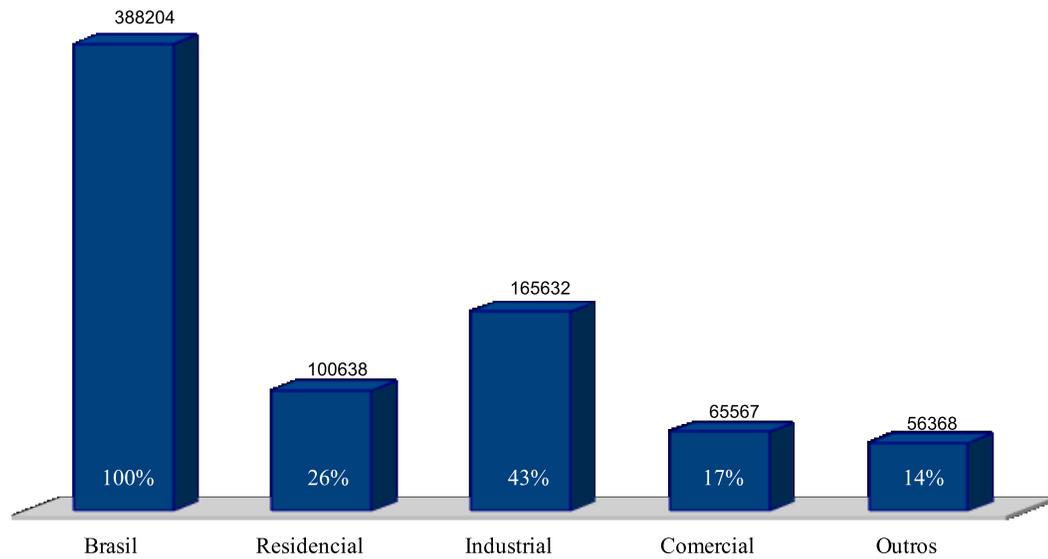


Figura 2.4: Consumo nacional de energia por classe no ano 2009 em megawatts.

mento da variação das cargas não é objeto de estudo neste trabalho e, portanto, não é considerado na modelagem das cargas neste trabalho.

2.2.1.1 Representação através de variações uniformes das cargas

Geralmente, os trabalhos na área fazem uso do fator de carga, variações uniformes e variações não uniformes para representar as variações das cargas nas redes de distribuição.

O *fator de carga* é a razão entre a carga média em um determinado período de tempo e o pico de carga durante esse período (Gonen 1986).

Como o nome sugere, variações uniformes nas demandas definem variações de carga uniformes para todos os consumidores, durante um determinado período. A Figura 2.5 exemplifica um perfil de carga utilizado para todas as cargas na rede de distribuição.

A hipótese de variações uniformes das demandas estabelece, para todos os pontos de carga da rede, igual variação da demanda para cada intervalo do perfil de carga. Seja a constante λ_t , o valor percentual associado ao intervalo t aplicado à demanda de referência, usualmente tomada como sendo o valor da demanda máxima, então as potências ativas e reativas nas barras de carga são:

$$P_i^t = \lambda_t P_i \quad (2.1)$$

$$Q_i^t = \lambda_t Q_i \quad (2.2)$$

sendo P_i^t e Q_i^t as potências no nó i , no intervalo t ; P_i e Q_i são os valores de referência para as potências na barra i .

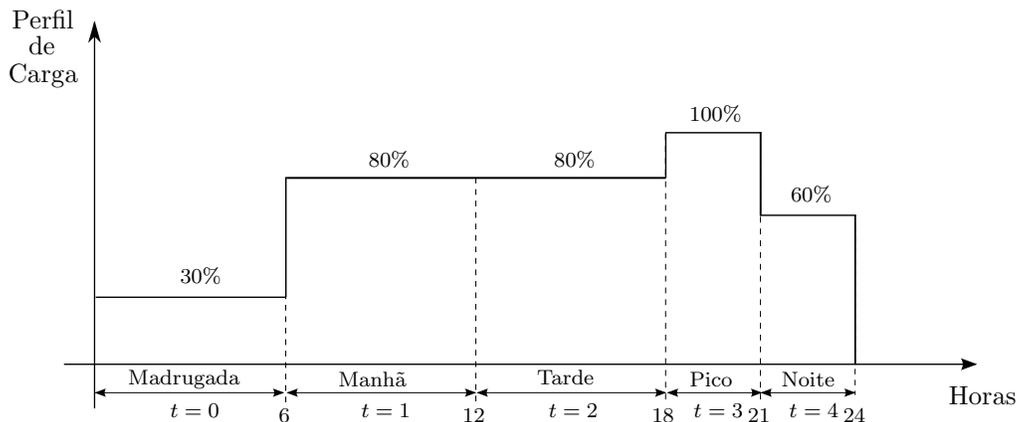


Figura 2.5: Perfil de carga diário.

Utilizar variações não uniformes das cargas supõe a utilização de um perfil de carga para cada nó da rede (ou conjunto de nós) em um determinado período. Este tipo de representação é talvez a menos utilizada, pois requer informações mais detalhadas das cargas, atualmente não disponíveis. Os métodos apresentados no trabalho não pressupõem a priori, o uso de qualquer das representações descritas e, portanto, podem ser aplicados a qualquer representação.

Na próxima seção, é realizada uma introdução às perdas elétricas na rede de distribuição, decorrentes da dissipação de energia nos condutores.

2.3 Perdas Elétricas nas Redes de Distribuição

As perdas elétricas nas redes de distribuição de energia são decorrentes sobretudo, da dissipação de calor nas linhas e em outros equipamentos. Neste trabalho, são consideradas apenas as perdas por dissipação nas linhas, cujo valor depende da resistência dos condutores e da corrente passante. As perdas técnicas em um arco k da rede podem ser representadas pela Equação 2.3:

$$l_k = r_k i_k^2, \quad (2.3)$$

sendo r_k a resistência do condutor do arco k e i_k é o valor eficaz da corrente no mesmo arco.

As perdas totais em uma rede de distribuição são calculadas pela somatória das perdas em todos os arcos da rede. As perdas em uma rede composta por um conjunto de arcos \mathcal{A} são obtidas pela Equação 2.4:

$$\sum_{k \in \mathcal{A}} r_k i_k^2. \quad (2.4)$$

A corrente é uma magnitude complexa, pode ser decomposta em corrente em *fase*, ou componente ativa (i_{Pk}), e corrente em *quadratura*, ou componente reativa (i_{Qk}). Como os nomes

sugerem, a corrente em fase está associada à potência ativa P_k , e a corrente em quadratura à potência reativa Q_k (Gonen 1986).

As componentes em fase e quadratura podem ser calculadas pelas equações 2.5 e 2.6:

$$i_{Pk} = \frac{P_k}{V_k}, \quad (2.5)$$

$$i_{Qk} = \frac{Q_k}{V_k}, \quad (2.6)$$

sendo V_k a tensão no nó a montante do arco k .

Substituindo as equações 2.5 e 2.6 na equação 2.3, as perdas no trecho k são calculadas usando a equação 2.7:

$$l_k = r_k \frac{(P_k)^2 + (Q_k)^2}{(V_k)^2}, \quad (2.7)$$

e as perdas na rede de distribuição podem ser obtidas utilizando a Equação 2.8 a seguir:

$$\sum_{k \in \mathcal{A}} r_k \frac{(P_k)^2 + (Q_k)^2}{(V_k)^2}. \quad (2.8)$$

As equações de fluxo de carga e o algoritmo utilizado para sua avaliação são apresentados na sequência.

2.4 Fluxo de Carga em Redes de Distribuição

A determinação dos valores das variáveis de estado da rede de distribuição de energia elétrica é realizada através do cálculo de fluxo de carga (Monticelli 1983). Ao avaliar as perdas na rede de distribuição, é essencial o conhecimento dos fluxos de potência nas linhas assim, como a tensão nos nós da rede, definidos pelo cálculo do fluxo de carga.

Existem diversos métodos que permitem o cálculo dos fluxos de carga em uma rede de distribuição. Porém, como as mesmas operam geralmente em uma configuração radial, é conveniente adotar-se métodos específicos, desenvolvidos para serem mais eficientes com esse tipo de configuração (Bueno 2005), (Shirmohammadi, Hong, Semlyen e Luo 1988), (Baran e Wu 1989a).

Para este trabalho, serão usadas as equações de fluxo de carga desenvolvidas em Baran e Wu (1989a) e generalizadas para o caso de múltiplas ramificações na rede, como mostra a Figura 2.6.

Escrevendo as equações de balanço de potência para a rede da Figura 2.6 temos:

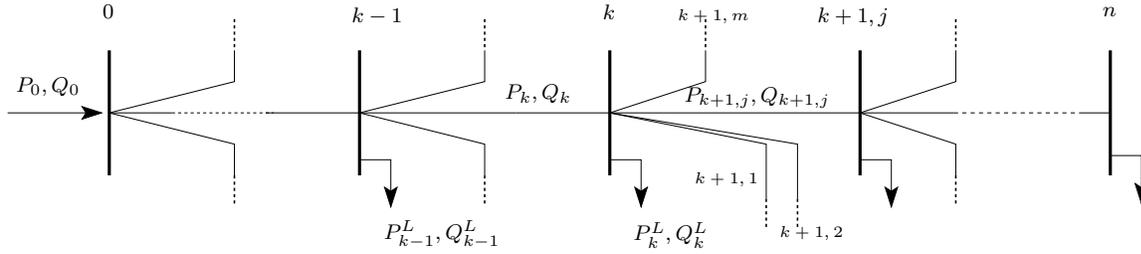


Figura 2.6: Diagrama simplificado de uma rede de distribuição.

$$P_k = \sum_{(k+1,j) \in A_k} P_{k+1,j} + \sum_{(k+1,j) \in A_k} r_{k+1,j} \frac{P_{k+1,j}^2 + Q_{k+1,j}^2}{V_k^2} + P_{L_k}, \quad (2.9)$$

$$Q_k = \sum_{(k+1,j) \in A_k} Q_{k+1,j} + \sum_{(k+1,j) \in A_k} x_{k+1,j} \frac{P_{k+1,j}^2 + Q_{k+1,j}^2}{V_k^2} + Q_{L_k}, \quad (2.10)$$

$$V_{k+1,j}^2 = V_k^2 - 2(r_{k+1,j}P_{k+1,j} + x_{k+1,j}Q_{k+1,j}) - (r_{k+1,j}^2x_{k+1,j}^2) \frac{P_{k+1,j}^2 + Q_{k+1,j}^2}{V_k^2}, \quad (2.11)$$

sendo P_k e Q_k as potências ativa e reativa no arco k , $P_{k+1,j}$ e $Q_{k+1,j}$ as potências ativa e reativa nos arcos $(k+1, j)$, $r_{k+1,j}$, $x_{k+1,j}$ as resistências e reatâncias nos arcos $(k+1, j)$, V_k e $V_{k+1,j}$ as tensões nos nós k e $(k+1, j)$, respectivamente. Observe que a notação dos nós é a mesma que a dos arcos predecessores. Note que os índices k e $(k+1, j)$ foram adotados aqui para realçar a ideia de que os nós $(k+1, j)$ são sucessores do nó k na árvore que representa o alimentador de distribuição (vide Figura 2.7), formando assim o conjunto A_k .

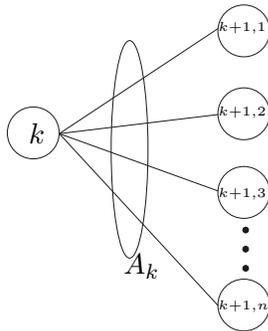


Figura 2.7: Conjunto de arcos saindo do nó k .

As equações 2.9, 2.10 e 2.11 podem ser simplificadas se considerarmos os termos quadráticos referentes às perdas muito menores que os demais termos, como proposto em Baran e Wu

(1989a), resultando em:

$$P_k = \sum_{(k+1,j) \in A_k} P_{k+1,j} + P_{L_k}, \quad (2.12)$$

$$Q_k = \sum_{(k+1,j) \in A_k} Q_{k+1,j} + Q_{L_k}, \quad (2.13)$$

$$V_{k+1,j}^2 = V_k^2 - 2(r_{k+1,j}P_{k+1,j} + x_{k+1,j}Q_{k+1,j}). \quad (2.14)$$

2.4.1 Avaliação dos Fluxos de Carga através do Método *Backward-Forward Sweep*

Diversos algoritmos para avaliação dos fluxos de carga em redes radiais de distribuição de energia elétrica podem ser encontrados na literatura, em particular aqueles fazendo uso de um algoritmo conhecido na literatura como *backward-forward sweep* ou *back-forward sweep*, método utilizado neste trabalho.

Este algoritmo compreende duas etapas básicas, sendo que em cada uma delas utiliza-se um conjunto de equações recursivas. Na primeira etapa, chamada de *backward*, fixam-se os valores de tensão nos nós e procede-se ao cálculo das correntes, potências ou admitâncias. Na segunda etapa, chamada de *forward*, calculam-se as tensões em função das variáveis calculadas na primeira etapa. Estas etapas repetem-se até que seja satisfeito um determinado critério de convergência.

Em 1967, os autores Berg, Hawkins e Pleines (1967) apresentaram o que pode ser considerado um dos primeiros trabalhos na literatura sobre a implementação do método back-forward sweep usando um computador. Neste trabalho, os autores propuseram um método para o cálculo de fluxo de carga em redes trifásicas desbalanceadas, calculando na primeira etapa as admitâncias das linhas e dos nós, e posteriormente, utilizando estes valores no cálculo das tensões. O algoritmo repete-se até que a diferença entre as tensões da iteração atual com a anterior não ultrapasse certo valor de tolerância.

O algoritmo proposto por Shirmohammadi et al. (1988) utiliza as equações de balanço de corrente nos nós. Neste artigo, a rede é dividida em camadas utilizando uma busca em largura. Começando do nó raiz, atribui-se um certo valor às tensões de todos os nós, comumente o valor da tensão no nó raiz. Em seguida, calculam-se os valores de corrente em cada nó para posteriormente recalcularem as correntes iniciando pelas arcos das últimas camadas e avançando até a raiz. Após o cálculo das correntes nos arcos, se procede à atualização das tensões, partindo do nó raiz em direção às camadas inferiores. Todo o processo é repetido até que o erro da potência aparente em todos os nós não ultrapasse uma certa tolerância.

Em Chang, Chu e Wang (2007), os autores propõem um método *backward-forward sweep* melhorado para redes trifásicas, usando o que eles chamam de *princípio linear de proporcional*

idade da tensão. Considerando um modelo de rede resistiva, e comparando os resultados com algoritmos convencionais, os autores verificaram melhores tempos computacionais sem perda de qualidade nas soluções. No trabalho de Augugliaro, Dusonchet, Favuzza, Ippolito e Sanseverino (2010), é proposto um método para cálculo de fluxo de carga em redes de distribuição radiais e com ciclos. O método proposto pelos autores não requer a etapa *forward* para avaliar as tensões, pois elas são atualizadas na própria etapa *backward* através do uso de funções de transferência.

O presente trabalho utiliza uma implementação descrita por Baran e Wu (1989a), que tem como vantagem um rápido desenvolvimento, fácil adaptação ao modelo de carga adotado e rapidez de convergência. Esta abordagem é resumida nos seguintes passos:

1. *Inicialização*: atribui-se um valor de tensão de referência para todos os nós da rede ($V_k = 1 V_n$).
2. *Etapa "backward"*: percorrendo a árvore dos nós folhas até a raiz, de forma recursiva, calculam-se os fluxos de potência utilizando as equações 2.9 e 2.10.
3. *Etapa "forward"*: percorrendo a árvore do nó raiz até as folhas, calculam-se os valores de tensão para cada nó utilizando a Equação 2.11.
4. *Teste de "convergência"*: para cada nó, calculam-se os desvios entre os valores das potências calculadas $P_{c_k}^L$ e $Q_{c_k}^L$, usando as equações 2.15 e 2.16, e os valores de potência especificada para cada nó P_k^L e Q_k^L . Se os desvios ultrapassarem certa tolerância, considera-se que o algoritmo não convergiu e volta-se ao passo 2.

As Equações 2.15 e 2.16 são obtidas a partir das Equações 2.9 e 2.10 para calcular as potências ativa e reativa em cada nó, na forma:

$$P_{c_k}^L = P_k - \sum_{(k+1,j) \in A_k} P_{k+1,j} - \sum_{(k+1,j) \in A_k} r_{k+1,j} \frac{P_{k+1,j}^2 + Q_{k+1,j}^2}{V_k^2}, \quad (2.15)$$

$$Q_{c_k}^L = Q_k - \sum_{(k+1,j) \in A_k} Q_{k+1,j} - \sum_{(k+1,j) \in A_k} x_{k+1,j} \frac{P_{k+1,j}^2 + Q_{k+1,j}^2}{V_k^2}. \quad (2.16)$$

Um pseudocódigo do algoritmo descrito é apresentado na Figura 2.8. Neste algoritmo, o cálculo do desvio das potências pode ser realizado em conjunto com o cálculo das tensões, para uma maior eficiência computacional.

2.5 Métodos para Redução de Perdas Técnicas em Redes de Distribuição

Como já mencionado na Seção 1.4, entre os principais métodos para redução de perdas em redes de distribuição de energia elétrica destacam-se a reconfiguração e a instalação de bancos

```

Back-Forward( $N, A, TOL$ )
1  para cada  $k \in N$ 
2  faça  $V_k \leftarrow 1$ ;
3  repita
4      para cada  $k \in N$ 
5      faça para cada  $(k + 1, j) \in A_k$ 
6          faça CALCULAFLOXOS( $k, (k + 1, j)$ )
7      para cada  $k \in N$ 
8      faça ATUALIZARTENSÕES( $k$ )
9       $\Delta \leftarrow \text{CALCULARDESIVIO}(k)$ 
10  ate  $\Delta < TOL$ 

```

Figura 2.8: Fluxo de carga *Back-forward sweep*.

de capacitores, principalmente por serem métodos que apresentam capacidade significativa de redução de perdas com investimentos menores, se comparados com outros métodos que requerem maior intervenção nas redes como substituição de condutores, balanceamento de alimentadores dentre outros.

Nas seções seguintes, apresentam-se ambos os métodos com uma pequena revisão bibliográfica e formulação matemática, enfatizando a redução de perdas por alocação de bancos de capacitores, objeto das maiores contribuições propostas por este trabalho.

2.5.1 Redução de Perdas em Redes de Distribuição por Reconfiguração

A reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica visa encontrar novas configurações de redes para minimizar as perdas elétricas nas linhas. Estas novas configurações de redes são obtidas fundamentalmente através da abertura e fechamento das chaves de seccionamento e de manobras, com o objetivo de encontrar novos caminhos para alimentação das cargas, proporcionando uma diminuição no valor das perdas. Quando uma rede de distribuição radial é reconfigurada, os fluxos de potência são redistribuídos através de novos caminhos para atender todas as cargas. Logo, o somatório das perdas em todos os arcos da rede é modificado (Equação 2.8).

A Figura 2.9 apresenta o diagrama em grafo de uma rede radial submetida a uma reconfiguração através da abertura das chaves SW_4 e SW_{10} e o fechamento de SW_3 e SW_{11} .

Conforme pode ser observado na Figura 2.9(a), as cargas D_{14} e D_{15} eram alimentadas pela subestação SE_2 através do caminho formado por $SW_{10} + L_{24}$, assim como as cargas D_6 , D_7 , D_8 , D_9 e D_{10} eram alimentadas pela subestação SE_1 através do caminho formado por $SW_6 + L_{14}$. Depois da abertura das chaves SW_4 e SW_{10} e o fechamento das chaves SW_3 e SW_{11} , estas

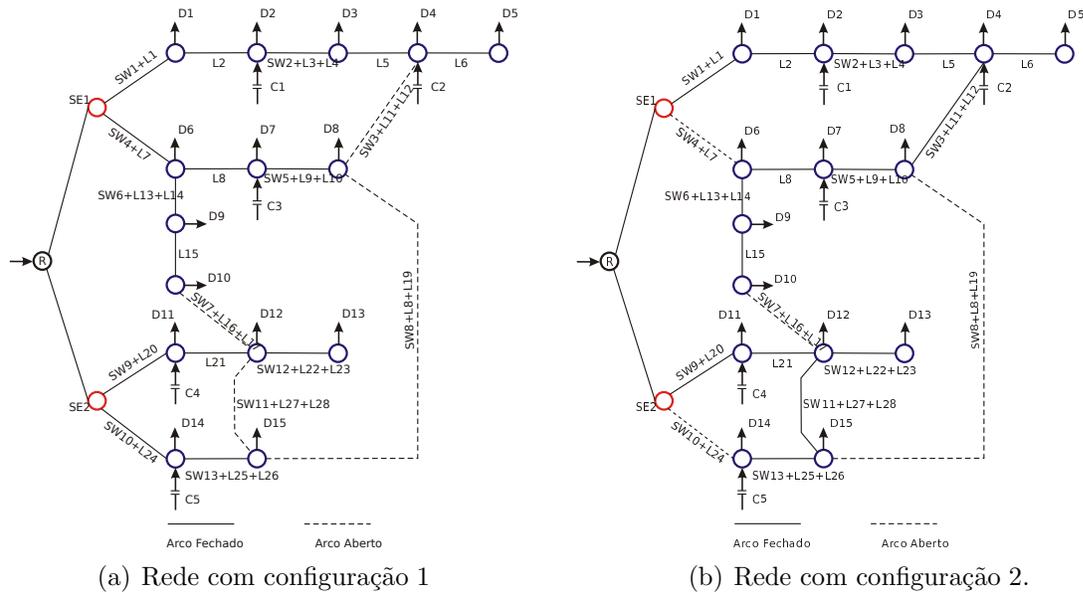


Figura 2.9: Duas configurações radiais diferentes para a mesma rede.

cargas passaram a ser alimentadas através dos caminhos $SW_9 + L_{20}$, L_{21} , $SW_{11} + L_{27} + L_{28}$ e $SW_1 + L_1, L_2$, $SW_2 + L_3 + L_4$, L_5 , $SW_3 + L_{11}, L_{12}$, como mostrado na Figura 2.9(b).

O primeiro trabalho na literatura utilizando a reconfiguração da rede para reduzir perdas pode ser atribuído a Merlin e Back (1975). Neste trabalho, os autores propuseram um método conhecido como *abertura sequencial de chaves*. O método consiste em inicialmente fechar todas as chaves existentes na rede e calcular os fluxos de potência. Em seguida, abre-se o arco com menor fluxo e, para a nova configuração obtida, recalculam-se os fluxos. O processo se repete até que uma solução com configuração radial da rede seja encontrada.

O método de *troca de ramos* proposto em Civanlar, Grainger, Yin e Lee (1988) é uma das alternativas mais utilizadas para a redução de perdas por reconfiguração em sistemas de distribuição. O método começa com a configuração da rede em operação radial e procura, através de sucessivas trocas no estado das chaves, reduzir as perdas, mantendo a estrutura radial do sistema. O algoritmo converge quando os ganhos na redução de perdas são insignificantes.

Em Cavellucci e Lyra (1997), os autores propõem e comparam três métodos baseados em busca em grafo usando *backtracking*, uma busca heurística e um algoritmo A^* para encontrar a solução ótima do problema de reconfiguração de redes.

Os trabalhos mencionados procuram reduzir as perdas utilizando um perfil de demanda fixo durante o período de estudo. Outros trabalhos exploraram a reconfiguração de redes radiais de distribuição com perfil de carga variável.

Vargas, Lyra e Von Zuben (2002) utilizaram sistemas classificadores para encontrar a con-

figuração da rede mais adequada para cada perfil de carga. São propostas mudanças na configuração da rede toda vez que uma nova configuração se mostre adequada perante o perfil atual de carga.

Em trabalhos mais recentes, como Bueno (2005) e Queiroz e Lyra (2009), é considerado um perfil de demandas variáveis e propõe-se a melhor configuração para o período de análise, já que muitas vezes não são permitidas pela operação do sistema mudanças frequentes na topologia da rede.

Existem várias formulações do problema segundo o tratamento específico requerido. Sem perda de generalidade, é possível formular o problema de redução de perdas por reconfiguração como um problema de otimização combinatória, descrito pelas seguintes equações:

$$\text{Min}_{S_k \in \mathcal{Z}} \left[\sum_{t \in T} \tau_t \sum_{k \in \mathcal{N}} \sum_{(k+1, j) \in A_k} r_{k+1, j} \frac{(P_{k+1, j}^t)^2 + (Q_{k+1, j}^t)^2}{(V_{k+1, j}^t)^2} \right] \quad (2.17)$$

sujeito a:

$$I_{k+1, j}^t = \frac{P_{k+1, j}^t{}^2 + Q_{k+1, j}^t{}^2}{V_k^t{}^2} \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall (k+1, j) \in A_k, \forall t \in T \quad (2.18)$$

$$P_k^t = \sum_{(k+1, j) \in A_k} P_{k+1, j}^t + \sum_{(k+1, j) \in A_k} r_{k+1, j} I_{k+1, j}^t + P_{L_k}^t \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall (k+1, j) \in A_k, \forall t \in T \quad (2.19)$$

$$Q_k^t = \sum_{(k+1, j) \in A_k} Q_{k+1, j}^t + \sum_{(k+1, j) \in A_k} x_{k+1, j} I_{k+1, j}^t + Q_{L_k}^t \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall (k+1, j) \in A_k, \forall t \in T \quad (2.20)$$

$$V_{k+1, j}^t{}^2 = V_k^t{}^2 - 2(r_{k+1, j} P_{k+1, j}^t + x_{k+1, j} Q_{k+1, j}^t) - (r_{k+1, j}^2 x_{k+1, j}^2) I_{k+1, j}^t{}^2 \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall (k+1, j) \in A_k, \forall t \in T \quad (2.21)$$

$$\underline{v} \leq V_k^t \leq \bar{v} \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall t \in T \quad (2.22)$$

$$0 \leq I_{k+1, j}^t \leq \bar{I}_{k+1, j} \quad \forall (k+1, j) \in A_k, \forall t \in T \quad (2.23)$$

$$\mathcal{G}' = [\mathcal{N}, \mathcal{A}'] \quad \text{é uma árvore} \quad (2.24)$$

onde \mathcal{Z} é o conjunto de chaves que pertencem ao conjunto de arcos \mathcal{A} passíveis de manobrar, \mathcal{N} é o conjunto de nós da rede de distribuição, τ_t é a duração do intervalo de tempo t , T é o conjunto de intervalos de tempo, A_k é o conjunto de arcos que se originam no nó k , $r_{k+1, j}$ é a resistência da linha no arco $(k+1, j)$, $P_{k+1, j}^t$ é a potência ativa circulando no arco $(k+1, j)$ durante o intervalo de tempo t , $Q_{k+1, j}^t$ é a potência reativa circulando pelo arco $(k+1, j)$ durante o intervalo t , $P_{L_k}^t$ e $Q_{L_k}^t$ são, respectivamente, as potências ativa e reativa da carga instalada no nó k durante o intervalo t .

A função objetivo, representada pela Equação 2.17, é o total de perdas durante todo o período do estudo e considerando todos os perfis de carga. As equações de fluxo de carga estão representadas pelas Equações 2.19, 2.20 e 2.21.

As variáveis V_k^t e $V_{k+1, j}^t$, representam os valores da tensão nos nós k e $(k+1, j)$, durante o intervalo de tempo t , \underline{v} e \bar{v} são, respectivamente, os limites inferior e superior da tensão

fornecidos para o problema. I_k^t é a corrente circulando no arco $(k + 1, j)$, $\bar{I}_{k+1,j}$ é o limite de corrente no arco $(k + 1, j)$, dado pelo tipo de condutor ou chave instalado no arco. A restrição de tensão representada pela equação 2.22 é uma restrição que pode ser relaxada dependendo da abordagem, pois o problema da queda de tensão pode ser resolvido através da instalação de bancos de capacitores ou a instalação de reguladores de tensão. A última restrição expressa a obrigatoriedade de que o grafo resultante da manipulação das chaves do conjunto \mathcal{A} seja uma árvore.

Do ponto de vista de otimização, tem-se aqui um problema não linear inteiro misto pertencente a um grupo dos problemas chamado *NP-difícil*, para os quais não se conhece um método cuja solução seja obtida em um tempo de crescimento polinomial com o tamanho da instância do problema.

2.5.2 Redução de Perdas em Redes de Distribuição por Instalação de Bancos de Capacitores

A instalação de bancos de capacitores é uma alternativa bastante utilizada para reduzir perdas, pois, além de reduzir os fluxos de energia reativa nos condutores da rede primária, leva a melhorias nos perfis de tensão nos circuitos de alimentação, aumento da capacidade das subestações e, conseqüentemente, a extensão da vida útil das redes e equipamentos.

Bancos de capacitores são fonte de potência reativa local, Q_{C_k} , quando instalados em paralelo às cargas, geram uma corrente i_{C_k} em sentido contrário às componentes em quadratura i_{Q_k} na rede, diminuindo o fluxo de reativos nos arcos. As perdas em um trecho k , com um capacitor instalado em um nó a jusante (nó sucessor de k) são:

$$l_k = r_k \frac{(P_k)^2 + (Q_k - Q_{C_k})^2}{(V_k)^2}. \quad (2.25)$$

Na Equação 2.25, observa-se que a instalação de um capacitor a jusante de um certo arco k da rede pode levar à redução das perdas naquele trecho.

O problema de localização e dimensionamento de capacitores em redes de distribuição (PLDC) pode ser modelado como um problema não linear inteiro misto no qual procura-se encontrar o número ótimo, assim como melhor posição e dimensionamento dos bancos de capacitores a serem instalados, de forma a obter a melhor relação custo-benefício entre o custo dos capacitores e a redução de perdas técnicas que eles trazem.

Antes dos anos 50, os capacitores eram colocados na subestação, na saída dos alimentadores (Bortignon e El-Hawary 1995). Com a verificação das vantagens de instalar os capacitores em pontos próximos às cargas e o aparecimento de equipamentos de menor porte, com possibilidade de instalação nos postes de distribuição, o problema de localização e dimensionamento de capacitores ganha importância. Metodologias para definir os melhores locais e dimensões dos capacitores para a redução de perdas vêm sendo estudadas desde então.

Os primeiros métodos propostos foram métodos analíticos. Por exemplo, Neagle e Samson (1956) desenvolveram um método baseado em curvas de perdas para alocação de bancos de capacitores fixos nos alimentadores de sistemas de distribuição, instalando um único banco para cada alimentador.

Cook (1959) estende a formulação de Neagle e Samson (1956), levando em consideração as variações periódicas nas cargas. Cook mostrou também que a regra dos “dois terços”, considerada na época uma boa aproximação para a colocação de capacitores, poderia causar aumento das perdas – a regra dos “dois terços” supunha que a maior redução de perdas seria obtida com a instalação de um banco de capacitores capaz de fornecer dois terços da potência reativa total máxima do alimentador, a uma distância da subestação igual a dois terços do comprimento do alimentador.

Durán (1968) abordou o problema de instalação de capacitores por programação dinâmica, um método formal de otimização que permite a obtenção da melhor solução, para uma determinada representação do problema. Ainda hoje, a abordagem proposta por Durán é vista como uma metodologia atraente para tratar o problema de instalação de capacitores (Peponis, Papadopoulos e Hatziargyriou 1995).

Grainger e Lee (1981) abordam o problema de instalação de capacitores fixos com cargas não uniformes. Usando o conceito de “alimentador equivalente normalizado”, propõem um procedimento de decomposição simples, com dois subproblemas que interagem até a obtenção de uma situação de convergência. No mesmo ano, os autores publicam outro trabalho para tratar a situação de capacitores chaveados (Lee e Grainger 1981).

Kaplan (1984) desenvolve um método gráfico analítico para o PLC, considerando situações mais realistas: alimentadores com ramificações, presença de capacitores já instalados, capacitores fixos ou variáveis e distribuição da carga não uniforme. O autor comenta os benefícios da utilização do método, mas não apresenta resultados.

Em um trabalho dividido em três partes, Civanlar e Grainger (1985a) formulam um problema de controle de reativos e tensões, para redes de distribuição radiais. A formulação tem como objetivo minimizar o pico de potência e reduzir as perdas, mantendo a tensão dentro dos limites, em situação de cargas variáveis. Eles consideram a alocação de capacitores fixos e variáveis de tipo *on/off* e formulam dois subproblemas: o problema de alocação de capacitores e o problema de alocação de reguladores de tensão.

Salama, Chikhani e Hackam (1985) utilizam também o conceito de *alimentador equivalente* para determinar localização e dimensão de capacitores, em situação de cargas fixas. No mesmo ano estendem a abordagem para cargas variáveis (Salama, Mansour, Chikhani e Hackman 1985).

Salama e Chikhani (1993) procuram novamente abordar o problema por técnicas analíticas simples como alternativa aos métodos de otimização mais sofisticados que dominam a cena nos últimos anos.

Ponnaivaikko e Rao (1983) implementaram um algoritmo que chamaram de método de va-

riações locais para resolver o problema de localização de capacitores (PLC), com capacitores fixos e variáveis.

Baran e Wu (1989b) e (1989c) formularam o problema de instalação de capacitores como um problema de otimização não linear com variáveis reais e inteiras. Nesses artigos, métodos de programação matemática são associados a heurísticas para determinar a localização, tipo e dimensão dos capacitores, considerando restrições de tensões e variações nas demandas.

Muitos outros autores utilizaram técnicas de otimização convencionais para resolver o problema. Por exemplo, os trabalhos de Augugliaro, Dusonchet e Mangione (1990) e Chung e Shaoyun (1996). No entanto, Baran e Wu (1989b, 1989c) propuseram a abordagem mais detalhada, sendo os autores mais citados quando se menciona abordagens por otimização tradicional.

Os enfoques heurísticos, como *simulated annealing*, *busca tabu*, *algoritmos evolutivos*, entre outros algoritmos populacionais, apesar de não garantirem *soluções ótimas* para o problema, ganharam muito espaço na solução deste problema nos últimos 20 anos. Em Chiang et al. (1990a) e (1990b), os autores aplicaram Simulated Annealing na resolução de um problema de localização de capacitores, onde a função de custo de instalação dos capacitores é não diferenciável e os tipos de capacitores são representados por variáveis inteiras. Depois, Chiang, Wang, Tong e Darling (1995), propuseram uma nova formulação para o PLDC, incorporando aspectos mais realistas das redes de distribuição, como consideração de redes desbalanceadas. A técnica empregada volta a ser Simulated Annealing, mas a sua utilização em redes de maior porte parece encontrar sérios problemas relacionados ao tempo computacional do método.

O trabalho de Huang, Yang e Huang (1996) aplica uma busca tabu ao PLDC. Eles primeiramente escolhem locais potenciais para instalação dos bancos de capacitores, identificados por análise de sensibilidade, através do mesmo procedimento heurístico utilizado por Ghose, Goswami e Basu (1999).

Gallego, Monticelli e Romero (2001) utilizam um algoritmo híbrido para resolver o PLDC, baseado em Busca Tabu. Na formulação do problema, são considerados capacitores variáveis, assim como uma variação uniforme nos perfis de carga. A metodologia apresentou bons resultados em redes de pequeno porte utilizadas na literatura.

Uma abordagem de busca em grafos foi usada por Carlisle e El-Keib (2000) para solucionar o PLDC, considerando capacitores fixos e variáveis. A formulação do problema considera variações da demanda e alimentadores balanceados.

O primeiro artigo usando computação evolutiva para a solução do PLC deve-se a Boone e Chiang (1993). A proposta implementava um algoritmo genético (AG) bem simples e incorporava apenas elementos básicos da metodologia dos AGs. No trabalho de Iba (1994), a implementação do AG é mais elaborada, acrescentando no cromossomo a posição dos *taps* ou *controles* dos capacitores, número de bancos de capacitores a serem instalados e tensão de referência.

O AG desenvolvido por Sundhararajan e Pahwa (1994) se assemelha ao proposto em Iba (1994). Neste trabalho, a função objetivo inclui o custo de perda de energia de pico e o cromos-

somo considera os locais potenciais para instalação de capacitores na forma de um string binário. São testadas duas redes, de 30 e 9 barras, com economias de 15,5% e 5,8%, respectivamente, em relação à situação de ausência de capacitores.

O enfoque de dois estágios proposto por Miu, Chiang e Darling (1997) é uma contribuição original, já que usa um AG restrito numa fase inicial com a finalidade de conseguir soluções de boa qualidade e, em uma segunda fase, utiliza análise de sensibilidade para melhorar as soluções conseguidas inicialmente. Eles consideram a possibilidade de tratar redes com bancos de capacitores já instalados, permitindo a retirada ou substituição por outros de tamanhos diferentes.

Um AG com indivíduos compostos de 4 *substrings*, codificados na forma binária, é proposto por Ghose, Goswami e Basu (1999). Os resultados computacionais em duas redes mostram que o algoritmo apresenta bons resultados, quando o AG incorpora a decisão sobre os locais de instalação dos capacitores.

Levitin, Kalyuzhny, Shenkman e Chertkov (2000) apresentaram um novo método evolutivo para o PLC, cuja maior contribuição foi uma representação compacta do cromossomo, que faz com que um número inteiro, associado a cada local potencial para instalar um capacitor, contenha informação tanto da localização do capacitor quanto de seu tamanho.

O artigo de Mendes et al. (2002) aplica uma abordagem por algoritmos meméticos (Moscatto 1989), com resultados ligeiramente superiores aos apresentados por Gallego et al. (2001). Essa metodologia foi avaliada com bons resultados em redes de grande porte (na ordem de milhares de nós).

O trabalho de Chiou, Chang e Su (2004) é um dos pioneiros a utilizar *colônia de formigas* para resolver o problema de alocação de capacitores. Eles propõem um algoritmo evolutivo híbrido com colônia de formigas e apresentam estudos de casos com redes pequenas. Os autores propõem a utilização do método em redes de distribuição de grande porte apesar dos resultados mostrarem tempos computacionais elevados.

A abordagem proposta em Mady (2009) utiliza um algoritmo genético para a instalação de capacitores, considerando geração distribuída e restrições na distorção harmônica das tensões.

Kasaei e Gandomkar (2010) propõem um método para reduzir perdas em redes de distribuição baseado em *colônia de formigas*, com a particularidade de que é usado para a solução simultânea do problema de alocação de capacitores e reconfiguração dos alimentadores de distribuição em redes de teste com bons resultados.

Eajal e El-Hawary (2010) desenvolveram um algoritmo baseado em *Particle Swarm Optimization*, ou *nuvem de partículas*, utilizando para avaliar a função objetivo um fluxo de carga específico para componentes harmônicas em conjunto com um fluxo de carga trifásico convencional. Os testes computacionais neste trabalho foram realizados sobre uma rede de distribuição de 13 barras com bons resultados.

Por ser um problema difícil, o PLDC continua sendo objeto de estudo dos pesquisadores da

área, que procuram métodos mais eficientes de solução e buscam incorporar novas exigências ao problema.

A seguir, será apresentada uma formulação para o problema de alocação de bancos de capacitores fixos e variáveis.

2.5.3 Formulação do Problema de Localização e Dimensionamento de Bancos de Capacitores

A formulação do problema de localização e dimensionamento de capacitores (PLDC) deve levar em consideração a alocação de bancos fixos ou variáveis. Os bancos de capacitores fixos injetam uma certa quantidade de reativo de forma constante durante todo o período de tempo, enquanto os bancos variáveis podem injetar valores diferentes de reativos em dependência do controle selecionado.

Considere a Figura 2.10, com o capacitor de capacidade Q_{C_k} instalado no nó k .

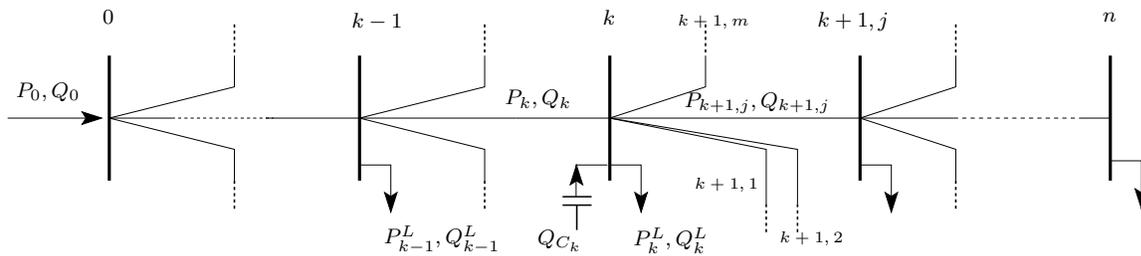


Figura 2.10: Diagrama simplificado de rede de distribuição com capacitor instalado.

A formulação do problema de localização e dimensionamento de bancos de capacitores para uma rede de distribuição radial pode ser dada pelas seguintes equações:

$$\text{Min}_{C_k \in \mathcal{F}, C_k^s \in \mathcal{S}} \left[\sum_{k \in \mathcal{N}} (f(C_k) + g(C_k^s)) + \sum_{t \in T} \alpha_{et} \tau_t \sum_{k \in \mathcal{N}} \sum_{(k+1, j) \in A_k} r_{k+1, j} I_{k+1, j}^t \right]^2 \quad (2.26)$$

sujeito a:

$$I_{k+1,j}^t{}^2 = \frac{P_{k+1,j}^t{}^2 + Q_{k+1,j}^t{}^2}{V_k^t{}^2} \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall (k+1, j) \in A_k, \forall t \in T \quad (2.27)$$

$$P_k^t = \sum_{(k+1,j) \in A_k} P_{k+1,j} + \sum_{k+1,j \in A_k} r_{k+1,j} I_{k+1,j}^t{}^2 + P_{L_k}^t \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall (k+1, j) \in A_k, \forall t \in T \quad (2.28)$$

$$Q_k^t = \sum_{(k+1,j) \in A_k} Q_{k+1,j}^t + \sum_{(k+1,j) \in A_k} x_{k+1,j} I_{k+1,j}^t{}^2 + Q_{L_k}^t - Q_{C_k} - Q_{C_k^s}^i \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall (k+1, j) \in A_k, \forall t \in T \quad (2.29)$$

$$V_{k+1,j}^t{}^2 = V_k^t{}^2 - 2(r_{k+1,j} P_{k+1,j}^t + x_{k+1,j} Q_{k+1,j}^t) - (r_{k+1,j}^2 x_{k+1,j}^2 I_{k+1,j}^t{}^2) \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall (k+1, j) \in A_k, \forall t \in T \quad (2.30)$$

$$\underline{v} \leq V_k^t \leq \bar{v} \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall t \in T \quad (2.31)$$

$$0 \leq Q_{C_k^s}^i \leq \bar{Q}_{C_k^s} \quad \forall k \in \mathcal{N} \quad (2.32)$$

$$0 \leq I_{k+1,j}^t \leq \bar{I}_{k+1,j} \quad \forall (k+1, j) \in A_k, \forall t \in T \quad (2.33)$$

sendo \mathcal{F} o conjunto de capacitores *fixos* disponíveis para instalação na rede, \mathcal{S} o conjunto de capacitores variáveis disponíveis, \mathcal{N} o conjunto de nós da rede de distribuição, $f(C_k)$ o custo do capacitor C_k que fornece a potência reativa Q_{C_k} , $g(C_k^s)$ o custo do capacitor C_k^s que fornece a potência reativa $Q_{C_k^s}^i$ para o controle i do banco C_k^s , α_{et} o custo da energia durante o intervalo de tempo t , τ_t a duração do intervalo de tempo t , T o conjunto de intervalos de tempo, A_k o conjunto de arcos que se originam no nó k , $r_{k+1,j}$ a resistência da linha no arco $(k+1, j)$, $x_{k+1,j}$ a reatância da linha no arco $(k+1, j)$, $P_{k+1,j}^t$ a potência ativa circulando no arco $(k+1, j)$ durante o intervalo de tempo t , $Q_{k+1,j}^t$ a potência reativa circulando no arco $(k+1, j)$ durante o intervalo t , $P_{L_k}^t$ e $Q_{L_k}^t$ são, respectivamente, as potências ativa e reativa da carga instalada no nó k durante o intervalo t .

As variáveis V_k^t e $V_{k+1,j}^t$, representam os valores da tensão nos nós k e $(k+1, j)$, durante o intervalo de tempo t , \underline{v} e \bar{v} são, respectivamente, os limites inferior e superior da tensão fornecidos para o problema. $I_{k+1,j}^t$ é a corrente no arco $(k+1, j)$, $\bar{I}_{k+1,j}$ é o limite de corrente no arco $(k+1, j)$, dado pelo tipo de condutor ou chave instalado no arco.

A Equação 2.32 representa a restrição de capacidade dos capacitores variáveis, onde i é o passo de controle ou “tap” do capacitor variável C^s instalado no nó k .

O problema formulado pelas Equações 2.26 a 2.33 pode ter vários casos particulares. Por exemplo, permitir só a instalação de bancos fixos ou a instalação de um só banco por nó da rede. A restrição de tensão representada pela Equação 2.31 pode ser relaxada, pois em muitos casos não é possível, através da instalação de capacitores, manter as tensões dentro dos limites desejados. Outras restrições relacionadas ao limite máximo de harmônicos na rede podem ser incorporadas (El-Samahy, El-Saadany e Salama 2004), (Eajal e El-Hawary 2010).

O tamanho do espaço de busca para este problema, especificamente para a instalação de bancos de capacitores fixos é igual a $T_s = |\mathcal{F}|^{|\mathcal{N}|}$, sendo $|\mathcal{F}|$ a cardinalidade do conjunto de

capacitores fixos \mathcal{F} e $|N|$ o número de nós da rede. Para uma rede com 100 nós e 5 tipos de capacitores $T_s = 5^{100} = 25^{50} > 10^{50}$. Supondo que em um computador moderno gasta-se 10^{-9} segundos para avaliar uma solução (gasta-se em realidade muito mais), ao avaliar todas as soluções seriam gastos 10^{41} segundos, tempo muito maior que a idade do universo $4,73 \times 10^{17}$ segundos (supondo que a idade do universo é de aproximadamente 15 bilhões de anos).

2.5.3.1 Problema de Controle de Capacitores

Muitas vezes, na rede de distribuição de energia, existem capacitores variáveis instalados, os quais, por razões diversas, como variações no perfil de carga, incertezas sobre valores das cargas ou configuração inadequada de seus controles, deixam de exercer sua função corretamente. Nesses casos, é necessário encontrar a configuração adequada do controle de cada um dos bancos variáveis instalados para gerar o mínimo de perdas possível. O problema de controle de bancos de capacitores para a redução de perdas pode ser definido como a busca da configuração de capacitores que traz a maior redução de perdas na rede, durante um determinado período de estudo.

A bibliografia disponível sobre o problema de controle de capacitores (PCC) é escassa. Talvez por ser um subproblema do PLDC, ele não receba a mesma atenção. Além disso, pelo fato dos capacitores variáveis serem dispositivos “caros”, sua utilização é menor nas redes de distribuição.

Um método baseado em programação dinâmica foi usado por Hsu e Kuo (1993) para encontrar o controle ótimo para cada horário. Uma abordagem mista por programação dinâmica (PD) e redes neurais (RN) foi proposta por Hsu e Yang (1994). Nessa abordagem, o algoritmo de PD soluciona o PCC off-line para um número grande de perfis de carga. A rede neural identifica o perfil de carga ativo e encontra na base de dados a solução associada ao perfil; em seguida, faz-se um ajuste fino da solução encontrada.

Uma solução heurística mista é proposta por Deng, Ren, Zhao e Zhao (2002) para determinar o valor do ponto de operação de capacitores e transformadores no curto prazo. Especificamente, fazem um estudo para determinar o valor dos “taps” destes equipamentos para as 24 horas do próximo dia.

Apesar deste problema (PCC) ser considerado um subproblema do PLDC e, portanto, ambos têm muitos pontos em comum, a função objetivo (vide Equação 2.34) minimiza somente as perdas, porque supõe-se que os bancos de capacitores variáveis se encontram instalados e a modificação de seus controles não acarreta variação nos custos.

$$Min_{C_k^s \in \mathcal{S}} \left[\sum_{t \in T} \tau_t \sum_{k \in N} \sum_{(k+1,j) \in A_k} r_{k+1,j} I_{k+1,j}^t \right]^2 \quad (2.34)$$

sujeito a:

$$I_{k+1,j}^t = \frac{P_{k+1,j}^t + Q_{k+1,j}^t}{V_k^{t2}} \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall (k+1, j) \in A_k, \forall t \in T \quad (2.35)$$

$$P_k^t = \sum_{(k+1,j) \in A_k} P_{k+1,j} + \sum_{k+1,j \in A_k} r_{k+1,j} I_{k+1,j}^t + P_{L_k}^t \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall (k+1, j) \in A_k, \forall t \in T \quad (2.36)$$

$$Q_k^t = \sum_{(k+1,j) \in A_k} Q_{k+1,j}^t + \sum_{(k+1,j) \in A_k} x_{k+1,j} I_{k+1,j}^t + Q_{L_k}^t - Q_{C_k} - Q_{C_k^s}^i \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall (k+1, j) \in A_k, \forall t \in T \quad (2.37)$$

$$V_{k+1,j}^t = V_k^{t2} - 2(r_{k+1,j} P_{k+1,j}^t + x_{k+1,j} Q_{k+1,j}^t) - (r_{k+1,j}^2 x_{k+1,j}^2) I_{k+1,j}^t \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall (k+1, j) \in A_k, \forall t \in T \quad (2.38)$$

$$\underline{v} \leq V_k^t \leq \bar{v} \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall t \in T \quad (2.39)$$

$$0 \leq Q_{C_k^s}^i \leq \bar{Q}_{C_k^s} \quad \forall k \in \mathcal{N} \quad (2.40)$$

$$0 \leq I_{k+1,j}^t \leq \bar{I}_{k+1,j} \quad \forall (k+1, j) \in A_k, \forall t \in T \quad (2.41)$$

2.5.4 Redução de Perdas por Alocação de Capacitores e Reconfiguração de Redes de Distribuição

Como foi explicado anteriormente, a alocação de capacitores e a reconfiguração de redes de distribuição são duas técnicas muito utilizadas na redução de perdas técnicas em redes de distribuição. No entanto, é muito comum resolver estes dois problemas de forma independente. Geralmente, os problemas são resolvidos de forma desacoplada (Fernandes 2003), primeiro resolve-se o problema de reconfiguração e depois o de alocação de capacitores, ou vice-versa. A seguir é introduzida uma formulação para o problema conjunto e alguns comentários.

$$Min_{S_k \in \mathcal{Z}, C_k \in \mathcal{F}, C_k^s \in \mathcal{S}} \left[\sum_{k \in \mathcal{N}} (f(C_k) + g(C_k^s)) + \sum_{t \in T} \alpha_{et} \tau_t \sum_{k \in \mathcal{N}} \sum_{(k+1,j) \in A_k} r_{k+1,j} I_{k+1,j}^t \right] \quad (2.42)$$

sujeito a:

$$I_{k+1,j}^t = \frac{P_{k+1,j}^t + Q_{k+1,j}^t}{V_k^t} \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall (k+1, j) \in A_k, \forall t \in T \quad (2.43)$$

$$P_k^t = \sum_{(k+1,j) \in A_k} P_{k+1,j} + \sum_{(k+1,j) \in A_k} r_{k+1,j} I_{k+1,j}^t + P_{L_k}^t \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall (k+1, j) \in A_k, \forall t \in T \quad (2.44)$$

$$Q_k^t = \sum_{(k+1,j) \in A_k} Q_{k+1,j}^t + \sum_{(k+1,j) \in A_k} x_{k+1,j} I_{k+1,j}^t + Q_{L_k}^t - Q_{C_k} - Q_{C_k^s} \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall (k+1, j) \in A_k, \forall t \in T \quad (2.45)$$

$$V_{k+1,j}^t = V_k^t - 2(r_{k+1,j} P_{k+1,j}^t + x_{k+1,j} Q_{k+1,j}^t) - (r_{k+1,j}^2 x_{k+1,j}^2) I_{k+1,j}^t \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall (k+1, j) \in A_k, \forall t \in T \quad (2.46)$$

$$\underline{v} \leq V_k^t \leq \bar{v} \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall t \in T \quad (2.47)$$

$$0 \leq I_{k+1,j}^t \leq \bar{I}_{k+1,j} \quad \forall (k+1, j) \in A_k, \forall t \in T \quad (2.48)$$

$$\mathcal{G}' = [\mathcal{N}, \mathcal{A}'] \quad \text{é uma árvore} \quad (2.49)$$

onde as variáveis e índices já foram apresentados junto às formulações das seções 2.5.1 e 2.5.3.

Veja que apesar do problema conjunto possuir as mesmas restrições de potência e tensão que o problema de alocação de capacitores, o número de variáveis de decisão aumenta consideravelmente, fato que junto à restrição de radialidade acrescenta complexidade adicional ao problema exigindo de métodos mais eficientes de solução para redes de grande porte. Por outro lado, a abordagem do problema conjunto permite obter soluções de menores perdas em comparação com os ganhos obtidos a partir da solução independente dos problemas de reconfiguração e alocação de capacitores (Fernandes 2003).

Na Parte II é feito um resumo dos métodos de otimização combinatória, em particular os métodos utilizados nos algoritmos elaborados na tese.

Capítulo 3

Métodos de Otimização Combinatória

Este capítulo faz uma breve apresentação dos métodos que serão usados na minimização de perdas e melhoria das condições de operação de redes de distribuição de energia elétrica.

Os problemas de otimização podem ser divididos em duas categorias: aqueles com variáveis *contínuas* e os de variáveis *discretas*. Os que utilizam variáveis discretas são chamados de *problemas de otimização combinatória* e são caracterizados pela seleção ou permutação de um conjunto *discreto* de itens, finita ou infinitamente enumerável, da forma:

$$\begin{aligned} & \text{Minimizar} && f(x) && (3.1) \\ & \text{sujeito a} && x \in \mathcal{X} \end{aligned}$$

sendo x a solução que pertence ao conjunto de soluções factíveis \mathcal{X} , também chamado de *espaço de soluções*, *espaço de busca* ou *espaço de decisão*, definido pelas restrições do problema. A função f mapeia \mathcal{X} ($f : \mathcal{X} \rightarrow \mathfrak{R}$) para \mathfrak{R} e é chamada de *função objetivo*. Ela descreve o grau de atendimento dos objetivos da otimização para uma dada solução candidata x .

A teoria da complexidade foi formulada com base nos problemas de decisão, que consistem naqueles problemas onde se deseja obter uma resposta, *sim* ou *não*, para uma dada pergunta. A seguir serão descritas as classes de problemas P , NP , NP -completos e NP -difíceis.

Os problemas pertencentes à classe P são aqueles onde é possível encontrar em tempo polinomial uma solução que responde a pergunta do problema de decisão. Por exemplo, considere o seguinte problema: existe um valor menor do que k em um certo conjunto de números inteiros de tamanho n ? Esse exemplo claramente pertence a P , pois é possível fazer uma busca em tempo linear (com relação a n) pelo elemento mínimo do vetor e verificar se o mesmo é menor do que k .

Os problemas pertencentes à classe NP (*Nondeterministic polynomial time*) são todos os problemas para os quais, dada uma solução previamente obtida, é possível verificar em tempo polinomial se a solução responde *sim* ou *não* à pergunta do problema de decisão. Por exemplo, considere o seguinte problema de decisão: existe uma árvore geradora com custo menor do que k para um dado grafo $G(N, A)$? Não é difícil perceber que dada qualquer árvore geradora do grafo $G(N, A)$, é possível verificar o custo dessa árvore em tempo polinomial, bastando somar os custos de todas as arestas. A resposta ao problema é resultante da comparação do custo obtido com k . Assim, pode-se afirmar que o problema deste exemplo pertence a NP , e além disso, também pertence a P pois trata-se do problema de decisão derivado do problema de árvore geradora mínima, para o qual existem diversos algoritmos polinomiais conhecidos. Disto se estende que P é um subconjunto de NP .

Em geral, como no exemplo anterior, é possível transformar problemas de otimização em problemas de decisão. Isso é relevante para a análise de complexidade de problemas combinatórios.

Os problemas de decisão NP -completos são problemas em NP muito reconhecidos da literatura, como por exemplo, *3-satisfatibilidade*, *caixeiro viajante*, *caminho hamiltoniano* entre outros (Papadimitriou e Steiglitz 1982). Uma propriedade importante desta classe é que qualquer problema em NP pode ser reduzido em tempo polinomial para qualquer problema NP -completo.

Desde que a classe NP -completo foi proposta por Cook (1971), não foi encontrado nenhum algoritmo de tempo polinomial que resolva qualquer um dos problemas NP -Completos. Se tal algoritmo for encontrado, isto implica que existem algoritmos polinomiais para todos os problemas NP -Completos, dada a propriedade de redução polinomial entre eles. Quanto aos problemas NP -difíceis, estes são versões de otimização de problemas de decisão NP -completos (Garey e Johnson 1979). Desse modo, assim como os problemas NP -completos, os problemas NP -difíceis são computacionalmente intratáveis, ou seja, ainda não existem algoritmos que o resolvam na otimalidade em tempo polinomial.

Um algoritmo que obtenha uma solução ótima para um problema de otimização é chamado de *algoritmo exato*. Existe uma ampla variedade de métodos exatos para resolver problemas de otimização combinatória. Os principais exemplos de métodos exatos para problemas de otimização combinatória são *backtracking*, *branch and bound* e *programação dinâmica*.

Caso não exista necessidade ou não existam condições para encontrar uma solução ótima, um *algoritmo heurístico* pode ser utilizado. Este último se caracteriza por encontrar soluções de boa qualidade em tempo computacional aceitável, porém sem garantias de otimalidade. Algoritmos heurísticos ainda são a única alternativa viável para a solução de muitos problemas NP -difíceis.

A seção a seguir apresenta uma introdução aos algoritmos heurísticos, em particular aqueles conhecidos como metaheurísticas.

3.1 Métodos Heurísticos

Frequentemente nos deparamos com problemas que são computacionalmente intratáveis, ou com instâncias de problemas grandes o suficiente para excluir o uso de algoritmos “exatos”. Não obstante, é possível abordar e resolver este tipo de problema através do uso de regras simples, geralmente associadas ao conhecimento de características específicas do problema. Estas regras, que descrevem uma abordagem simplificada para a solução de um problema, são chamadas de *estratégias heurísticas* (Silver, Vidal e Werra 1980).

Estratégias heurísticas podem ser usadas na criação de algoritmos que levem à solução de problemas de otimização. Um algoritmo de busca heurístico é aquele que utiliza princípios heurísticos para encontrar soluções de qualidade para o problema, sem garantir a obtenção da solução ótima.

Embora heurísticas tenham sido amplamente utilizadas durante anos em otimização para a solução de problemas, nos últimos anos houve um aumento significativo no uso de *metaheurísticas*, isto é, métodos heurísticos que podem ser aplicados a uma ampla gama de problemas. O termo *metaheurísticas* foi utilizado pela primeira vez por Glover (1986), ao designar procedimentos iterativos para resolver problemas de otimização combinatória que incluem heurísticas tradicionais como sub-procedimentos (Garcia 2005).

As metaheurísticas diferenciam-se das heurísticas tradicionais, entre outras características, pela aceitação tanto de movimentos de melhoria quanto daqueles que geram soluções piores que a solução atual (Pardalos e Resende 2001). Ao resolver problemas de otimização reais, onde espera-se a ocorrência de múltiplos ótimos locais, essa característica torna-se fundamental para superar uma das principais limitações das heurísticas tradicionais, a de convergir prematuramente para um ótimo local.

Uma das características fundamentais das metaheurísticas, e que quando bem explorada evita a convergência precoce a um ótimo local, é o compromisso entre exploração (diversificação) e exploração (intensificação). A primeira se refere à amplitude da busca, ou seja, à capacidade de cobrir a maior parte possível do espaço de busca. A segunda é a capacidade de pesquisar completamente uma certa região do espaço de soluções.

Entre as metaheurísticas de mais sucesso, destacam-se *Simulated Annealing* (Kirkpatrick 1984), *busca tabu* (Glover 1989; Glover 1990; Glover e Laguna 1997), *algoritmos evolutivos* (Goldberg 1989; Fogel 1995; Bäck, Fogel e Michalewicz 2000) e *GRASP* (*Greedy Randomize Adaptive Search Procedure*) (Feo e Resende 1989; Feo e Resende 1995). Mais recentemente, outras metaheurísticas como otimização por *colônia de formigas* (ACO) (A. Coloni e Maniezzo 1991; Dorigo 1992) e otimização por *nuvem de partículas* (PSO) (Kennedy e Eberhart 1995; Kennedy e Eberhart 2001) vêm ganhando terreno.

O simulated annealing é uma técnica de otimização estocástica usada para encontrar soluções ótimas baseada no processo físico de cristalização de materiais sólidos. A ideia fundamental do

algoritmo é realizar iterativamente várias buscas locais que fornecem novas soluções, eventualmente adotadas como solução atual sempre que aquelas forem melhores que esta última, ou quando a probabilidade de aceitação for maior que um número gerado aleatoriamente. Uma certa função chamada de *redução da temperatura* afeta a probabilidade de aceitação, tornando o algoritmo mais seletivo, já que diminui as chances de deterioração da solução até um nível em que somente são aceitas soluções que tiverem um custo melhor que a solução atual.

A busca tabu (BT) é um algoritmo de busca que se caracteriza pelo uso de uma memória adaptativa, modificável ao longo do processo de busca, que contém uma lista de movimentos proibidos (tabus). O caráter adaptativo dessa memória permite percorrer o espaço de busca de forma econômica e efetiva, combinando informação local e histórico de busca.

Os algoritmos evolutivos (AE) são uma classe de algoritmos de otimização que simulam o processo de evolução natural. Este tipo de algoritmo mantém um conjunto de soluções candidatas (população), as quais são modificadas através de seleção e modificação das mesmas. A seleção imita o processo de competição para perpetuar a espécie, enquanto a modificação imita a capacidade da população de criar novos indivíduos através de recombinação e mutação randômicas.

O GRASP é um algoritmo iterativo de múltiplos reinícios, no qual cada iteração consiste em duas fases, uma fase construtiva, na qual uma solução factível é produzida, e uma fase de busca local, na qual um ótimo local na vizinhança da solução construída é procurado. A melhor solução global é mantida como o resultado. As duas fases do algoritmo podem incluir componentes aleatórias na sua composição.

A seguir, são descritas duas técnicas que são utilizadas neste trabalho, um algoritmo evolutivo (metaheurística) e um método exato: programação dinâmica.

3.2 Algoritmos Evolutivos

Os algoritmos evolutivos são uma classe de algoritmos estocásticos inspirados nos processos da evolução natural introduzidos pela teoria evolucionista de Darwin (1859). Um algoritmo deste tipo foi formalizado, inicialmente, por Holland (1975) e nele podem distinguir principalmente três subconjuntos: algoritmos genéticos, programação evolutiva e estratégias evolutivas (Bäck et al. 2000).

Algumas características comuns (Bäck et al. 2000) ajudam identificar os algoritmos evolutivos:

- Algoritmos evolutivos utilizam o processo de aprendizado coletivo de uma população de indivíduos: usualmente cada indivíduo representa ou codifica uma solução no espaço de busca de soluções. Também os indivíduos podem incorporar informação adicional, utilizada pelo algoritmo como estratégia de mutação ou recombinação;

- Os novos indivíduos ou descendentes são gerados através de processos aleatórios, definidos pelos modelos de *mutação* e *recombinação* usados pelo algoritmo. A mutação corresponde a erros ocorridos na formação dos indivíduos (normalmente são preferidas pequenas mutações), enquanto a recombinação corresponde ao intercâmbio de informação entre dois ou mais indivíduos;
- Associa-se a cada indivíduo uma avaliação de acordo com a sua adaptação ao ambiente. Esta avaliação de qualidade é chamada também de *fitness*. O processo de seleção favorece os indivíduos melhor avaliados, de modo que estes possuem melhores chances de se reproduzirem que aqueles pior avaliados.

A Figura 3.1 ilustra um algoritmo evolutivo típico (Michalewicz 1996).

```
ALGEVOLUTIVO()
1   $t \leftarrow 0$ ;
2   $P(t) \leftarrow \text{INICIARPOPULAÇÃO}()$ ;
3   $\text{AVALIA}(P(t))$ ;
4  enquanto Critério de parada for falso
5  faça  $\text{RECOMBINA}(P(t))$ ;
6      $\text{MUTA}(P(t))$ ;
7      $\text{AVALIA}(P(t))$ ;
8      $\text{SELECIONA}(P(t))$ ;
9      $t \leftarrow t + 1$ ;
10 retorna  $P(t)$ ;
```

Figura 3.1: Algoritmo Evolutivo.

Nos dois primeiros passos, a população é inicializada com certa aleatoriedade de forma a permitir maior diversidade, inicializando-se também um contador de iterações t . A seguir, ocorre a avaliação dos indivíduos dentro da população. Em seguida, o laço entre os passos 5 e 9 corresponde a cada iteração do algoritmo evolutivo. No passo 5, os indivíduos da população são recombinados, para serem submetidos à mutação no passo 6. A população é avaliada no passo 7, e finalmente, no passo 8 a população sofre uma seleção com o objetivo de manter aqueles indivíduos mais adaptados, segundo a função de avaliação ou *fitness*. O último passo do laço incrementa o contador de iterações. Esta sequência de passos é repetida até o critério de parada ser satisfeito.

Uma classe de algoritmos pertencente aos algoritmos evolutivos são os algoritmos genéticos (AG). Na representação dos algoritmos genéticos, os indivíduos estão formados por *cromossomos*. Os cromossomos são constituídos de uma cadeia de *genes* que codificam uma possível solução do problema. Essa codificação é definida especificando os valores possíveis (*alelos*) para cada

uma das posições (*genes*) do cromossomo e organizando estes últimos numa estrutura adequada ou conveniente para o problema.

Cada indivíduo pode ser observado sob dois aspectos, pelo seu código genético, o *genótipo*, e seu comportamento, o *fenótipo* (Fogel 1995). O genótipo fornece um mecanismo para armazenar informações hereditárias dos indivíduos e o fenótipo a representação das características ambientais dos mesmos, baseados no genótipo. Normalmente, uma função para o mapeamento entre os genes do genótipo e os caracteres do fenótipo é definida para simular seus relacionamentos.

Os principais componentes dos algoritmos genéticos são descritos a seguir.

3.2.1 Representação do Cromossomo

As soluções do problema de otimização podem ser representadas por um conjunto de parâmetros que descrevem unicamente suas características desejáveis e essenciais. Esses parâmetros, associados aos genes são agrupados de forma a caracterizar um cromossomo. Essas estruturas são fundamentalmente vetores de tamanho fixo ou variável e suas características influenciam, significativamente, o desempenho dos algoritmos genéticos, assim como o tipo de operadores genéticos utilizados.

3.2.2 Inicialização da População

Uma abordagem simples para a criação da população é iniciar os indivíduos de forma aleatória, obtendo assim uma população inicial imparcial. Na solução de problemas reais, é comum utilizar informações disponíveis sobre o problema para auxiliar na geração da população. Algumas abordagens propõem a criação apenas de indivíduos factíveis (respeitando as restrições do problema) enquanto outras permitem gerar indivíduos infactíveis.

3.2.3 Função de Avaliação ou *Fitness*

A função de avaliação determina o nível de adaptação do indivíduo ao ambiente e, portanto, define a qualidade da solução de cada indivíduo. Intuitivamente, pode-se relacionar a função de avaliação à função objetivo do problema.

3.2.4 Seleção

O processo de seleção escolhe indivíduos na população para recombiná-los, gerar descendentes e inserir estes novos indivíduos na população em lugar de outros. No processo de seleção, os indivíduos são escolhidos de forma probabilística, geralmente levando em consideração seus valores da função de avaliação (*fitness*), simulando o processo de seleção natural que acontece na natureza. Dessa forma, os indivíduos com maior valor de *fitness* tem maior probabilidade de se reproduzirem, melhorando a qualidade geral da população.

Métodos comumente utilizados para implementar o operador de seleção são a *roleta* (Goldberg 1989), *torneio*, *classificação* e o operador de *Boltzman* (Bäck et al. 2000).

3.2.5 Operadores Genéticos

A cada geração do algoritmo genético, a população sofre modificações: indivíduos são selecionados para serem recombinados entre si e submetidos a pequenas variações aleatórias. Esse processo é implementado fundamentalmente por meio de dois operadores: *recombinação* e *mutação*.

3.2.5.1 Recombinação

O operador genético de recombinação atua sobre os indivíduos selecionados da população para gerar descendentes. Intuitivamente, dois indivíduos (pais), altamente adequados à população (isto é, com um valor alto de *fitness*), são recombinados para gerar descendentes dotados das características de cada um deles. Não conhecendo a priori quais são as melhores qualidades dos indivíduos *pais*, aquelas que influenciam um bom desempenho, a recombinação utiliza um procedimento aleatório para gerar descendentes com as características combinadas dos pais. Não é garantido, portanto, que os descendentes herdem as melhores características dos pais.

Os mecanismos mais utilizados na recombinação são *crossover de um ponto*, *crossover multiponto* e *crossover uniforme* (Goldberg 1989)

3.2.5.2 Mutação

A mutação é um mecanismo usado para introduzir pequenas variações nos indivíduos da população, onde o *alelo* (valor atribuído ao gene) é substituído randomicamente por outro. Este operador reproduz no algoritmo genético as mutações genéticas que acontecem nos seres vivos. Através de seu uso, novas soluções são criadas fazendo pequenas alterações na representação da solução original. Esse mecanismo geralmente é aplicado aos indivíduos produzidos pelo operador de recombinação.

3.3 Programação Dinâmica

A Programação Dinâmica (PD) é um método de programação matemática baseado em uma sequência de decisões inter-relacionadas, que leva à solução ótima para um determinado problema (Bellman 1957). A programação dinâmica utiliza o princípio de *dividir e conquistar* já que resolve problemas através da combinação de soluções de subproblemas.

Em geral, a programação dinâmica é aplicada a problemas de otimização e, por ser um método exato, sempre encontra a *solução ótima* para o problema. A abordagem de um problema por programação dinâmica, na essência, consiste da decomposição do problema em uma

sequência de subproblemas mais simples, interligados de forma recursiva. Geralmente, os problemas podem ser abordados com PD se neles foram identificadas as características descritas a seguir:

- O problema pode ser dividido em várias etapas, ou estágios de decisão, com uma estratégia, ou política de decisão associada a cada etapa;
- Cada etapa tem associado um número de estados da solução;
- Em cada estado de uma etapa, é decidido o estado da etapa seguinte que incorpora o maior benefício à função de retorno— desta forma, se estabelece um caminho condutor, que vai ligando a melhor sequência de decisões;
- Para um determinado estado, a política de decisão dos estados remanescentes é independente da decisão adotada nos estados anteriores— este é o *princípio de otimalidade* na programação dinâmica, concebido por Richard Bellman;
- O procedimento de solução, na sua forma mais usual, é iniciado na última etapa e procede no sentido “backward” (inverso); existe uma relação recursiva que identifica a solução ótima para a etapa k tendo disponível a solução em $k + 1$.

Em geral, os métodos baseados em programação dinâmica podem ser determinísticos ou probabilísticos, com variáveis contínuas ou discretas. Na programação dinâmica determinística, o estado no próximo estágio é determinado pelo estado e a política de decisão no estado atual. No caso estocástico, é usada uma distribuição de probabilidade.

Um problema de otimização (em particular um problema de minimização) define-se por programação dinâmica na forma a seguir:

$$\text{Min}_{u_0, u_1, \dots, u_{n-1}} \sum_{j=0}^n \{\phi_j(x_j, u_j) + \psi(u_n)\} \quad (3.2)$$

sujeito a:

$$x_{j+1} = f(x_j, u_j) \quad (3.3)$$

$$\underline{x}_j \leq x_j \leq \bar{x}_j \quad (3.4)$$

$$\underline{u}_j \leq u_j \leq \bar{u}_j \quad (3.5)$$

sendo que $\phi_j(x_j, u_j)$ é a *função de retorno* no estágio j , $\psi_j(u_n)$ é a função de contorno no estágio n (último estágio), x_j e u_j são as variável de estado e de controle no estágio j .

Ao aplicar programação dinâmica à solução de um problema de otimização, define-se uma função de custo ótimo $F(x_k)$ associada ao estado x_k , no estágio k ,

$$F(x_k) = \text{Min}_{u_k, u_{k+1}, \dots, u_{n-1}} \sum_{j=k}^n \{ \phi_j(x_j, u_j) + \psi(u_n) \} \quad (3.6)$$

A partir das equações 3.2, 3.3 e 3.6 deduz-se a equação recursiva de otimalidade ou *equação de Bellman*:

$$F(x_k) = \text{Min}_{u_k} \{ \phi(x_k, u_k) + F(x_{k+1}) \} \quad (3.7)$$

Esta equação expressa o *princípio de otimalidade de Bellman*: uma política ótima possui a propriedade de, independentemente do estado atual e decisão, as decisões restantes devem constituir uma política ótima no que se refere ao estado resultante da decisão atual, ou dito de outra forma: a partir de qualquer ponto de uma trajetória ótima, a trajetória restante é ótima para o subproblema correspondente iniciado naquele ponto.

É trivial concluir que o processo de solução de um problema por programação dinâmica termina quando a equação recursiva é aplicada no estágio inicial, ou seja,

$$F(x_0) = \text{Min}_{u_0} \{ \phi(x_0, u_0) + F(x_1) \} \quad (3.8)$$

A Figura 3.2 apresenta um exemplo unidimensional de programação dinâmica com n estágios. Os círculos na grade representam os estados gerados para cada estágio do problema.

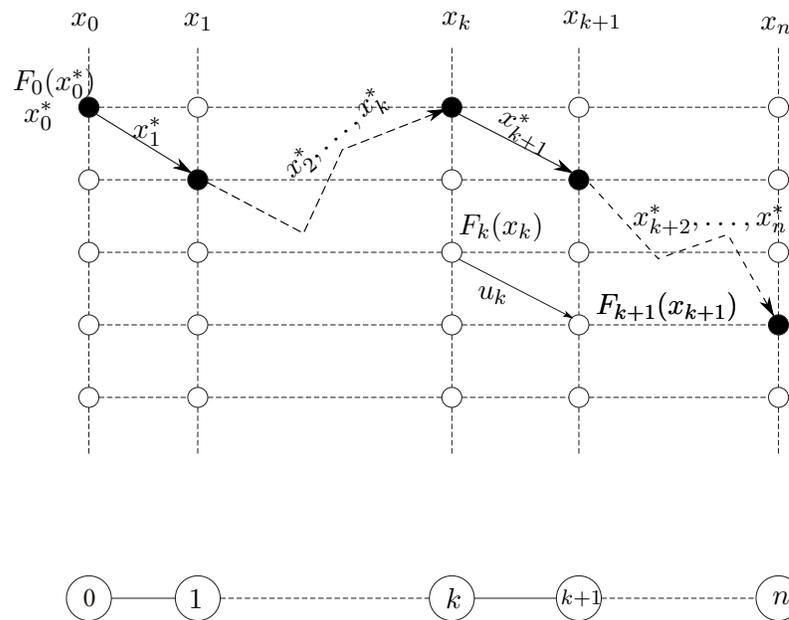


Figura 3.2: Diagrama de estados de um problema resolvido por PD.

Na solução de um problema de otimização por programação dinâmica, em cada estágio são armazenados o valor da função de custo ótimo $F(x_k)$ e o controle ótimo u_k . A função $F(x_k)$

é usada para encontrar a função de custo ótimo $F(x_{k-1})$ para os estados do estágio $k - 1$. O controle ótimo em cada estado é usado depois para recuperar a trajetória ótima, a partir do estágio inicial.

A recuperação da trajetória começa no estado ótimo inicial x_0^* , produto da aplicação do controle ótimo u_0^* . Usando as informações previamente armazenadas para cada estágio, obtêm-se então a trajetória e os controles ótimos, a partir da Equação 3.9.

$$x_{k+1}^* = f(x_k^*, u_k^*) \quad (3.9)$$

A Figura 3.2, ilustra também a obtenção de uma trajetória ótima ($T^* = x_0^*, x_1^* \dots, x_n^*$), que aparece destacada em linhas mais escuras.

3.3.1 Elementos a Considerar na Modelagem de um Problema por Programação Dinâmica

Problemas que podem ser formulados por programação dinâmica, com estágios não relacionados a um horizonte de tempo, são muito difíceis de reconhecer (Bradley, Hax e Magnanti 1977). Mas será que existe uma forma de identificar quando um problema pode ser resolvido por um algoritmo de PD? A resposta é não. Porém, existem dois ingredientes fundamentais que um problema de otimização deve ter para admitir a aplicação de um algoritmo de programação dinâmica: *subestrutura ótima* e *superposição de problemas* (Cormen, Leiserson, Rivest e Stein 2002).

Um problema tem *subestrutura ótima* se uma solução ótima para o problema está formada por soluções ótimas para os *subproblemas*. Dizemos que um problema tem *subproblemas superpostos* quando existe um algoritmo recursivo que examina o mesmo subproblema repetidas vezes (Cormen et al. 2002).

A especificação dos *estados* do sistema é, talvez, o parâmetro mais crítico desde o ponto de vista da concepção do modelo de programação dinâmica. Não há regras estabelecidas para se fazer isso. De fato, em sua maior parte, é uma arte, que exige criatividade e conhecimento sobre o problema que está sendo estudado (Bradley et al. 1977). As propriedades essenciais que devem motivar a seleção dos estados são:

- Os estados devem transmitir informações suficientes para tomar futuras decisões sem levar em conta como o processo atingiu o estado atual;
- O número de variáveis de estado deve ser pequeno, pois o esforço computacional associado com a abordagem de programação dinâmica tende a ser proibitivo, quando há mais de duas ou três variáveis de estado envolvidas na formulação do modelo.

Esta última característica limita consideravelmente a aplicabilidade da programação dinâmica na prática.

A Parte III, a seguir, apresenta as alternativas desenvolvidas para a redução de perdas por controle de reativos e a correção dos perfis de tensão em redes primárias de distribuição de energia elétrica.

Parte II

Minimização de Perdas e Melhorias nas Condições de Operação das Redes de Distribuição de Energia Elétrica

Capítulo 4

Localização e Dimensionamento de Bancos de Capacitores utilizando Algoritmos Genéticos

Este capítulo descreve um algoritmo genético híbrido para a solução do PLDC, primeiramente descrito por Mendes, Franca, Lyra, Pissarra e Cavellucci (2005), com a introdução de modificações importantes na codificação do cromossomo e na busca local para implementar melhorias no desempenho. A solução deste problema busca definir a melhor estratégia de localização e a capacidade dos capacitores de forma a minimizar as perdas elétricas e satisfazer as restrições operacionais da rede de distribuição.

Nas seções a seguir, são apresentadas as principais características do algoritmo, assim como estudos de caso que confirmam seu desempenho na solução do problema proposto.

4.1 Descrição do Algoritmo

O algoritmo proposto é um algoritmo evolutivo, em particular um algoritmo genético híbrido (AGH) para resolver o PLDC, proposto primeiramente por Mendes et al. (2005) e depois aplicado com sucesso ao mesmo problema por Vizcaino, Lyra e Cavellucci (2008), com várias melhorias. Um algoritmo genético híbrido (AGH) é um algoritmo genético que utiliza uma fase de melhoria, em geral uma busca local, para otimizar os indivíduos da população. Após um número suficiente de gerações, espera-se que a população de soluções seja formada apenas por soluções de “boa qualidade”, que representem boas configurações de localização e definição de capacidade dos capacitores.

A Figura 4.1 mostra um algoritmo genético híbrido. Observe que as fases de seleção, recombinação e mutação são acompanhadas de uma fase de melhoria (busca local). A frequência na

```

ALGGENHIBRIDO()
1   $t \leftarrow 0$ ;
2   $parada \leftarrow falso$ ;
3   $P(t) \leftarrow INICIARPOPULAÇÃO()$ ;
4   $AVALIA(P(t))$ ;
5  enquanto  $parada = falso$ 
6  faça  $SELECIONA(P(t))$ ;
7       $RECOMBINA(P(t))$ ;
8       $MUTA(P(t))$ ;
9       $AVALIA(P(t))$ ;
10      $BUSCA LOCAL(P(t))$ ;
11      $t \leftarrow t + 1$ ;
12      $AVALIA(parada, P(t))$ ;
13 retorna  $P(t)$ ;

```

Figura 4.1: Algoritmo genético híbrido.

execução da busca local depende muito da complexidade do algoritmo de busca utilizado. Caso seja necessário, é possível adotar a política de realizar uma busca local depois de um determinado número de gerações de forma a diminuir o impacto da busca no tempo computacional do algoritmo.

O critério de parada adotado neste tipo de algoritmo pode ser diverso: comumente, é um número determinado de iterações ou tempo computacional gasto pelo algoritmo. Também pode ser adotado um critério de melhoria da população, i.e, quando não for observada melhoria na função de adaptação por um determinado número de iterações, o processo dá-se por encerrado. Outros critérios, como taxas de diversidade da população ou combinação de vários critérios, podem ser utilizados.

A seguir, são introduzidas as principais características do algoritmo proposto.

4.1.1 Estrutura da População

O algoritmo proposto utiliza uma população hierarquicamente estruturada como a utilizada em (França, Mendes e Moscato 2001), (Mendes et al. 2005) e (Vizcaino et al. 2008). Essa característica confere maior robustez ao algoritmo, garantindo-lhe um desempenho superior quando comparado ao uso de populações não estruturadas (Mendes, França, Lyra, C. e Cavellucci 2002).

Na Figura 4.2 pode ser observado que a população é formada por árvores ternárias compostas por quatro indivíduos: um líder e três seguidores. Em cada subgrupo, o líder é sempre o indivíduo mais adaptado (com melhor função de avaliação). O número de indivíduos na po-

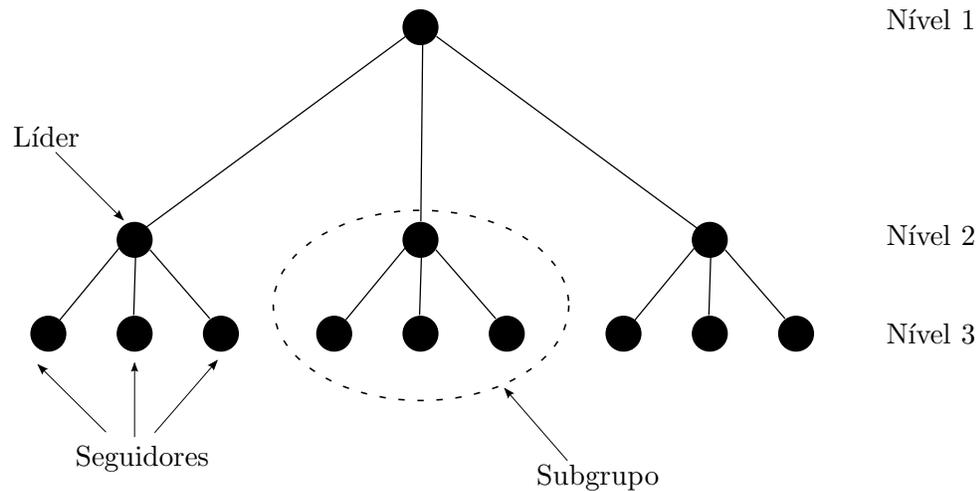


Figura 4.2: População estruturada.

pulação corresponde ao número de nós na árvore ternária completa igual a $(3^k - 1)/2$, onde k é o número de níveis da árvore. Para construir uma árvore ternária de 13 indivíduos, como a mostrada na Figura 4.2 é necessário construir uma árvore com três níveis, para 40 indivíduos uma árvore de 4 níveis.

Esta hierarquia faz com que indivíduos dos níveis superiores sejam mais bem adaptados que os que ocupam os níveis inferiores. O cruzamento de indivíduos neste tipo de população só acontece entre o líder e um dos seguidores. Para conservar a hierarquia dentro da população, faz-se necessário um reordenamento a cada iteração. No caso da Figura 4.2, a população é formada por um conjunto de 4 agrupamentos, com 3 níveis e treze indivíduos no total.

Este tipo de população permite trabalhar com um número reduzido de indivíduos, enquanto introduz algumas características multi-populacionais. Por exemplo, a migração de características genéticas só acontece entre níveis da população e nunca no mesmo nível hierárquico.

4.1.2 Inicialização da População

Enquanto, no algoritmo original de Mendes et al. (2005), a população inicial era criada de forma aleatória, tanto no número de bancos, na localização quanto nos tipos de bancos, neste trabalho é gerada uma população inicial onde os indivíduos são criados de forma aleatória, mas o número máximo de bancos de capacitores a serem representados no cromossomo é limitado pela relação entre o maior valor de potência reativa que circula pela rede de distribuição para demanda máxima (Q_{max}) e o banco de menor capacidade ($Q_{C_{min}}$) do conjunto \mathcal{Q} . É desejável usar este limitante para que a rede não fique em estado capacitivo, isto é, injete reativos ao sistema de transmissão. Por exemplo, se $\mathcal{Q} = 300, 600, 1200$ e $Q_{max} = 3000 \text{ kVAr}$, então o

número máximo de bancos a serem alocados na inicialização é igual a 10 ($\frac{3000}{300}$).

Este limitante no número máximo de bancos de capacitores nos indivíduos da população inicial evita explorar regiões pouco promissoras do espaço de soluções. Isto acelera o processo de convergência da população que é inerente a este tipo de algoritmo. Por isto, métodos de reinicialização foram implementados para evitar a perda de diversidade e a rápida convergência a ótimos locais.

4.1.3 Codificação do Cromossomo

A representação escolhida para o cromossomo do algoritmo genético híbrido é um vetor inteiro. O cromossomo codifica os locais candidatos (nós da rede de distribuição) para a instalação dos bancos de capacitores. Se o alelo correspondente à posição i tem valor igual a -1 , significa que esta posição não receberá um banco de capacitor, caso contrário receberá o valor do índice correspondente ao tipo de banco de capacitor especificado.

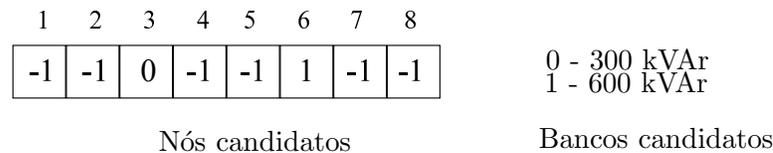


Figura 4.3: Codificação do cromossomo.

A Figura 4.3 mostra um exemplo da codificação proposta para o cromossomo, a posição 3 no cromossomo recebe um banco de tipo 0, que corresponde no exemplo a um banco de 300 kVAr , e na posição 6 um banco de tipo 1, que corresponde a um banco de 600 kVAr (isto depende dos valores propostos para cada tipo de banco). As outras posições do cromossomo não possuem bancos de capacitores instalados, por isso possuem um valor igual a -1 .

No algoritmo proposto por Mendes et al. (2005), era usado um cromossomo misto com duas partes: a primeira binária e a segunda inteira. A parte binária representava se havia ou não capacitor instalado e a inteira o tipo de banco. A modificação na codificação proposta neste trabalho simplifica os operadores de mutação e cruzamento, com ganhos significativos de desempenho, sem detrimento da representação do problema.

4.1.4 Função de Avaliação

A função de avaliação tem por finalidade quantificar a qualidade dos indivíduos gerados. Neste caso, a função de avaliação de cada indivíduo está representada pela função objetivo representada pela Equação 2.26, e seu valor quantifica a solução associada a cada indivíduo.

O primeiro componente a ser considerado é o benefício econômico resultante da redução de perdas decorrente da instalação de capacitores. Para isso, é necessário calcular as perdas no alimentador definidas na segunda parcela da Equação 2.26. Para a avaliação dos fluxos de potência, utiliza-se um algoritmo de fluxo de carga adequado a redes de distribuição, mostrado na Seção 2.4. As perdas são calculadas supondo-se instalados os capacitores codificados no cromossomo do indivíduo avaliado, que representa a solução do problema. O outro componente da função de avaliação é o custo anualizado de compra, instalação e manutenção dos capacitores, definida pela primeira parcela da Equação 2.26.

4.1.5 Operadores

Na *seleção* dos indivíduos para *recombinação*, é sempre escolhido um dos líderes e um de seus seguidores, de forma aleatória e com igual probabilidade para todos. Este artifício restritivo na seleção imita um comportamento multi-populacional, pois as recombinações só ocorrem entre subpopulações (subgrupos).

Como resultado da recombinação, é criado um novo indivíduo que contém a informação genética contida nos pais. No trabalho, foi adotada uma recombinação uniforme, onde o alelo do filho é determinado escolhendo-se aleatoriamente o alelo de um dos pais.

A *mutação* visa acrescentar diversidade à população de indivíduos. O operador implementado escolhe aleatoriamente uma posição do indivíduo e troca o valor do alelo. Se a posição escolhida não tem capacitor (-1) é escolhido um valor aleatoriamente em (\mathcal{Q}). Caso contrário, é somado ou subtraído aleatoriamente uma unidade a seu valor, respeitando os limites impostos pela codificação. Por exemplo: se existem dois tipos de bancos em \mathcal{Q} , então os valores que um alelo pode receber são -1 , 0 e 1 , se ao somar ou subtrair uma unidade ao valor do alelo estes limites forem excedidos, então o alelo receberá o valor limite.

4.1.6 Busca Local

A otimização dos descendentes é realizada através de uma *busca local*, com três tipos de estratégias no genótipo e uma estratégia no fenótipo (rede de distribuição), que são detalhadas a seguir.

Busca local de *adição e retirada*: busca local feita apenas alterando-se a localização dos capacitores. Cada alelo no cromossomo é alterado, de forma sequencial para seu valor oposto, buscando uma melhoria na função objetivo.

Busca local de *capacidade*: busca local baseada na modificação da capacidade dos bancos, verificando a qualidade das soluções para bancos de capacitores com capacidade imediatamente inferior e superior à capacidade do capacitor instalado (subtrai e soma uma unidade ao alelo).

Busca local de *troca*: tenta-se retirar um capacitor e colocá-lo em uma outra posição disponível (sem capacitor instalado).

Busca local de *deslocamento*: esta estratégia de otimização é implementada no *fenótipo* do indivíduo, e consiste em deslocar todos os bancos de capacitores instalados em uma determinada vizinhança visando melhorar a função de avaliação. Esta estratégia de busca mostrou-se necessária porque foi detectado em testes computacionais que, em geral, quando aplicadas a boas soluções, as estratégias de busca local descritas acima (feitas no genótipo) não trazem os resultados esperados. A Figura 4.4 ilustra esta estratégia.

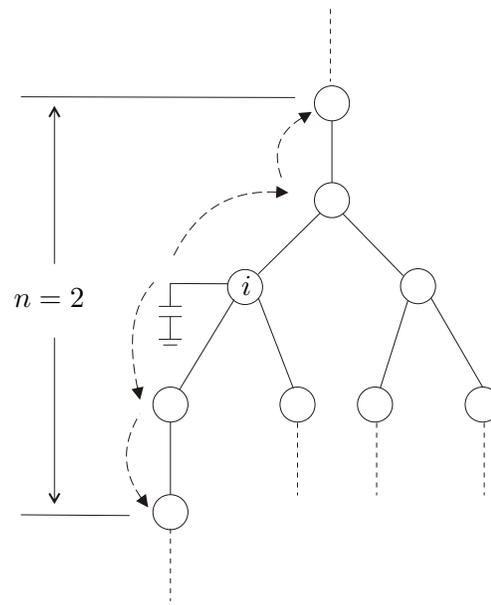


Figura 4.4: Busca local de deslocamento.

Pode-se observar, na Figura 4.4, que o banco instalado no nó i é deslocado em profundidade em direção ao nó folha ou em direção ao nó raiz em uma certa vizinhança ($n = 2$). Esta busca termina quando é alcançado o valor de n previamente estabelecido (número de nós a serem visitados para cima ou para baixo, no exemplo $n = 2$) ou quando seja observada uma piora na função de avaliação do indivíduo. A escolha do valor de n é importante, porque valores muito grandes prejudicam o desempenho do algoritmo, sob o ponto de vista de tempo computacional, e valores pequenos podem não trazer os benefícios esperados. Durante os testes computacionais, $n = 20$ mostrou-se adequado. A definição do parâmetro n poderia ser associado ao tamanho da rede e, portanto, ser modificado de forma dinâmica, característica esta que pode ser acrescentada em implementações futuras do algoritmo.

Ao finalizar a etapa de busca local, se o novo indivíduo for melhor do que o líder do subgrupo, ele toma o seu lugar. Caso contrário, é verificado se ele é melhor que o seguidor que participou como pai na recombinação. Se for melhor, substitui o seguidor. Uma vez inserido o novo indivíduo, inicia-se a etapa de atualização da população, caracterizada pela reestruturação da

mesma.

As estratégias de busca local são aplicadas após um certo número de iterações, visando um compromisso entre qualidade das soluções e tempo computacional.

4.2 Estudo de Casos

Para os testes computacionais, foram utilizadas doze instâncias que representam diferentes redes de sistemas de distribuição. Para uma melhor identificação, as instâncias foram divididas em dois grupos, redes com até 6000 nós pertencem ao grupo *A* e as outras com até pouco mais de 10000 nós, ao grupo *B*. As instâncias foram nomeadas associando a letra do grupo seguida do número de nós da rede representada. A primeira (A70) é uma pequena rede de teste usada por Baran e Wu (1989b) em um artigo muito citado da bibliografia da área. As outras são instâncias que representam redes reais de sistemas de distribuição no Estado de São Paulo. Todas elas apresentam valores significativos de queda de tensão e perdas técnicas.

Tabela 4.1: Características fundamentais das redes utilizadas nos testes computacionais.

Redes	Alimen- tadores	Nós com Ramificações	Total MW	Total MVAR	Comprimento (km)
A70	1	7	3,80	2,69	-
A2559	5	506	13,83	7,00	551,42
A2645	11	511	42,76	20,72	184,5
A2899	2	559	6,00	4,66	351,31
A5210	4	892	18,64	8,52	541,09
A5534	7	925	28,09	20,73	391,62
B6246	30	1 143	131,97	66,90	355,44
B6720	9	1 036	48,95	24,75	403,64
B6867	70	1 527	215,89	100,20	369,00
B7500	10	1 304	61,60	29,57	1174,38
B9214	16	1 741	59,37	27,12	635,88
B10363	16	1 710	75,51	36,57	1218,92

A Tabela 4.1 mostra as características das redes de estudo. As colunas 4 e 5 apresentam os valores da carga ativa e reativa das redes representadas, enquanto a última coluna mostra a extensão total de todos os trechos da rede. No anexo A, são apresentados gráficos das topologias das redes utilizadas no estudo com a única exceção da rede *A70* para a qual não existe informação de suas coordenadas cartesianas.

Os tamanhos e os custos dos bancos de capacitores são mostrados na Tabela 4.2. O custo dos bancos de capacitores fixos mostrados na tabela incluem o custo de instalação e correspondem a valores praticados no mercado.

Tabela 4.2: Bancos de capacitores utilizados nos testes computacionais

Capacidade (kVAr)	Banco Fixo Custo (R\$)
150	6 988
300	7 106
450	7 256
600	8 051
900	9 983
1 200	11 916

Outros parâmetros usados para calcular a função objetivo do problema foram um valor da energia de 100 R\$/MWh, período de 5 anos para amortecer o investimento com capacitores com uma taxa de juros de 15% ao ano. Informação detalhada dos perfis de carga das redes não é encontrada facilmente. Por isso, um cenário diário com um perfil de carga uniforme é adotado para todos os estudos de caso. Este cenário usa a informação das demandas máximas dos nós para obter a demanda correspondente a cinco níveis de carga diferente (0.3, 0.8, 0.8, 1.0, 0.6) e diferentes durações (6, 6, 6, 3 e 3 horas) como mostra a Figura 4.5. A utilização de uma mesma curva de carga para todos os nós não invalida a abordagem desenvolvida, mas simplifica notavelmente a estrutura de dados utilizada pelo programa.

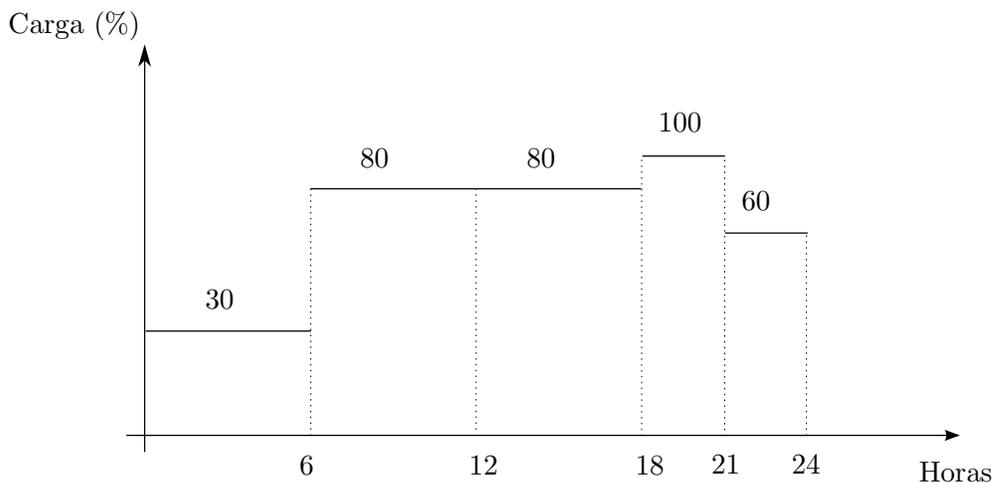


Figura 4.5: Curva de carga utilizada nos estudos de caso.

Através da aplicação de várias combinações dos principais parâmetros, procurou-se evidenciar a contribuição de cada um deles para o desempenho do algoritmo. A Tabela 4.3 apresenta estes parâmetros e o conjunto de valores empregado para cada um.

Parâmetro	Valores
Número de reinícios	{ 5 10 20 }
Tamanho da população	{ 13 40 }
Taxa de mutação	{ 0,1 0,3 0,5 }

Tabela 4.3: Parâmetros utilizados para o AGH e os respectivos valores associados.

O programa elaborado para os testes computacionais foi codificado em C++ e desenvolvido sobre o “framework” descrito por (Garcia 2005). Os testes foram executados em um computador Intel QuadCore 3.0 GHz e 4 Gb de RAM, com sistema operacional Linux de 64 bits, distribuição UBUNTU.

A partir da execução do AGH para diferentes configurações de parâmetros em todas as redes, com 20 repetições para cada uma, escolheu-se a configuração que apresentou melhor qualidade da solução. As Tabelas 4.4 e 4.5 mostram os resultados para a melhor configuração do AGH com 40 indivíduos na população, 30% na taxa de mutação e 10 reinícios.

Tabela 4.4: Resultados da aplicação do AGH

Redes	Perdas Iniciais (kW)	Perdas Finais (kW)	Redução de Perdas (%)	Tempo médio (s)
A70	21,42	16,30	23,9	0,4
A2559	675,14	566,44	16,1	39,2
A2645	673,40	560,73	16,7	45,2
A2899	292,25	178,64	39,0	186,35
A5210	260,58	231,19	11,3	147,50
A5534	460,80	343,04	25,6	284,85
B6246	1837,22	1578,64	14,1	251,64
B6720	781,18	701,01	10,3	397,95
B6867	1410,36	1312,07	7,0	200,89
B7500	1652,03	1315,00	20,4	790,90
B9214	1585,76	1284,25	19,0	1307,20
B10363	748,51	645,73	13,7	1331,9

A última coluna da Tabela 4.4 mostra o tempo computacional médio do AGH para as 20 repetições. Observa-se que o crescimento do tempo de execução do algoritmo não é proporcional

ao número de nós da rede. Ele tem uma forte correlação com o número de nós por alimentador e a distribuição de reativos nos alimentadores. Quanto maior o número de nós e a circulação de reativos, maior será o número de candidatos no cromossomo de cada indivíduo e, portanto, maior será o tempo de processamento. Por exemplo, enquanto a execução do AGH para a rede *B6246* leva 251,64 segundos, para uma rede significativamente menor, como a *A2899* ele consome 186,35 segundos. Isto se justifica pois, apesar da rede *A2899* ter pouca circulação de reativos (ver Tabela 4.1), ela possui só dois alimentadores para acomodar 2899 nós, enquanto a *B6246* tem 6246 nós distribuídos em 30 alimentadores.

Os ganhos obtidos pela instalação de capacitores são mostrados na Tabela 4.5. A coluna *Custo Inicial* mostra as os custos das perdas sem capacitores instalados, a coluna *Custo Final* apresenta o custo das perdas mais o custo dos capacitores. Observa-se que os ganhos vão de modestos 2,7% para a rede *B6867* até 34,8% para a rede *A2899*. Isto se deve, fundamentalmente, às diversas composições das redes escolhidas para os testes: quanto ao fator de potência, número de nós, número e comprimento dos alimentadores.

Tabela 4.5: Benefícios econômicos do melhor resultado do AGH

Rede	Custo Inicial (R\$)	Custo Final (R\$)	Ganho (%)	Potência instalada (kVAr)
A70	17600	15763	10,4	600
A2559	537100	440472	18,0	1200
A2645	552072	487328	11,7	7800
A2899	238723	155549	34,8	2850
A5210	213764	197732	7,5	2250
A5534	377766	306705	18,8	7800
B6246	1506980	1374220	8,8	22800
B6720	639393	593242	7,2	5400
B6867	1158480	1126892	2,7	14850
B7500	1349883	1121870	16,9	13650
B9214	1295378	1097021	15,3	13200
B10363	613761	558284	9,0	8400

O próximo capítulo apresenta um método de programação dinâmica para resolver o problema de localização, dimensionamento e controle de capacitores.

Capítulo 5

Localização e Dimensionamento de Bancos de Capacitores por Programação Dinâmica

Mais de quatro décadas atrás, Durán (1968) propôs um algoritmo de programação dinâmica para encontrar o número, local de instalação e capacidade ótima de bancos de capacitores em redes de distribuição radial. A abordagem de Durán (1968), apesar de encontrar a solução ótima usando um modelo aproximado da rede de distribuição, tinha a limitação de ser aplicável somente a redes sem ramificações.

Neste capítulo, é proposto um algoritmo de programação dinâmica para a solução do PLDC tanto para bancos de capacitores fixos e variáveis que, através de novas ideias, estende a proposta original de Durán a alimentadores radiais com ramificações, levando em consideração a queda de tensão. Também são propostas modificações no algoritmo para sua aplicação no problema de controle de capacitores (PCC).

5.1 Abordagem de Programação Dinâmica para Alimentadores sem Ramificações

A abordagem proposta em Durán (1968) estuda o problema de redução de perdas através da instalação de bancos de capacitores fixos utilizando programação dinâmica.

O desenvolvimento que vem a seguir está baseado em uma formulação matemática similar à utilizada por Durán (são utilizadas as correntes e não as potências) no seu trabalho:

$$\text{Min}_{C_k \in \mathcal{F}} \left[\sum_{k \in \mathcal{N}} f(C_k) + \sum_{t \in T} \alpha_{et} \tau_t \sum_{k \in \mathcal{N}} r_k \frac{(P_k^t)^2 + (Q_k^t)^2}{(V_k^t)^2} \right] \quad (5.1)$$

sujeito a:

$$P_k^t = P_{k+1}^t + P_{L_k} \quad (5.2)$$

$$Q_k^t = Q_{k+1}^t + Q_{L_k} - Q_{C_k} \quad (5.3)$$

$$V_{k+1}^t{}^2 = V_k^t{}^2 - 2(r_{k+1}P_{k+1}^t + x_{k+1}Q_{k+1}^t) \quad (5.4)$$

sendo a Equação 5.1 a função objetivo do problema: a primeira parcela define o custo de instalação dos bancos de capacitores fixos e a segunda o custo das perdas. As equações 5.2 e 5.3 são as restrições que representam o balanço de potência nos nós.

Considerando a tensão em cada nó V_k^t igual a 1 *p.u.*, a formulação anterior pode ser reescrita como:

$$\text{Min}_{C_k \in \mathcal{F}} \left[\sum_{k \in \mathcal{N}} f(C_k) + \sum_{t \in T} \alpha_{et} \tau_t \sum_{k \in \mathcal{N}} r_k (P_k^t)^2 + (Q_k^t)^2 \right] \quad (5.5)$$

sujeito a:

$$P_k^t = P_{k+1}^t + P_{L_k} \quad (5.6)$$

$$Q_k^t = Q_{k+1}^t + Q_{L_k} - Q_{C_k} \quad (5.7)$$

Usando os conceitos fundamentais da programação dinâmica (PD), Durán (1968) associou os nós de uma rede de distribuição radial sem ramificações a *estágios*, a potência reativa capacitiva injetada pelo capacitor no nó k à *variável de controle* nesse estágio ($u_k = Q_{C_k}$) e a potência reativa capacitiva no arco à montante do nó k ao *estado* nesse nó (x_k) como mostra a Figura 5.1.

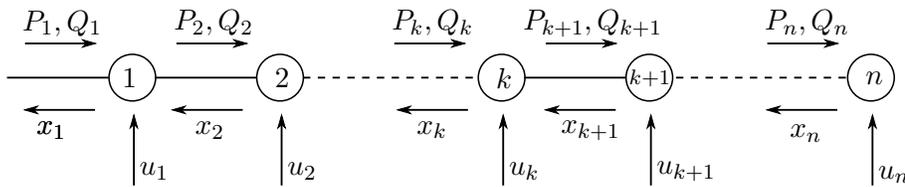


Figura 5.1: Programação dinâmica para alimentador simples sem ramificações.

Supondo que os alimentadores não possuem ramificações, os *estados* e as *variáveis de controle* satisfazem a seguinte equação de *transição de estado*:

$$x_k = x_{k+1} + u_k \quad (5.8)$$

A função de *custo elementar* ou *função de retorno* associada à ação de controle u_k , aplicada no estado x_k , é definida como $e_k(x_k, u_k)$ na Equação 5.9, considerando que V_k^t (tensão em cada nó) é igual a 1 *p.u.*

$$e_k(x_k, u_k) = f(u_k) + \sum_{t \in T} \alpha_{et} \tau_t r_k [(P_k^t)^2 + (Q_k^t - x_k)^2], \quad (5.9)$$

sendo $f(u_k)$ a função de custo associado ao controle u_k , α_{et} o custo da energia no período, r_k a resistência do arco k , P_k^t a potência ativa do arco k no período t e Q_k^t a potência reativa do arco k no período t . A função de custo elementar representa a contribuição da ação de controle u_k para a função objetivo do problema, neste caso, minimizar o custo das perdas de energia na rede mais o custo dos bancos de capacitores. Note que o valor das perdas associadas a cada arco k , na Equação 5.9, só depende do valor dos fluxos de potência no arco k e da variável de decisão u_k . Portanto, não existe interferência da variável de decisão no estado $k + 1$ sobre a função de retorno no estado k . Esta independência é fundamental para se poder aplicar o princípio de otimalidade de Bellman.

A equação iterativa (equação de otimalidade de Bellman) para a solução do problema de redução de perdas por PD pode ser definida pela seguinte equação:

$$\begin{aligned} F(x_k) &= \text{Min}_{u_k} [e_k(x_k, u_k) + F(x_{k+1})] \\ x_{k+1} &= x_k - u_k \end{aligned} \quad (5.10)$$

sendo que $F(x_k)$ é a *função de custo ótimo* do estado x_k no estágio k , que representa o melhor custo para um dado valor de potência reativa capacitiva x_k , desde k até o final do alimentador. No processo de minimização, encontra-se o valor ótimo da variável de controle para o estado x_k , $u_k^*(x_k)$; em outras palavras, nos dá o melhor valor de potência reativa capacitiva a ser instalada no nó k , para a quantidade total x_k de potência reativa desde o nó k até o fim do alimentador.

Observe que, apesar dos valores de u_k para cada estágio formarem um conjunto finito, na prática a ausência de uma restrição ao crescimento do número de elementos em x_k pode causar um aumento significativo do número de combinações de x_{k+1} . A Equação 5.11 cria uma restrição para x_k , que limita o fluxo de reativos capacitivos no arco k à quantidade de reativos no arco Q_k mais uma constante Δ , que constitui um parâmetro do algoritmo.

$$x_k \leq Q_k + \Delta \quad (5.11)$$

O parâmetro Δ permite o controle da quantidade máxima de reativos por arco de uma solução ótima. Um valor de Δ igual a zero elimina a possibilidade de que a solução final possua arcos com fluxos capacitivos.

A equação iterativa é inicializada no nó final do alimentador:

$$F(x_n) = e_n(x_n, u_n), \quad u_n = x_n. \quad (5.12)$$

Quando o processo recursivo inverso, através da avaliação da Equação 5.10, alcança a subestação (estágio 1, o nó raiz do alimentador), a solução do problema $F(x_1^*)$, pode ser facilmente obtida procurando o mínimo de $F(x_1)$,

$$F(x_1^*) = \text{Min}_{x_1}[F(x_1)]. \quad (5.13)$$

A solução ótima do problema (localização e capacidade dos bancos de capacitores no alimentador de distribuição ou *trajetória ótima*) é recuperada com um procedimento recursivo que vai da subestação (estágio 1) até o último nó do alimentador n ,

$$x_2^* = x_1^* - u_1^*(x_1^*), \quad x_{k+1}^* = x_k^* - u_k^*(x_k^*) \quad (5.14)$$

A Figura 5.2 mostra esta abordagem clássica para a solução do problema.

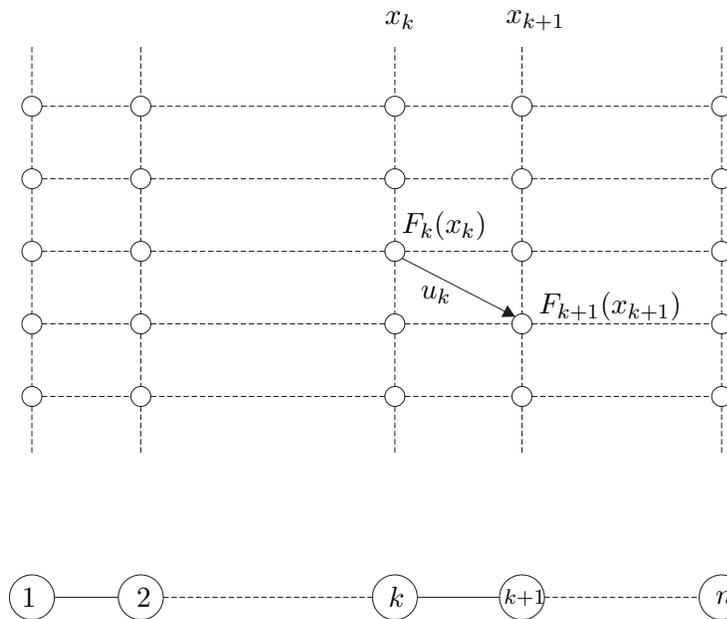


Figura 5.2: Abordagem por PD para um alimentador sem ramificações

Na grade de estados mostrada na Figura 5.2, o número de colunas (estágios), corresponde ao número de nós da rede e o número de linhas depende da cardinalidade do estado em cada estágio, restrita pela equação 5.11.

Como existe somente um arco à jusante de cada nó, esta abordagem por programação dinâmica precisa unicamente de um vetor de estados *unidimensional*. Se existe mais de um arco saindo dos nós da rede (caso de alimentador com ramificações), aparentemente dimensões adicionais para cada estado são necessárias, uma para cada ramificação. Com esta representação (multidimensional), o uso deste algoritmo para redes reais (com muitas ramificações) enfrentará

a *maldição da dimensionalidade*, expressão que reflete o fato de que o esforço computacional do algoritmo cresce exponencialmente com a dimensão do vetor de estado, característica esta que torna o problema intratável mediante o uso deste algoritmo. Pode ser esta a razão pela qual a programação dinâmica tem sido pouco utilizada para a solução do PLDC.

A seguir, é descrito um algoritmo de PD com representação unidimensional dos estados, para redes com ramificações.

5.2 Programação Dinâmica Estendida

A abordagem proposta neste trabalho caracteriza-se por, em lugar de aumentar a dimensão das variáveis de estado para cada ramificação existente, criar problemas de otimização auxiliares, muito simples, que projetam o problema em uma representação unidimensional.

O problema de localização e dimensionamento de capacitores (PLDC), a ser resolvido pela abordagem de programação dinâmica estendida (PDE), é concebido primeiro para bancos de capacitores fixos, para facilitar a compreensão.

A formulação para capacitores fixos do PLDC, para uma rede de distribuição radial mostrada a seguir, é obtida da formulação generalizada introduzida no Capítulo 2. Para o propósito de simplificação, consideraremos que as magnitudes das tensões nos nós são representadas pela tensão nominal no início do alimentador V_n . Esta suposição será relaxada posteriormente, na Seção 5.4.

$$\text{Min}_{C_k \in \mathcal{F}} \left[\sum_{k \in \mathcal{N}} f(C_k) + \sum_{t \in \mathcal{T}} \alpha_{et} \tau_t \sum_{k \in \mathcal{N}} \sum_{(k+1,j) \in A_k} r_{k+1,j} \frac{(P_{k+1,j}^t)^2 + (Q_{k+1,j}^t)^2}{V_n^2} \right] \quad (5.15)$$

sujeito a:

$$P_k^t = \sum_{(k+1,j) \in A_k} P_{k+1,j} + \sum_{(k+1,j) \in A_k} r_{k+1,j} \frac{P_{k+1,j}^t{}^2 + Q_{k+1,j}^t{}^2}{V_n^2} + P_{L_k}^t \quad (5.16)$$

$$Q_k^t = \sum_{(k+1,j) \in A_k} Q_{k+1,j}^t + \sum_{(k+1,j) \in A_k} x_{k+1,j} \frac{P_{k+1,j}^t{}^2 + Q_{k+1,j}^t{}^2}{V_n^2} + Q_{L_k}^t - Q_{C_k} \quad (5.17)$$

A maioria dos conceitos propostos por Durán (1968) para representar o PLDC, de forma a ser resolvido por programação dinâmica, são valiosos ainda quando os alimentadores possuem ramificações: os nós podem ser associados com *estágios*, a potência reativa capacitiva injetada em cada estágio (Q_{C_k}) é associada com as variáveis de *controle* ($u_k = Q_{C_k}$) e o *custo elementar* continua a ser definido pela Equação 5.9. Porém, os *estados* requerem uma definição mais rica e abrangente, o que define a ideia principal que permite incorporar as ramificações na abordagem por programação dinâmica.

Suponha que o *estado* (x_k) é a potência reativa capacitiva total circulando pelo arco à montante do nó k . Observe que a Equação 5.8 não é verdadeira se existe mais de um arco à jusante do nó k (existem ramificações), como mostra a Figura 5.3.

A inclusão de uma dimensão adicional no vetor de estado é uma alternativa para lidar com este problema. O estado, a cada estágio, seria um vetor com tantas dimensões quanto o número de ramificações existentes nesse nó. Se, por exemplo, no nó k existem duas ramificações, a equação de transição de estado para o nó (estágio) seria $x_k = x_{k+1,1} + x_{k+1,2} + u_k$, no lugar da Equação 5.8. No entanto, no processo de recuperação da trajetória ótima, só seria possível recuperar a soma $x_{k+1,1} + x_{k+1,2}$, deixando indeterminado o valor de $x_{k+1,j}$ ($j = 1, 2$).

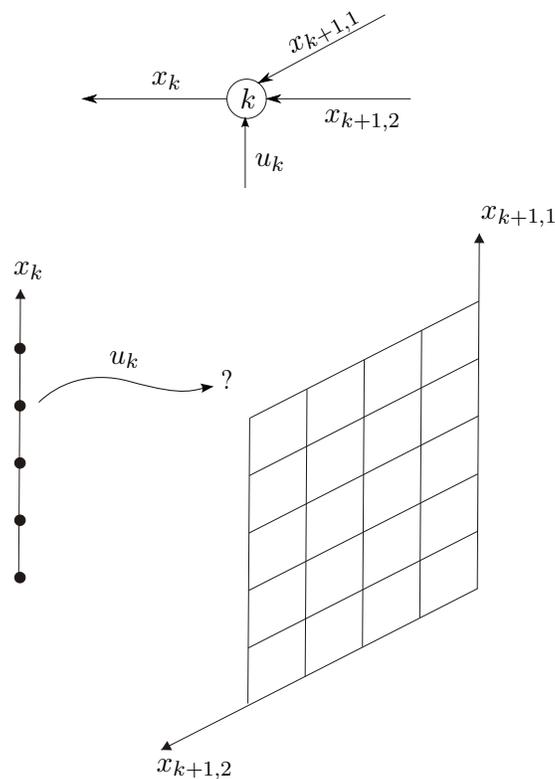


Figura 5.3: O problema é multidimensional?

Uma solução para superar a indeterminação dos valores de cada $x_{k+1,j}$, surgida da aplicação da abordagem convencional, seria manter as dimensões adicionais no processo inverso até a raiz do alimentador. Sendo assim, seria necessário, para cada dimensão do estado, guardar informação sobre cada ramificação do alimentador. No entanto, não seria vantajoso se aprofundar mais nessa direção, já que o estado multidimensional só seria necessário para descobrir a divisão ótima de fluxos para cada arco que sai do nó k , enquanto o esforço computacional cresceria exponencialmente com o número de ramificações no alimentador. A “divisão ótima” dos fluxos

é, portanto, o problema chave a ser resolvido.

O conceito fundamental para poder resolver o PLDC em redes com ramificações utilizando programação dinâmica é redefinir o *estado* no nó k como a “potência capacitiva total circulando pelo arco à montante em conjunto com a informação sobre a divisão ótima destes fluxos entre todas as ramificações que saem de k ”. A essência da ideia é tão simples assim, mas é necessário explorar as consequências deste novo conceito.

1. Como encontrar a divisão ótima de potência capacitiva para cada ramificação?
2. Como os processos inverso e direto da abordagem de PD são afetados por este novo conceito?

Problemas de otimização auxiliares, que projetam as informações multidimensionais em uma dimensão, e a definição de um vetor com valores de uma *função de partição ótima*, para cada nó com ramificações, fornecem informação suficiente à abordagem para responder as duas questões formuladas acima. Note que a nova definição de *estado* se reduz a definição original quando o alimentador não contém ramificações.

Formalmente, os seguintes problemas de otimização devem ser resolvidos durante o processo inverso de otimização do algoritmo de PD, para cada nó k com ramificações:

$$\begin{aligned} F(x_{k+1}) &= \text{Min}_{\forall x_{k+1,j} \in J} [\sum_{j \in J} F(x_{k+1,j})] \\ x_{k+1} &= \sum_{j \in J} x_{k+1,j} \end{aligned} \quad (5.18)$$

onde J é o conjunto de índices dos arcos (ramificações) que saem do nó k . Estes problemas são facilmente resolvidos pelo processo usual de enumeração da programação dinâmica.

O processo de solução também fornece o vetor com os valores da *função de partição ótima* \mathcal{O}_{k+1} ,

$$\mathcal{O}_{k+1} : \mathfrak{R} \longrightarrow \mathfrak{R}^j$$

onde j é o número de ramificações saindo do nó k (a cardinalidade do conjunto J).

$$\mathcal{O}_{k+1}(x_{k+1}) = \begin{pmatrix} x_{k+1,1}^o \\ x_{k+1,2}^o \\ \vdots \\ x_{k+1,j}^o \end{pmatrix} \quad (5.19)$$

Os pontos $x_{k+1,1}^o, x_{k+1,2}^o, \dots, x_{k+1,j}^o$ de $\mathcal{O}_{k+1}(x_{k+1})$ são os valores para o qual a Equação 5.18 alcança o valor mínimo, sobre cada hiperplano (Bertsekas 1995) $x_{k+1} = \sum_{j \in J} x_{k+1,j}$.

Para resolver os problemas dados por (5.18), as informações multidimensionais armazenadas no conjunto de *estados*, associadas com as ramificações que saem do nó k são projetadas em

uma representação unidimensional equivalente ótima. Este procedimento é equivalente a criar um nó “virtual” $k + 1$ e o estado correspondente x_{k+1} que inclui as informações multidimensionais. A partição ótima dos fluxos capacitivos entre os arcos que saem do nó e a *função de custo ótimo* associada $F(x_{k+1})$ é encontrada e armazenada nos pontos do alimentador onde é necessário para o processo inverso de otimização de PD e para a recuperação da trajetória ótima. Dimensões adicionais para o *estado* não são necessárias na abordagem proposta, ao contrário de uma abordagem multidimensional por programação dinâmica para o problema.

A Figura 5.4 ilustra o procedimento de projeção para um exemplo com uma bifurcação no nó k .

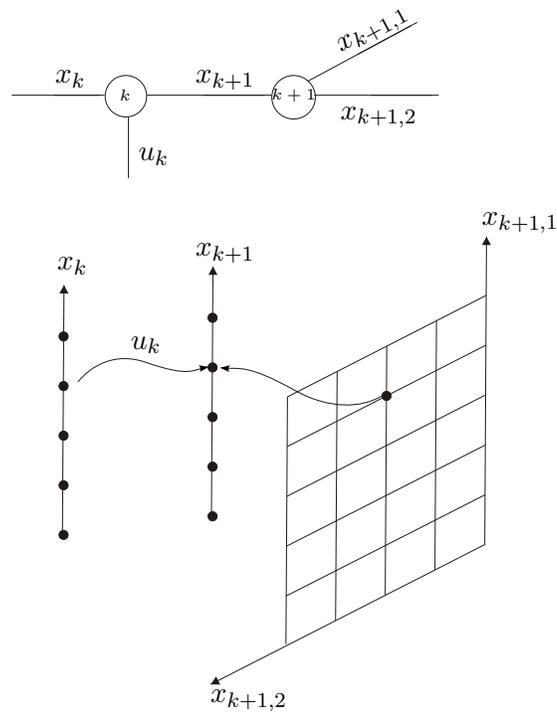


Figura 5.4: Procedimento de projeção em uma ramificação.

O processo recursivo de programação dinâmica começa nas folhas do alimentador. Para cada nó k com ramificações, resolve-se um problema de projeção encontrando-se uma *função de partição ótima* (\mathcal{O}_{k+1}). Analogamente a alimentadores de distribuição sem ramificações, uma equação recursiva de otimalidade (Equação 5.10) é resolvida a cada nó k .

Ao recuperar a trajetória ótima (no procedimento direto do algoritmo de PD), para nós sem ramificações, o estado x_{k+1} é obtido da mesma forma que no caso de alimentadores sem ramificações, utilizando a Equação 5.14. Quando mais de um arco sai do nó j , cada partição ótima $x_{k+1,j}^o$, é obtida aplicando a *função de partição ótima* ($\mathcal{O}_{k+1}(x_{k+1})$) em x_{k+1} . O processo de recuperação da trajetória ótima continua, começando de cada $x_{k+1,j}^o$, até completar todas as

folhas do alimentador.

5.2.1 Complexidade Computacional do PDE

Se Q_{max} é o número máximo de *controles* para um determinado nó, que corresponde ao número possível de capacitores que podem ser instalados nesse nó; chamemos N o número de nós no alimentador e J_{max} o número máximo de ramificações de cada nó da node.

Os principais procedimentos para resolver o problema PLDC com o algoritmo de PDE são os seguintes.

1. Resolver a Equação (5.12) para cada nó folha. A complexidade computacional para calcular a Equação (5.12) para todos os nós folhas do alimentador está delimitada por $c_1 N_L Q_{max}$, onde c_1 é uma constante e N_L é o número de nós folha. Como $N_L < N$, então $c_1 N Q_{max}$ é um limitante superior.
2. Resolver a equação recursiva (Equação 5.10) para cada nó que não seja folha. O tempo para todos os cálculos está delimitado por $c_2 N Q_{max}^2$, onde c_2 é uma constante.
3. Resolver a equação de projeção (5.18) para cada nó com ramificação. Como a projeção pode ser executada dois a dois com cada ramificação, o tempo computacional de todos os cálculos da Equação (5.18) é delimitado por $c_3 N_B Q_{max}^2 (J_{max} - 1)$, onde c_3 é uma constante e N_B é o total de nós com ramificações de arcos. Uma vez que $N_B \leq N$, o tempo computacional é delimitado por $c_3 N Q_{max}^2 (J_{max} - 1)$.
4. Recuperar a trajetória ótima, usando a Equação (5.14) e as *funções de partição ótima* dadas pela Equação (5.19). O processo de recuperar a trajetória ótima calcula um *estado* e um *controle* para cada nó; portanto, o tempo computacional está delimitado por $c_0 N$, onde c_0 é uma constante.

O tempo computacional para resolver o PLDC pelo algoritmo PDE está delimitado por

$$[c_0 + c_1 Q_{max} + c_2 Q_{max}^2 + c_3 Q_{max}^2 (J_{max} - 1)] \cdot N,$$

isto é, o PDE é um algoritmo pseudo-polinomial, com complexidade $O(KN)$, onde K é a expressão entre colchetes.

Não obstante, instâncias reais do problema têm um número máximo de controles (Q_{max}) e um número máximo de ramificações (J_{max}) restrito a inteiros pequenos—usualmente J_{max} não excede 3 (Willis 2004). Portanto, é possível considerar o número entre colchetes como uma constante c . Partindo deste pressuposto, o algoritmo PDE tem comportamento linear.

5.2.2 Aspectos de Implementação

Resolver o PLDC com a abordagem de programação dinâmica estendida (PDE) proposta pode ser uma tarefa difícil e de alto custo computacional sem o uso de uma estrutura de dados eficiente e uma representação em forma de grafo adequada da rede de distribuição de energia elétrica. O uso de algumas ideias e estruturas de dados concebidas para resolver problemas de otimização de fluxo em redes permitem a manipulação de redes radiais de distribuição de forma muito eficiente. Três índices foram adotados para armazenar a estrutura topológica de um alimentador radial: $F(j)$ que aponta o nó pai de j na árvore, $N(j)$ que indica o nível de profundidade e $P(j)$ que aponta o próximo nó a ser visitado quando a árvore é percorrida em pre-ordem. Como o algoritmo PED considera que o arco que liga um nó ao seu antecessor possui o mesmo número ou índice, não é necessário introduzir outro índice para descrever o arco predecessor do nó j .

O índice $F(j)$ indica qual nó antecede a j no caminho até a raiz. O índice $N(j)$, indica a distância do nó j até a raiz, considerando o número de arcos no caminho entre o nó j e a raiz como medida de distância. O $P(j)$ permite percorrer todos os nós (j) do alimentador em *pré-ordem* (Ahuja et al. 1993).

A Figura 5.5 mostra uma árvore em representação de um alimentador com a raiz no nó 1, o apontador $P(j)$ é também representado na figura. Este árvore possui *folhas* nos nós 5, 6, 8 e 9 e ramificações nos nós 2, 3 e 7.

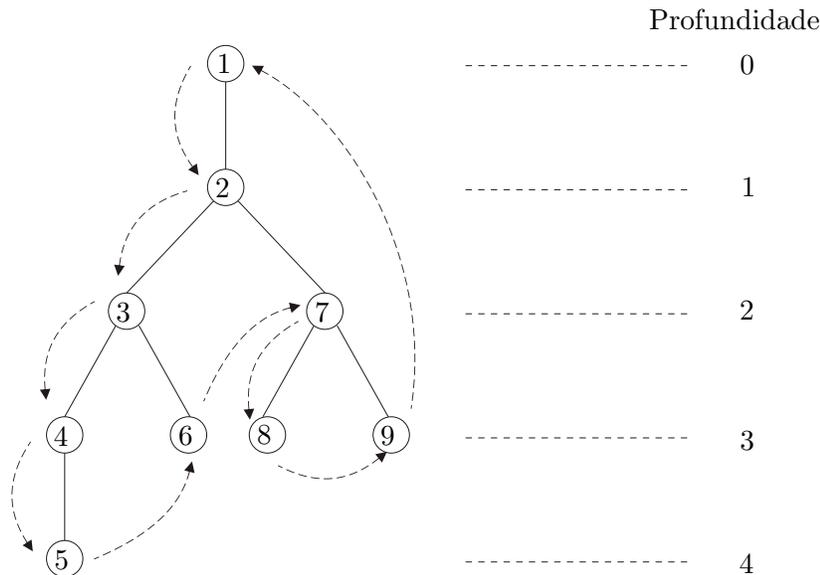


Figura 5.5: Percorrendo a árvore em pré-ordem.

A Tabela 5.1 contem os índices $F(j)$, $N(j)$ e $P(j)$ para cada um dos nós j do alimentador

representado pela árvore da Figura 5.5.

Tabela 5.1: Índices fundamentais da estrutura de dados.

$Nó\ j$	1	2	3	4	5	6	7	8	9
$F(j)$	0	1	2	3	4	3	2	7	7
$N(j)$	0	1	2	3	4	3	2	3	3
$P(j)$	2	3	4	5	6	7	8	9	1

Antes de começar o processo recursivo inverso do PDE através da avaliação da Equação 5.10, percorre-se a árvore que representa o alimentador em *pré-ordem* com o objetivo de identificar e marcar os nós *folhas* e os nós com ramificações. Para identificar as folhas é suficiente seguir o índice $P(j)$ enquanto a profundidade $N(j)$ do mesmo aumenta, se a profundidade é menor ou igual o nó anterior em $P(j)$ é uma folha. Para identificar os nós com ramificações: segue-se o índice $P(j)$, marcando provisoriamente os nós visitados e observando as profundidades dos mesmos em $N(j)$; se $N(j)$ não aumenta, guarda-se este nó (*prox*) e segue-se o índice $F(j)$ até encontrar um nó marcado ou a raiz, o nó marcado é um nó com ramificações, o processo continua a partir do nó *prox* até que todos os nós da árvore sejam percorridos.

A próxima figura mostra o processo de procura pelos nós folhas e ramificações.

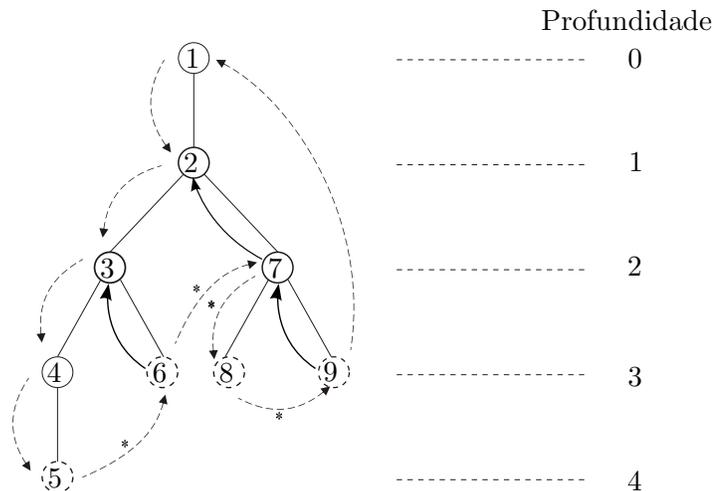


Figura 5.6: Descoberta de folhas e ramificações na árvore.

O processo recursivo inverso da PDE percorre a árvore em sentido inverso ao determinado pela *pré-ordem*, ou em outras palavras em ordem inverso ao índice $P(j)$. Este processo começa

pelas folhas do alimentador, avaliando a Equação 5.12 para cada nó *folha* encontrado. Continua avaliando a Equação 5.10 até encontrar um nó com ramificações; quando as funções de custo ótimo $F(x_{k+1,j})$ para todos os arcos que saem do nó k são calculadas, as informações dos arcos são projetadas na representação unidimensional ao resolver o problema auxiliar da Equação 5.18, este processo cria um nó “virtual” x_{k+1} que contém os valores da *função de partição ótima* $\mathcal{O}_{k+1}(x_{k+1})$.

Quando o processo recursivo alcança a subestação, a solução do problema ($F(x_1^*)$) é obtida resolvendo a Equação 5.13. A localização ótima e o tamanho dos bancos de capacitores no alimentador (a trajetória ótima) são recuperados pela aplicação das equações 5.14 e 5.19, seguindo o nó indicado pelo índice $P(j)$.

A Figura 5.7 ilustra a aplicação do algoritmo de PDE para resolver o PLDC para o alimentador representado pela Figura 5.5.

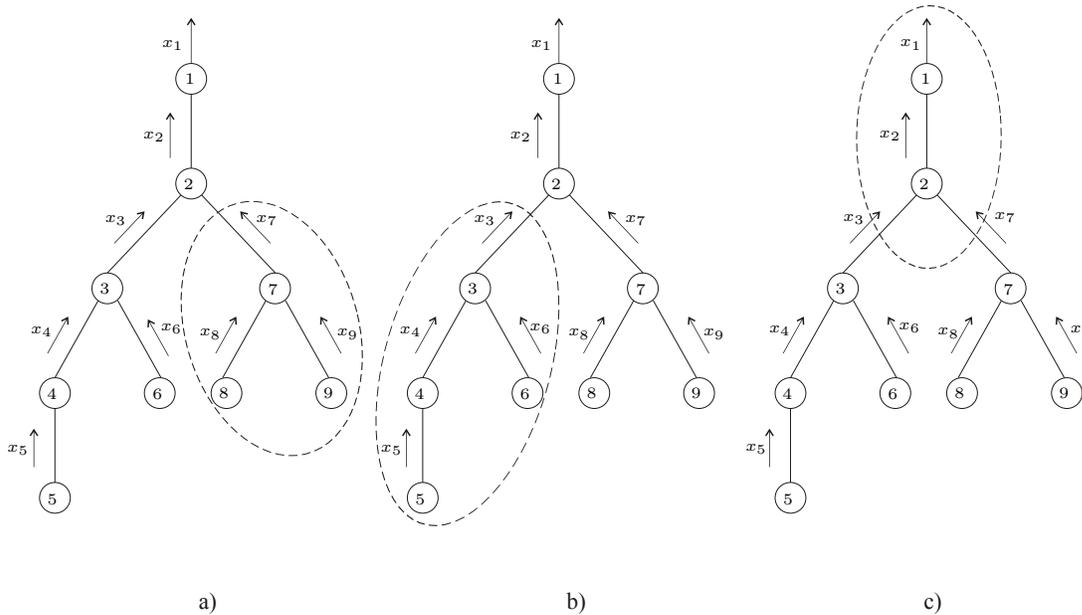


Figura 5.7: Procedimento inverso do algoritmo PDE.

O processo recursivo da PDE começa no nó 9, depois segue para o nó 8, avaliando $F(9)$ e $F(8)$ com a Equação 5.12. A seguir, a Equação 5.18 é avaliada para encontrar a *função de partição ótima* \mathcal{O} da ramificação caracterizada pelos arcos 8 e 9, que saem do nó 7. Em seguida, $F(7)$ é encontrada ao resolver a Equação 5.10. O processo inverso continua calculando $F(6)$ e $F(5)$, usando a Equação 5.12 nos nós folha 6 e 5. Os valores de $F(4)$ são obtidos através da avaliação da equação iterativa (5.10). Depois, a Equação 5.18 é avaliada encontrando-se a *função de partição ótima* \mathcal{O} caracterizada para os estágios 4 e 6. $F(3)$ é obtida ao avaliar a Equação 5.10; a seguir, avalia-se a Equação 5.18 para obter a função de partição ótima \mathcal{O} os

arcos 3 e 7. Os valores de $F(2)$ e $F(1)$ são calculados resolvendo sucessivamente a Equação 5.10 para 2 e 1. O valor da solução ótima é obtido ao resolver a Equação 5.13 no nó raiz (nó 1).

A localização e dimensionamento ótimo dos capacitores é recuperado aplicando o procedimento recursivo direto, utilizando em cada estágio as equações 5.14 e a *função de partilha ótima* \mathcal{O} , dada pela Equação 5.19 seguindo a ordem proposta por $P(j)$ para cada nó, isto é, a sequência 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8 e 9.

A seguir, apresenta-se um exemplo do funcionamento do algoritmo proposto.

5.2.3 Exemplo de Aplicação

A Figura 5.8 mostra um grafo representando uma rede de pequeno porte que será utilizada como exemplo de aplicação do algoritmo PDE.

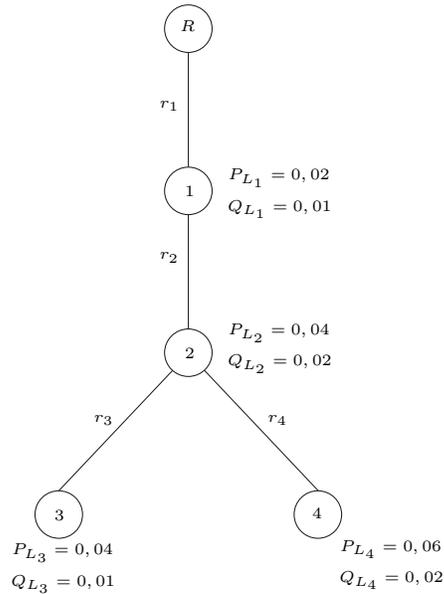


Figura 5.8: Rede de exemplo.

Onde os nós 1, 2, 3 e 4 são os nós da rede de distribuição e o nó R é o nó raiz do grafo. P_{L_k} é o valor da potência ativa para cada nó $k = 1, 2, 3, 4$ e Q_{L_k} o valor da potência reativa em cada nó $k = 1, 2, 3, 4$. r_k é a resistência em cada arco $k = 1, 2, 3, 4$ da rede. Os valores da potência ativa e reativa estão em *p.u.* (Burian e Lyra 2006) para simplificar os cálculos.

Outros dados de importância são:

- A resistência elétrica em todos os arcos é igual a $0,1 p.u.$;
- O período de estudo é composto de um intervalo de 1000 horas ($\tau = 1000$);

- Custo da energia (α_{et}) igual a $0.30 \text{ R\$/kWh}$;
- Apenas um capacitor de capacidade (u) igual $0,02 \text{ p.u.}$ poderá ser instalado por nó com custo ($f(u)$) de 600 reais;
- Potência base (S_B) igual a 10000 kW , é utilizada para converter as potências de p.u. a kW .

Consideram-se também as seguintes hipóteses:

- Só pode ser instalado um capacitor por nó;
- Tensão constante em toda a rede $V_k = 1 \text{ p.u.}$;
- A potência capacitiva não pode ultrapassar a potência reativa em cada arco ($x_k \leq Q_k$).

A Figura 5.9 mostra os valores de potência reativa Q_k circulando pelos arcos da rede de exemplo.

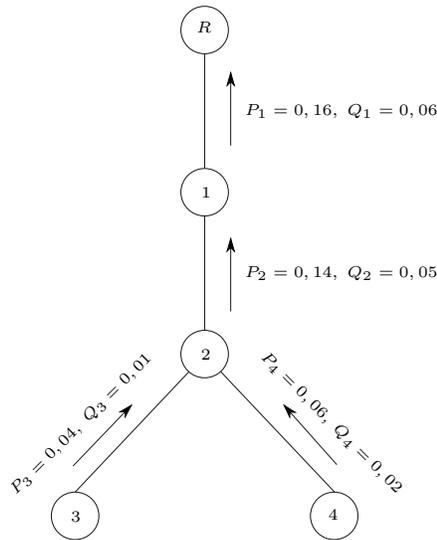


Figura 5.9: Fluxo de potência na rede de exemplo.

A função de custo elementar e_k , a função de otimalidade $F(x_k)$ e a equação de transição de estados para este exemplo são calculados pelas Equações 5.20, 5.21 e 5.22.

$$e_k(x_k, u_k) = f(u_k) + \alpha_{et} \tau r_k [(P_k)^2 + (Q_k - x_k)^2] S_B \quad (5.20)$$

$$F(x_k) = \text{Min}_{u_k} [e_k(x_k, u_k) + F(x_{k+1})] \quad (5.21)$$

$$x_{k+1} = x_k - u_k \quad (5.22)$$

A Tabela 5.2 mostra toda a informação de estado obtida pela aplicação do algoritmo PDE no exemplo.

Tabela 5.2: Estado obtidos na aplicação do algoritmo PDE na rede de exemplo

Estágios (k)	x_k	u_k	x_{k+1}	P_k	Q_k	$f(u_k)$	$e_k(x_k, u_k)$	$F(x_k)$	$F(x_{k+1})$
4	0	0	-	0,06	0,02	0	1200	1200	-
	0,02	0,02	-			600	1680	1680	-
3	0	0	-	0,04	0,01	0	510	510	-
2	0	0	0	0,1	0,05	0	6630	8340	1710
	0,02	0,02	0			600	6750	8460	1710
	0,02	0	0,02			0	6150	8340	2190
	0,04	0,02	0,02			600	6510	8700	2190
1	0	0	0	0,12	0,06	0	8760	17100	8340
	0,02	0,02	0			600	8760	17100	8340
	0,02	0	0,02			0	8160	16620	8460
	0,04	0,02	0,02			600	8400	16860	8460
	0,02	0	0,02			0	8160	16500	8340
	0,04	0,02	0,02			600	8400	16740	8340
	0,04	0	0,04			0	7800	16500	8700
	0,06	0,02	0,04			600	8280	16980	8700

Para encontrar o valor da solução ótima aplica-se a Equação 5.13. Na Tabela 5.2, observa-se que existem dois mínimos para os valores da função $F(x_1)$, isto é, existem duas soluções ótimas para o exemplo ($F(x_1^*) = 16500$). A solução ótima (conjunto de valores u_k^* , $k = 1, 2, 3, 4$) é obtida encontrando x_1^* como $\arg \min_{x_1} \{F(x_1)\}$ e usando a equação de estado para todos os estágios. A primeira solução ótima (S_1^*) é encontrada a seguir.

$$x_1^* = \arg \min_{x_1} \{F(x_1)\} = \arg \min_{x_1} \{16500\} = 0,04 \rightarrow u_1^* = 0$$

$$x_2^* = x_1^* - u_1^* = 0,04 \rightarrow u_2^* = 0,02$$

$$x_3^* = x_2^* - (x_3 + x_4) - u_2^* = 0 \rightarrow u_3^* = 0$$

$$x_4^* = x_2^* - (x_3 + x_4) - u_3^* = 0,02 \rightarrow u_4^* = 0,02$$

A solução ótima (S_2^*) é encontrada seguindo o mesmo procedimento.

$$x_1^* = \arg \min_{x_1} \{F(x_1)\} = \arg \min_{x_1} \{16500\} = 0,02 \rightarrow u_1^* = 0$$

$$x_2^* = x_1^* - u_1^* = 0,02 \rightarrow u_2^* = 0$$

$$x_3^* = x_2^* - (x_3 + x_4) - u_2^* = 0 \rightarrow u_3^* = 0$$

$$x_4^* = x_2^* - (x_3 + x_4) - u_3^* = 0,02 \rightarrow u_4^* = 0,02$$

A Figura 5.10 mostra o diagrama de estados, indicando as duas trajetórias ótimas, $T_1^* = 7, 4, 2, 1$ e $T_2^* = 5, 3, 2, 1$ que aparecem destacadas em azul e vermelho.

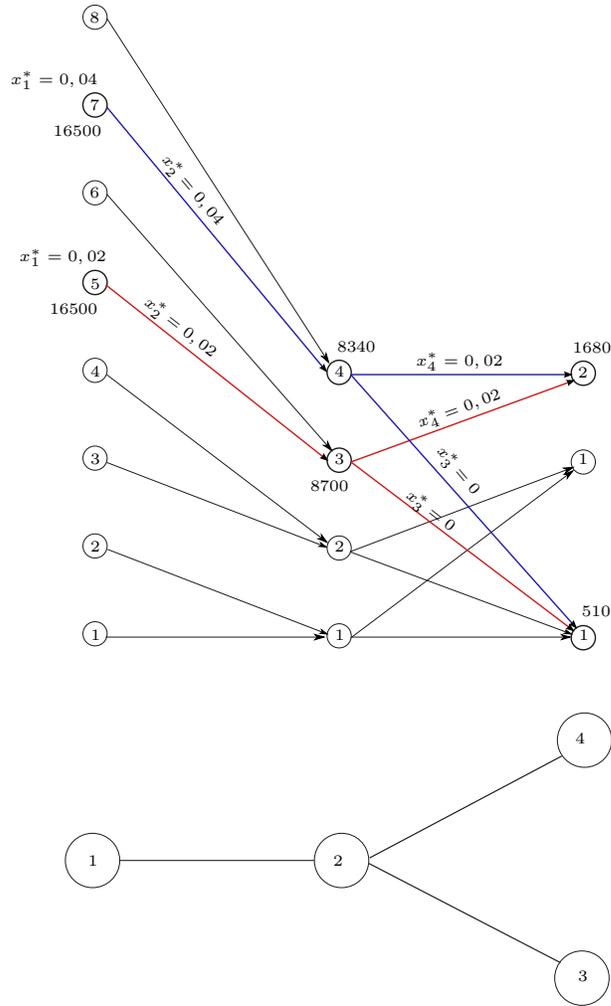


Figura 5.10: Diagrama de estados na rede com as trajetórias ótimas.

5.3 Consideração de Capacitores Variáveis

Para estudar a instalação ótima de bancos de *capacitores variáveis* com a abordagem PDE discutida na seção anterior é necessário considerar a possibilidade do melhor ajuste do “controle” ou *tap* do capacitor para o *estado* u_k , quando se calcula o *custo elementar* através das Equações 5.9 e 5.32.

Um estudo muito mais interessante é considerar a instalação ótima de dois tipos de capacitores: fixos e variáveis. Aqui aparece o caso em que a utilização de duas dimensões para o *estado* em um nó k é absolutamente necessário. Uma dimensão para representar o fluxo de potência total capacitiva proveniente de capacitores fixos circulando no arco à montante de k , junto com a informação da partição ótima entre todos os fluxos dos arcos que saem de k . Uma outra dimensão é necessária para representar o potência capacitiva total proveniente de bancos de capacitores variáveis no arco predecessor de k , otimamente dividido entre todos os arcos que saem de k .

Antes de discutir detalhes sobre esta abordagem, devemos lembrar a formulação matemática do problema de localização e dimensionamento de capacitores generalizada para bancos fixos e variáveis introduzida na Seção 2.5.3 cujas equações fundamentais são reproduzidas a seguir:

$$\text{Min}_{C_k \in \mathcal{F}, C_k^S \in \mathcal{S}} \left[\sum_{k \in \mathcal{N}} (f(C_k) + g(C_k^S)) + \sum_{t \in T} \alpha_{et} \tau_t \sum_{k \in \mathcal{N}} \sum_{(k+1, j) \in A_k} r_{k+1, j} \frac{(P_{k+1, j}^t)^2 + (Q_{k+1, j}^t)^2}{(V_k^t)^2} \right] \quad (5.23)$$

sujeito a:

$$P_k^t = \sum_{(k+1, j) \in A_k} P_{k+1, j} + \sum_{(k+1, j) \in A_k} r_{k+1, j} \frac{P_{k+1, j}^t{}^2 + Q_{k+1, j}^t{}^2}{v_k^t{}^2} + P_{L_k}^t \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall (k+1, j) \in A_k, \forall t \in T \quad (5.24)$$

$$Q_k^t = \sum_{(k+1, j) \in A_k} Q_{k+1, j}^t + \sum_{(k+1, j) \in A_k} x_{k+1, j} \frac{P_{k+1, j}^t{}^2 + Q_{k+1, j}^t{}^2}{v_k^t{}^2} + Q_{L_k}^t - Q_{C_k} - Q_{C_k^S}^t \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall (k+1, j) \in A_k, \forall t \in T \quad (5.25)$$

Basicamente a generalização da abordagem PDE para incluir capacitores variáveis requer a consideração de termos adicionais na função objetivo e na representação dos fluxos de reativos representados pelas equações 5.23 e 5.25, respectivamente. Note que de forma a considerar as potências reativas injetadas pelos capacitores fixos e variáveis, o fluxo de potência reativa na Equação 5.25 contém a contribuição dos bancos fixos e variáveis para cada duração do perfil de carga t .

Nesta formulação generalizada do PLDC, \mathcal{F} é o conjunto de bancos de capacitores fixos disponíveis para instalação na rede de distribuição, \mathcal{S} é o conjunto de bancos de capacitores variáveis, \mathcal{N} é o conjunto de nós da rede de distribuição, $f(C_k)$ é a função de custo do capacitor C_k que entrega uma potência reativa Q_{C_k} , $g(C_k^S)$ é o custo do banco de capacitor variável C_k^S

que entrega uma potência reativa máxima $Q_{C_k^S}$ e diferentes capacidades $Q_{C_k^S}^i$, uma para cada ajuste i do capacitor, $Q_{C_k^S}^i \leq Q_{C_k^S}$.

Nota-se que, a fim de resolver o problema generalizado com a abordagem de programação dinâmica estendida (PDE), os *estado* são definidos com duas dimensões:

$$x_k^t = \begin{pmatrix} x_k^f \\ x_k^{st} \end{pmatrix}, \quad (5.26)$$

sendo x_k^f o fluxo total de potência capacitiva circulando no arco à montante do nó k , dividido de forma ótima entre todos os arcos de ramificação em k , e x_k^{st} representa o fluxo total de potência capacitiva “variável” no arco que precede ao nó k no instante t , dividido de forma ótima entre os arcos que saem de k .

As variáveis de controle também são definidas com dois componentes,

$$u_k = \begin{pmatrix} u_k^f \\ u_k^{st} \end{pmatrix}, \quad (5.27)$$

sendo que u_k^f representa a potência capacitiva “fixa” injetada no nó k e u_k^{st} representa a potência capacitiva “variável” injetada no nó k durante o intervalo t .

Se as magnitudes das tensões são aproximadamente igual a $V_k = 1$ p.u. o *custo elementar* é dado pela Equação 5.28:

$$\begin{aligned} e_k(x_k, u_k) &= f(u_k^f) + g(u_k^s) + \sum_{t \in T} \alpha_{et} \tau_t r_k [(P_k^t)^2 + (Q_k^t - x_k^f - x_k^{st})^2], \\ x_k^f &= x_{k+1}^f + u_k^f, \\ x_k^{st} &= x_{k+1}^{st} + \hat{u}_k^{st}, \end{aligned} \quad (5.28)$$

sendo $f(u_k^f)$ o custo da potência capacitiva injetada pelo controle u_k^f , $g(u_k^s)$ o custo da potência capacitiva injetada pelo controle u_k^s e \hat{u}_k^{st} o melhor ajuste do controle (u_k^s) para a potência capacitiva injetada no nó k durante o intervalo t .

Como subproduto do ajuste dos controles para a potência reativa capacitiva dos bancos variáveis no cálculo do *custo elementar*, o problema de controle de capacitores para diferentes perfis ou patamares de carga considerados pelo PLDC é também resolvido.

Ao considerar diferentes magnitudes das tensões ao longo do alimentador ($v_k \neq 1$ p.u.), o *custo elementar* é dado então pela Equação 5.29.

$$e_k(x_k, u_k, V_k) = f(u_k^f) + g(u_k^s) + \sum_{t \in T} \alpha_{et} \tau_t r_k \frac{(P_k^t)^2 + (Q_k^t - x_k^f - x_k^{st})^2}{(V_k^t)^2} \quad (5.29)$$

Para cada nó k com ramificações são definidos problemas de otimização complementares:

$$\begin{aligned}
F(x_{k+1}^f, x_{k+1}^s) &= \text{Min}_{\forall x_{k+1,j}^f \in J, \forall x_{k+1,j}^s \in J} [\sum_{j \in J} F(x_{k+1,j}^f) + F(x_{k+1,j}^s)] \\
x_{k+1}^f &= \sum_{j \in J} x_{k+1,j}^f \\
x_{k+1}^s &= \sum_{j \in J} x_{k+1,j}^s
\end{aligned} \tag{5.30}$$

Onde J é o conjunto de índices dos arcos (ramificações) que saem do nó k . Estes problemas são facilmente resolvidos pelo processo usual de enumeração da programação dinâmica.

O processo de solução também fornece o vetor com os valores da *função de partição ótima* \mathcal{O}_{k+1} ,

$$\mathcal{O}_{k+1} : \mathfrak{R}^2 \longrightarrow \mathfrak{R}^{2j}$$

onde j é o número de ramificações saindo do nó k (a cardinalidade do conjunto J).

$$\mathcal{O}_{k+1}(x_{k+1}^f, x_{k+1}^s) = \begin{pmatrix} x_{k+1,1}^{f_0} & x_{k+1,1}^{s_0} \\ x_{k+1,2}^{f_0} & x_{k+1,2}^{s_0} \\ \vdots & \vdots \\ x_{k+1,j}^{f_0} & x_{k+1,j}^{s_0} \end{pmatrix} \tag{5.31}$$

Os pontos $x_{k+1,1}^{f_0}, x_{k+1,2}^{f_0}, \dots, x_{k+1,j}^{f_0}$ e $x_{k+1,1}^{s_0}, x_{k+1,2}^{s_0}, \dots, x_{k+1,j}^{s_0}$ de $\mathcal{O}_{k+1}(x_{k+1}^f, x_{k+1}^s)$ são os valores para o qual a Equação 5.30 alcança o valor mínimo, sobre cada hiperplano $x_{k+1} = \sum_{j \in J} x_{k+1,j}^f, x_{k+1,j}^s$.

As demais ideias e conceitos apresentados anteriormente para a implementação do PDE continuam válidos neste caso.

5.4 Consideração de Diferentes Magnitudes de Tensão

A questão fundamental a ser resolvida ao levar em consideração as diferentes magnitudes de tensão ao longo dos alimentadores (decorrente da queda de tensão) é como calcular eficientemente os valores de tensão e, mais importante ainda, se a solução do problema muda quando são considerados diferentes valores de tensão.

Considere que o PLDC, foi resolvido pela através do algoritmo PDE discutido na seção anterior. Conseqüentemente, a localização e o tamanho dos bancos de capacitores propostos para o alimentador são conhecidos. A execução de um fluxo de carga como o mostrado no Algoritmo 2.8 da Seção 2.4 é suficiente para calcular os fluxos de potência e as tensões na rede de distribuição.

Conhecendo as magnitudes das tensões no alimentador depois de alocados os capacitores propostos pelo algoritmo PDE, o PLDC volta a ser resolvido, desta vez com a substituição do

custo elementar $e_k(x_k, u_k)$ dado pela Equação 5.9 por outra função de *custo elementar*, $e_k(x_k, u_k, v_k)$ (Equação 5.32), que considera a influência na solução da queda de tensão ao longo do alimentador.

$$e_k(x_k, u_k, v_k) = f(u_k) + \sum_{t \in T} \alpha_{et} \tau_{trk} \frac{(P_k^t)^2 + (Q_k^t - x_k)^2}{(V_k^t)^2} \quad (5.32)$$

Se a localização e a capacidade dos capacitores permanecem iguais na solução atual, a solução encontrada é ótima. Se pelo contrário, produziu-se alguma mudança na localização ou a capacidade dos capacitores, um novo fluxo de carga é executado para obter os novos valores de tensão nos nós e o problema é mais uma vez resolvido. O processo é repetido até que a solução encontrada permaneça inalterada com relação ao passo anterior. Este algoritmo é chamado de Programação Dinâmica Estendida com Variação das Tensões (PDEVT).

O algoritmo PDEVT segue os passos descritos a continuação.

Passo 1. Resolver o problema com o algoritmo PDE usando a Equação 5.9 para calcular o *custo elementar* (considerando $v_k = 1 V_n$);

Passo 2. Obter as magnitudes das tensões através da execução do fluxo de carga do Algoritmo 2.8;

Passo 3. Resolver o problema com o algoritmo PDE usando a Equação 5.32 para calcular o *custo elementar* (considerando $v_k \neq 1 V_n$);

Passo 4. Comparar a solução atual com a anterior. Se são diferentes, retorna ao *Passo 2*. Caso contrário, pare; a solução atual é “ótima”.

Observe que desde o ponto de vista matemático a utilização deste procedimento iterativo só pode assegurar otimalidade local para os valores atuais das tensões. O processo físico do problema fornece argumentos adicionais para assegurar a otimalidade global; como as tensões variam suavemente ao longo dos alimentadores, não existem perfis de tensão que levem a soluções muito distantes umas de outras.

Se as diferenças entre as tensões ao longo do alimentador são significativas, uma precaução deve ser tomada com respeito ao modelo de carga assumido. As cargas usualmente são representadas por vários modelos: potência constante (para os qual os valores das correntes são inversamente proporcional ao valor das tensões), corrente constante (independente da tensão), impedância constante (as correntes são proporcionais aos valores das cargas) e representações mistas, com combinações de alguns modelos.

Na Seção 2.2 do Capítulo 2 foi comentado que o trabalho assume o modelo de potência constante inclusive para a formulação do PLDC. Como os valores da tensão decrescem ao longo do alimentador produto das perdas elétricas, ao modelar as cargas como potência constante as

correntes nas linhas tendem a ser sobrestimadas. Embora esta representação provoque a sensação de estar considerando um cenário de “piores caso”, a instalação “ótima” de capacitores (ótima para o modelo adotado) pode levar à alocação de maior número de capacitores que o necessário pela rede de distribuição. Uma solução com sobrecorreção de reativos leva à circulação de fluxos de reativos capacitivos em alguns pontos da rede, uma situação muitas vezes indesejável. Como tal, a melhor solução seria a adoção de uma representação carga tão próxima quanto possível da realidade; se não for possível, a representação de potência constante deve ser adotada e o comportamento da rede avaliado com a alocação dos capacitores indicados pela solução ótima obtida, mas usando outros modelos de representação da carga.

A fim de se assegurar a complexidade linear para esta abordagem, um limite no número de iterações deve ser especificado. Embora esta exigência poderia, teoricamente, comprometer a otimalidade, não é uma preocupação em aplicações práticas, uma vez que o processo converge com poucas iterações (com três iterações, para alimentadores grandes como os estudados nos testes computacionais da Seção 5.6).

5.5 Programação Dinâmica no Controle de Capacitores

Nas Seções anteriores, foi desenvolvida uma abordagem baseada em programação dinâmica para encontrar a solução ótima do problema de localização e dimensionamento de capacitores (PLDC). Esta seção desenvolve a especialização dessas ideias para a abordagem do problema de controle de capacitores variáveis (PCC).

Para controlar a quantidade de reativo de capacitores variáveis instalados, é necessário modificar o ponto de operação dos capacitores ao perceber uma mudança significativa no perfil de carga da rede. A mudança no perfil das cargas por variações significativas das mesmas, torna inadequado o ajuste dos capacitores variáveis previamente instalados, provocando um aumento dos fluxos de potências reativas pelos arcos da rede e, como consequência, o aumento das perdas técnicas.

Ao abordar este problema por programação dinâmica, percebe-se que as variáveis de *controle* a cada estágio são conhecidas (os bancos de capacitores já estão instalados em determinados lugares da rede). Portanto, o número de estados a serem considerados é muito menor do que aquele considerado no PLDC. A abordagem proposta tem como objetivo minimizar as perdas na rede, explorando somente o espaço de busca formado pelos nós da rede com capacitores alocados.

Considerando-se o problema de controle de capacitores (ver Equação 2.34) apresentado na Seção 2.5.3.1, a abordagem por programação dinâmica pode ser vista como uma versão simplificada da abordagem introduzida nas seções precedentes.

A solução deste problema procura minimizar as perdas na rede de distribuição através da

modificação do controle i de cada capacitor alocado no nó k . Portanto, a função de custo elementar $e_k(x_k, u_k)$ para um arco k são as perdas para esse arco, como mostra a Equação 5.33.

$$e_k(x_k, u_k) = r_k[(P_k^t)^2 + (Q_k^t - x_k^s)^2], \quad (5.33)$$

sendo x_k^s o estado para a potência capacitiva (u_k^s) injetada no nó k .

Para cada nó k da rede onde existe um capacitor instalado, os estados x_k^s são obtidos por combinação dos estados anteriores x_{k+1}^s com os possíveis pontos de operação u_k^i do capacitor alocado no nó k que são considerados como restrições do problema.

$$\begin{aligned} x_k^s &= x_{k+1}^s + u_k^i \\ 0 &\leq u_k^i \leq u_k^{max} \end{aligned} \quad (5.34)$$

De forma semelhante ao algoritmo PDE para o PLDC a informação dos estados contém a distribuição ótima dos fluxos nas ramificações utilizando a Equação 5.18 para encontrar o vetor de partição ótima dado pela Equação 5.19. Caso não exista nenhum capacitor instalado em k , o estado x_k^s é igual ao estado na etapa anterior (x_{k+1}^s).

$$x_k^s = x_{k+1}^s \quad (5.35)$$

A equação recursiva de otimalidade pode ser caracterizada na forma a seguir pela Equação 5.36.

$$\begin{aligned} F(x_k^s) &= \text{Min}_{u_k} [e_k(x_k, u_k) + F(x_{k+1}^s)] \\ x_{k+1}^s &= x_k^s - u_k \end{aligned} \quad (5.36)$$

A solução ótima do problema é obtida através da Equação 5.13 e a recuperação da trajetória ótima se dá pela utilização das Equação 5.14 através de um procedimento recursivo que vai da subestação (estágio 1) até o último nó do alimentador n .

5.6 Estudo de Casos

Para os testes computacionais são utilizadas as instâncias descritas na seção de estudo de casos do capítulo anterior e cujas características fundamentais são reproduzidas na Tabela 5.3.

As colunas 4 e 5 da Tabela 5.3 contém os valores da carga ativa e reativa das redes representadas.

As capacidades e custos dos bancos de capacitores fixos e variáveis aparecem na Tabela 5.4. O custo dos bancos de capacitores fixos mostrados na tabela incluem o custo de instalação e

Tabela 5.3: Características fundamentais das redes utilizadas

Redes	Número de Alimentadores	Nós com Ramificações	Total MW	Total MVAR
A70	1	7	3,80	2,69
A2559	5	506	13,83	7,00
A2645	11	511	42,76	20,72
A2899	2	559	6,00	4,66
A5210	4	892	18,64	8,52
A5534	7	925	28,09	20,73
B6246	30	1 143	131,97	66,90
B6720	9	1 036	48,95	24,75
B6867	70	1 527	215,89	100,20
B7500	10	1 304	61,60	29,57
B9214	16	1 741	59,37	27,12
B10363	16	1 710	75,51	36,57

correspondem com valores praticados no mercado. O custo dos capacitores variáveis pode ser um pouco maior e esses valores dependem do tipo de controle utilizado, neste estudo foram adotados valores médios praticados no mercado. Os capacitores variáveis utilizados neste estudo tem dois passos de controle, ligado ou desligado.

Tabela 5.4: Bancos de capacitores utilizados nos testes computacionais

Capacidade (kVAr)	Banco Fixo Custo (R\$)	Banco Variável Custo (R\$)
150	6 988	11 988
300	7 106	12 106
450	7 256	12 256
600	8 051	13 051
900	9 983	14 983
1 200	11 916	16 916

Outros parâmetros incluem um custo da energia de 100 R\$/MWh, período de 5 anos para amortização do investimento e uma taxa de juros de 15% ao ano. Um cenário com variações uniforme das cargas é adotado para todos os estudos de caso como apresentado pela Figura 5.11. A utilização de uma mesma curva de carga para todos os nós não invalida a abordagem

desenvolvida, porém simplifica notavelmente estrutura de dados utilizada pelo programa.

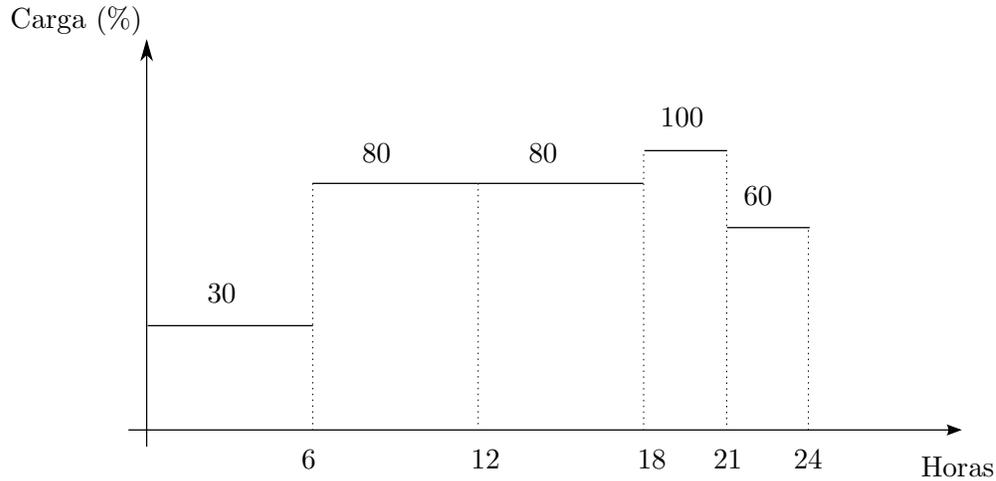


Figura 5.11: Curva de carga utilizada nos estudos de caso.

Três cenários de estudos de caso com distintas variantes do algoritmo PDE foram considerados:

PDE-1 Variação do algoritmo PDE para a instalação de capacitores fixos com valores de tensão igual à tensão nominal ($V_k = V_n, \forall k$);

PDE-2 Variação do algoritmo PDE para a instalação de capacitores fixos considerando a queda de tensão nos alimentadores ($V_k \neq V_n$);

PED-3 Variação do algoritmo PDE para a instalação de capacitores fixos e variáveis considerando a queda de tensão nos alimentadores ($V_k \neq V_n$).

Os estudos de caso foram conduzidos com um valor da constante $\Delta = 0$ (ver Equação 5.11).

Os programas elaborados para os testes computacionais foram codificados em C++ utilizando a mesma estrutura de classes descrita em (Garcia 2005) adaptada para o problema. Para a execução dos algoritmos foi utilizado um computador Intel QuadCore 3.0 GHz e 4 Gb de RAM, com sistema operacional Linux de 64 bits, distribuição UBUNTU.

5.6.1 Estudo com Capacitores Fixos

O estudo com bancos de capacitores fixos utiliza as variantes PDE-1 e PDE-2 do algoritmo de PD. Na variante PDE-1 se fixa um valor de tensão V_n para todos os nós igual à $V_k = V_n, \forall k$. Para a PDE-2 fixa-se inicialmente um valor de V_n igual a $1 p.u.$ e se resolve o problema através do método exposto na página 78.

As Tabelas 5.5 e 5.6 apresentam os valores de economia de energia, assim como os tempos computacionais dos algoritmos para todas as redes estudadas. Os valores inicial e final das perdas elétricas nas duas tabelas foram calculados considerando a queda de tensão nos alimentadores através do fluxo de carga apresentado na Seção 2.4.1.

Tabela 5.5: Resultados da abordagem PDE-1

Redes	Perdas Iniciais (kW)	Perdas Finais (kW)	Redução de Perdas (%)	Tempo (Seg)
A70	21,42	16,30	23,9	0,02
A2559	675,14	530,62	21,4	0,24
A2645	673,40	561,11	16,7	0,25
A2899	292,25	173,06	40,8	0,27
A5210	260,58	226,20	13,2	0,67
A5534	460,80	329,19	28,6	0,78
B6246	1837,22	1539,60	16,2	0,91
B6720	781,18	668,59	14,4	1,02
B6867	1410,36	1277,31	9,4	1,07
B7500	1652,03	1317,55	20,2	1,17
B9214	1585,76	1282,14	19,1	1,80
B10363	748,51	634,18	15,3	2,06

Observa-se que para a rede menor (A70) não houve diferenças nos valores da solução e nos tempos computacionais, neste caso, o tempo de preparação do programa é muito maior que o tempo de execução dos algoritmos. Para as outras redes, a solução da variante PDE-2 trouxe melhorias quantitativas nas perdas em comparação com a PDE-1 enquanto os tempos computacionais foram maiores como era de esperar. A convergência em PDE-2 deu-se em 2 iterações para todas as redes.

As Tabelas 5.7 e 5.8 mostram os benefícios econômicos da solução obtida pelos algoritmos PDE-1 e PDE-2, respectivamente, considerando o valor dos ganhos de energia e o custo dos capacitores. Ambas tabelas mostram na última coluna o valor total da potência capacitiva instalada para cada rede.

Os resultados apresentados na Tabela 5.5, Tabela 5.6, Tabela 5.7 e Tabela 5.8 permitem fazer as seguintes observações:

1. A PDE é uma abordagem factível para encontrar os melhores locais assim como as capacidades dos bancos de capacitores em redes de distribuição de tamanho real;
2. Quando os valores de queda de tensão são significativos, sua consideração no algoritmo pode melhorar as decisões sobre a localização dos capacitores;

Tabela 5.6: Resultados da abordagem PDE-2

Redes	Perdas Iniciais (kW)	Perdas Finais (kW)	Redução de Perdas (%)	Tempo (Seg)
A70	21,42	16,30	23,9	0,02
A2559	675,14	516,04	23,6	0,29
A2645	673,40	549,37	18,4	0,35
A2899	292,25	168,26	42,4	0,40
A5210	260,58	222,31	14,7	0,85
A5534	460,80	320,31	30,5	1,05
B6246	1837,22	1524,28	17,0	1,34
B6720	781,18	661,30	15,3	1,35
B6867	1410,36	1261,25	10,6	1,47
B7500	1652,03	1277,55	22,6	1,67
B9214	1585,76	1266,92	20,1	2,30
B10363	748,51	626,73	16,3	2,50

- Os tempos de processamento para as duas variantes do algoritmo PDE são muito pequenos, inclusive para redes grandes;
- O tempo de execução do algoritmo é aproximadamente proporcional ao número de nós nos alimentadores, confirmando a tese de complexidade linear para casos reais;
- Os tempos de processamento de PDE-2 aplicados às redes maiores é menos que o dobro do tempo de processamento do PDE-1; isto acontece porque o PDE-2 converge em duas iterações (e porque os tempos incluem o tempo de preparação do programa).

Além do benefício econômico da redução das perdas nas redes a alocação de capacitores traz uma melhora nos perfis de tensão da rede de distribuição. No Apêndice B apresentam-se os perfis de tensão das redes antes e depois da aplicação do algoritmo PDE-2. Nota-se que na maioria dos casos a melhoria é significativa.

Tabela 5.7: Benefícios econômicos da abordagem PDE-1

Rede	Custo Inicial (R\$)	Custo Final (R\$)	Ganho (%)	Potência instalada (kVAr)
A70	17600	15763	10,4	600
A2559	537100	430347	19,9	1200
A2645	552072	486019	12,0	7800
A2899	238723	150620	36,9	2700
A5210	213764	195470	8,5	2550
A5534	377766	295782	21,7	7650
B6246	1506980	1341420	11,0	25050
B6720	639393	564550	11,7	4500
B6867	1158480	1107882	4,4	18600
B7500	1349883	1114409	17,4	12300
B9214	1295378	1088121	16,0	11250
B10363	613761	551304	10,2	8100

Tabela 5.8: Benefícios econômicos da abordagem PDE-2

Rede	Custo Inicial (R\$)	Custo Final (R\$)	Ganho (%)	Potência instalada (kVAr)
A70	17600	15763	10,4	600
A2559	537100	426379	20,6	1650
A2645	552072	484585	12,2	10200
A2899	238723	149637	37,3	3000
A5210	213764	194813	8,8	3000
A5534	377766	294323	22,1	9000
B6246	1506980	1338112	11,2	27900
B6720	639393	563637	11,8	5700
B6867	1158480	1107401	4,4	22500
B7500	1349883	1104862	18,2	16950
B9214	1295378	1087110	16,1	13350
B10363	613761	550095	10,4	9600

5.6.2 Estudo com Capacitores Fixos e Variáveis

O algoritmo PDE-3 é usado no estudo com bancos de capacitores fixos e variáveis. A Tabela 5.9 apresenta os valores de redução de energia obtidos com o algoritmo. Como na seção anterior, nos cálculos das perdas considera-se a queda de tensão nos alimentadores. A última coluna mostra o tempo computacional do algoritmo, em segundos.

Tabela 5.9: Resultados da abordagem PDE-3

Redes	Perdas Iniciais (kW)	Perdas Finais (kW)	Redução de Perdas (%)	Tempo (Seg)
A70	21,42	16,30	23,9	0,02
A2559	675,14	516,04	23,6	0,47
A2645	673,40	547,93	18,6	2,43
A2899	292,25	168,26	42,4	3,02
A5210	260,58	222,31	14,7	5,52
A5534	460,80	320,31	30,5	7,00
B6246	1837,22	1501,45	18,3	10,92
B6720	781,18	661,30	15,3	12,46
B6867	1410,36	1261,25	10,6	13,47
B7500	1652,03	1271,77	23,0	15,02
B9214	1585,76	1266,92	20,1	19,93
B10363	748,51	626,73	16,3	26,43

A Tabela 5.10 mostra os benefícios econômicos das soluções usando o PDE-3, considerando o valor da energia poupada e dos bancos de capacitores. As duas últimas colunas apresentam os valores de potência capacitiva dos capacitores fixos e variáveis instalados nas redes.

Tabela 5.10: Benefícios econômicos da abordagem PDE-3

Rede	Custo Inicial (R\$)	Custo Final (R\$)	Ganho (%)	Potência Fixa (kVAr)	Potência Variável (kVAr)
A70	17600	15763	10,4	600	0
A2559	537100	426379	20,6	1650	0
A2645	552072	484392	12,3	9300	1200
A2899	238723	149637	37,3	3000	0
A5210	213764	194813	8,8	3000	0
A5534	377766	294323	22,1	9000	0
B6246	1506980	1329261	11,8	29700	1200
B6720	639393	563637	11,8	5700	0
B6867	1158480	1107401	4,4	22500	0
B7500	1349883	1104862	18,2	16500	900
B9214	1295378	1087110	16,1	13350	0
B10363	613761	550095	10,4	9600	0

As observações realizadas para PDE-1 e PDE-2 são também pertinentes para os resultados do PDE-3 mostrados nas Tabelas 5.9 e 5.10. No entanto, os tempos de execução são maiores, uma consequência da introdução de uma dimensão extra nas variáveis de estado e de controle. Observe que apesar do custo dos capacitores variáveis ser muito maior que o custo dos bancos fixos (ver Tabela 5.4) esta diferença pode ser compensada pela economia de perdas gerada quando existe um perfil de carga variável, como mostram os resultados para as redes A2645, B6246 e B7500.

5.6.3 Comparação dos Resultados do PDE com o AGH

A Tabela 5.11 compara os resultados do algoritmo genético híbrido com o algoritmo de programação dinâmica estendida na sua variante PDE-2. Note que, como esperado, o algoritmo PDE-2 consegue melhores resultados. Os tempos computacionais para o AGH foram significativamente maiores.

Tabela 5.11: Comparação dos resultados dos algoritmos PDE-2 e AGH

Rede	Custo Inicial (R\$)	Custo PDE (R\$)	Custo AGH (R\$)	Desvio (%)	Tempo PDE (s)	Tempo AGH (s)
A70	17600	15763	15763	0,0	0,02	0,4
A2559	537100	426379	440472	3,2	0,29	39,2
A2645	552072	484585	487328	1,0	0,35	45,2
A2899	238723	149637	155549	3,8	0,40	186,35
A5210	213764	194813	197732	1,4	0,85	147,50
A5534	377766	294323	306705	4,0	1,05	284,85
B6246	1506980	1338112	1374220	2,6	1,34	251,64
B6720	639393	563637	593242	5,0	1,35	397,95
B6867	1158480	1107401	1126892	1,7	1,47	200,89
B7500	1349883	1104862	1121870	1,5	1,67	790,90
B9214	1295378	1087110	1097021	0,9	2,30	1307,20
B10363	613761	550095	558284	1,4	2,50	1331,90

Em defesa do AGH é valido destacar que estes tempos computacionais correspondem à melhor solução obtida. Tempos computacionais muito menores podem ser obtidos utilizando outras configurações de parâmetros que levam a soluções muito próximas das melhores.

Apesar de não encontrar soluções tão boas quanto o PDE, o AGH tem uma flexibilidade maior quando comparado com o algoritmo PDE em relação à facilidade de incorporação de restrições no modelo de otimização. Por exemplo, para considerar restrições de harmônicas nas tensões no AGH, basta calculá-las para uma solução e, caso os valores das harmônicas ultrapassem os limites permitidos, esta solução é descartada por infeasibilidade. Considerar este tipo de restrições no algoritmo de programação dinâmica é bem mais difícil.

Além do algoritmo PDE-2 encontrar melhores soluções com tempos computacionais muito menores, observa-se nas figuras do Apêndice B que os perfis de tensões gerados pelas soluções do PDE-2 para todas as redes são significativamente melhores que os obtidos com a aplicação do AGH. Destaca-se que para duas redes são observadas tensões abaixo do limite permitido pela ANEEL, caso das redes B2559 e B6720, nas figuras B.2 e B.14. Para esses casos é necessário estudar a aplicação de outras alternativas como a instalação de reguladores de tensão, tema abordado no próximo capítulo.

Capítulo 6

Controle de Tensão

6.1 Introdução e Revisão Bibliográfica

Os níveis de tensões nos sistemas de distribuição de energia elétrica decrescem ao longo dos circuitos que fornecem energia a seus usuários, consequência de dissipações de energia (perdas) nas resistências elétricas das linhas e equipamentos (ver Capítulo 2).

As perdas elétricas nas redes de distribuição podem ser reduzidas utilizando estratégias como alteração da configuração de operação da rede, instalação de bancos de capacitores, substituição de linhas e equipamentos entre outras alternativas. Porém, estas estratégias podem mostrar-se insuficientes, principalmente em alimentadores muito compridos, para manter os níveis de tensão dentro de valores regulamentados, $\pm 5\%$ do valor da tensão de operação do sistema de distribuição segundo a *resolução 505 da ANEEL*. Nestes casos, quando a queda de tensão atinge valores críticos, equipamentos chamados reguladores de tensão são instalados nos alimentadores da rede de distribuição.

Os reguladores de tensão são projetados para manter níveis de tensão constantes na sua saída, mesmo quando submetidos a uma variação de tensão na sua entrada (Gonen 1986). Além de manter os níveis de tensão constantes na sua saída, os reguladores de tensão, quando considerado um modelo de carga com potência constante, como o utilizado neste trabalho, contribuem também para redução de perdas, pois aumentado o nível de tensão à jusante de sua instalação os níveis de corrente elétrica tendem a diminuir. Entretanto, a amplitude desses benefícios depende de políticas adequadas de definição do seu *número, localização e níveis de regulação*.

Na literatura da área poucos são os trabalhos que propõem uma metodologia para resolver o PART. Cinvalar e Grainger (1985a; 1985; 1985b) propõem um método heurístico para resolver o problema de controle de tensão e de reativos. O trabalho de Salama, Manojlovic, Quintana e Chikhani (1996) resolve de forma desacoplada o problema de controle de tensão e de reativos, usando um método de programação dinâmica para alocação de capacitores e um

método heurístico para a instalação de reguladores de tensão em redes de distribuição de energia elétrica. Safigianni e Salis (2000) utilizam um algoritmo heurístico com duas etapas para resolver o problema de alocação ótima de reguladores de tensão em redes de distribuição, utilizando uma busca heurística. Um algoritmo genético para alocação de reguladores de tensão é proposto em Souza, Alves e Almeida (2004), nesse trabalho a função de avaliação considera o desvio quadrático médio das tensões na rede de distribuição como parte da função objetivo. Outros trabalhos ficam restritos ao controle de tensão e de reativos na subestação (Lu e Hsu 1997).

Neste trabalho o problema de alocação de reguladores de tensão é formulado de forma a minimizar os custos de instalação de reguladores de tensão mais as perdas elétricas na rede enquanto mantém o nível das tensões dentro de limites previamente estabelecidos (Vizcaino, Cavellucci, C. e Lyra 2007).

6.2 Caracterização do Problema

Matematicamente, o problema de alocação de reguladores de tensão (PART) pode ser formulado como um problema de otimização inteira não-linear mista. A solução desse problema define estratégias de alocação e controle buscando um compromisso entre os investimentos em equipamentos, a regulação de tensão dentro de limites desejados e a redução de perdas técnicas nos alimentadores dos sistemas de distribuição.

A seguir mostra-se a formulação do PART.

$$\text{Min}_{R_k \in \mathcal{R}} \left[\sum_{k \in \mathcal{N}} h(R_k) + \sum_{t \in T} \alpha_{et} \tau_t \sum_{k \in \mathcal{N}} \sum_{(k+1,j) \in A_k} r_{k+1,j} I_{k+1,j}^t \right]^2 \quad (6.1)$$

sujeito a:

$$I_{k+1,j}^t = \frac{P_{k+1,j}^t + Q_{k+1,j}^t}{V_k^t} \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall (k+1,j) \in A_k, \forall t \in T \quad (6.2)$$

$$P_k^t = \sum_{(k+1,j) \in A_k} P_{k+1,j} + \sum_{(k+1,j) \in A_k} r_{k+1,j} I_{k+1,j}^t + P_{L_k}^t \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall (k+1,j) \in A_k, \forall t \in T \quad (6.3)$$

$$Q_k^t = \sum_{(k+1,j) \in A_k} Q_{k+1,j} + \sum_{(k+1,j) \in A_k} x_{k+1,j} I_{k+1,j}^t + Q_{L_k}^t \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall (k+1,j) \in A_k, \forall t \in T \quad (6.4)$$

$$(6.5)$$

$$V_{k+1,j}^t = V_k^t - 2(r_{k+1,j} P_{k+1,j}^t + x_{k+1,j} Q_{k+1,j}^t) - (r_{k+1,j}^2 x_{k+1,j}^2) I_{k+1,j}^t \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall (k+1,j) \in A_k, \forall t \in T \quad (6.6)$$

$$\underline{v} \leq V_k^t \leq \bar{v} \quad \forall k \in \mathcal{N}, \forall t \in T \quad (6.7)$$

$$0 \leq I_{k+1,j}^t \leq \bar{I}_{k+1,j} \quad \forall (k+1,j) \in A_k, \forall t \in T \quad (6.8)$$

Sendo \mathcal{R} o conjunto de reguladores de tensão disponíveis para instalação na rede, \mathcal{N} o conjunto de nós da rede de distribuição, $h(R_k)$ o custo do regulador de tensão R_k instalado no

nó k , α_{et} é o custo da energia durante o intervalo de tempo t , τ_t é a duração do intervalo de tempo t , T é o conjunto de intervalos de tempo, A_k é o conjunto de arcos que se originam no nó k , $r_{k+1,j}$ é a resistência do cabo no arco $(k+1, j)$, $P_{k+1,j}^t$ é a potência ativa no arco $(k+1, j)$ durante o intervalo de tempo t , $Q_{k+1,j}^t$ é a potência reativa circulando pelo arco $(k+1, j)$ durante o intervalo t , $P_{L_k}^t$ e $Q_{L_k}^t$ são, respectivamente, as potências ativa e reativa da carga instalada no nó k durante o intervalo t . V_k^t e $V_{k+1,j}^t$ são, respectivamente, os valores da tensão nos nós k e $(k+1, j)$, durante o intervalo de tempo t , \underline{v} e \bar{v} são, os limitantes inferior e superior da tensão fornecidos para o problema. $I_{k+1,j}^t$ é a corrente circulando no arco $(k+1, j)$, $\bar{I}_{k+1,j}$ é o limite de corrente para o tipo de condutor ou chave instalado no arco $(k+1, j)$.

A primeira parcela da função objetivo (6.1), representa o valor total anualizado do investimento com a instalação de reguladores de tensão; a segunda parcela da função objetivo representa o custo total das perdas ao longo de um ano na rede de distribuição em estudo para todos os perfis de tensão.

Se existe um regulador de tensão instalado no nó k a tensão será então calculada pela Equação 6.9.

$$v_k^r = v_k^0(1 + \alpha v_{step}), \quad (\forall k \in N) \quad (6.9)$$

Sendo v_k^r a tensão de saída do regulador instalado em k , v_k^0 a tensão de entrada, α o passo de ajuste do regulador e v_{step} corresponde à variação de tensão para um degrau de ajuste no regulador. O valor de α calcula-se de forma que v_k^r alcance o valor de tensão correspondente ao limite superior indicado (\bar{v}) pela agência reguladora.

6.3 Algoritmo Genético Híbrido para a Solução do PART

Um método de duas fases é proposto para resolver o PART: uma fase construtiva e a fase evolutiva. Na fase construtiva obtém-se uma solução factível de custo elevado por meio de uma heurística gulosa. Em seguida, na fase evolutiva, busca-se melhorar a solução obtida utilizando um algoritmo genético híbrido, diminuindo o número de reguladores de tensão alocados na primeira fase e/ou encontrando melhores locais para sua instalação. Porém, é necessário destacar que o objetivo da fase construtiva é encontrar uma solução factível a ser utilizada posteriormente para a definição do espaço de busca do algoritmo genético híbrido.

6.3.1 Heurística Construtiva

Na fase construtiva é utilizado o algoritmo guloso proposto por Safianni e Salis (2000), mostrado na Figura 6.1

```

CRIASOLUÇÃOFACTÍVEL()
1   $S \leftarrow 0$ ;
2  FLUXODECARGA( $S$ );
3  para cada  $k \in N$ 
4  faça
5      se  $V_k < \underline{v}$ 
6          então ALOCAREGULADOR( $S, k$ )
7              FLUXODECARGA( $S$ );
8  retorna  $S$ 

```

Figura 6.1: Heurística construtiva para alocação de reguladores de tensão.

O objetivo deste primeiro passo é construir uma solução inicial S factível para o problema, isto é, as magnitudes das tensões em todos os nós devem estar dentro dos limites especificados $\underline{v} \leq V_k$. Esta solução inicial factível é utilizada pelo algoritmo genético híbrido na codificação do cromossomo. Para incluir o regulador de tensão apropriado é necessário escolher um tipo de regulador dentro do conjunto disponível \mathcal{R} com uma capacidade maior que o nível de corrente no arco à montante (nó precedente) do nó de instalação k . O novo estado da rede é obtido resolvendo um fluxo de carga como descrito na Seção 2.4 com a inclusão dos reguladores de tensão da solução S

6.3.2 Fase Evolutiva: Algoritmo Genético Híbrido

Uma alternativa para melhorar a solução inicial obtida na fase construtiva é utilizar o paradigma da computação evolutiva, que compreende métodos baseados na evolução natural de uma população de indivíduos através de seleção, cruzamento e mutação randômica (Bäck et al. 2000). Em particular utiliza-se a abordagem por algoritmos genéticos híbridos ou meméticos (Holstein e Moscato 1999).

Algoritmos genéticos híbridos (AGH) podem ser considerados como uma extensão dos algoritmos genéticos (AG). De forma geral, ambos consistem em fazer uma população de indivíduos (soluções do problema) evoluir através de processos de recombinação, mutação e seleção natural. Os indivíduos mais adaptados deverão persistir por mais tempo na população, perpetuando assim suas “boas” características. Após um número suficiente de gerações, espera-se que a população esteja assim formada por indivíduos que representem as melhores soluções para o problema. A principal diferença entre os AG e os AGH encontra-se na inclusão de uma fase de otimização para os novos indivíduos gerados.

Destaca-se que a realização da busca local a cada geração depende da complexidade do algoritmo de busca local utilizado. Caso seja necessário é possível fazer uma busca local a cada determinado número de gerações de forma a diminuir o impacto do algoritmo busca local no

tempo computacional do algoritmo. No método proposto a busca local é executada a cada 20 iterações.

6.3.2.1 Factibilidade da Solução

Existem duas situações nas quais uma determinada solução é infactível para o *PART*. A primeira, chamada de *tensão*, é quando pelo menos um dos nós da rede tem seu nível de tensão fora dos limites preestabelecidos. A segunda, ou de *corrente*, é quando a corrente no regulador de tensão proposto ultrapassa sua capacidade, representada no grafo pela corrente do trecho k à montante de um regulador instalado R_k . A infactibilidade de corrente pode ser resolvida se existe forma de substituir o tipo de regulador por outro de maior capacidade dentro do conjunto \mathcal{R} . Soluções que apresentem infactibilidade de tensão devem ser descartadas.

6.3.2.2 Codificação do Cromossomo

O cromossomo de cada um dos indivíduos da população, que representa uma solução codificada para o *PART*, é composto por uma codificação inteira onde cada posição ou alelo no cromossomo corresponde a uma determinada barra ou nó do sistema, com informação de se existe ou não regulador instalado e, se existe, qual a capacidade de regulador (“-1”, não existe regulador instalado e “0... n ” o tipo de regulador instalado). A Figura 6.2 mostra um exemplo da codificação do cromossomo com dois tipos de reguladores (“0” e “1”) instalados nas posições 2 e 4 do cromossomo.

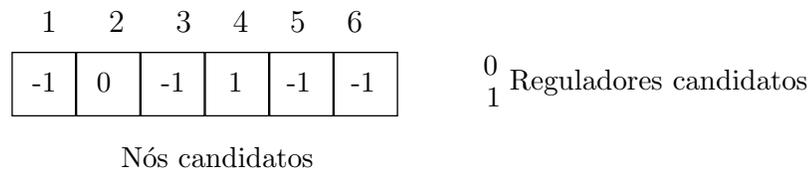


Figura 6.2: Codificação do cromossomo para o algoritmo genético híbrido.

Os nós que formam parte da codificação do cromossomo são determinados a partir da solução obtida na fase construtiva S . Para construir a estrutura do cromossomo, são incluídos os nós que estão contidos nas trajetórias entre os nós com reguladores instalados em S e o primeiro nó do alimentador da rede de distribuição, já que não é possível dado o modelo de carga assumido que soluções factíveis com reguladores instalados em posições fora destas trajetórias apresentem melhor custo (Safigianni e Salis 2000) para o modelo de carga assumido (potência constante). A Figura 6.3 mostra como são determinadas as posições dos nós no cromossomo assim como seu tamanho. Na Figura 6.3(a) é apresentada a solução construtiva para uma rede exemplo com dois reguladores alocados nos nós 5 e 19.

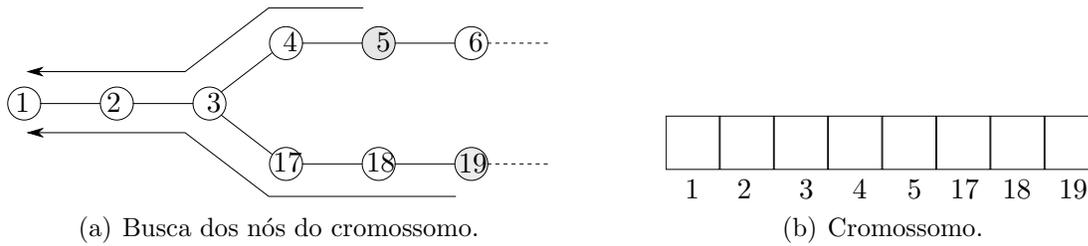


Figura 6.3: Utilização da solução inicial para a construção do cromossomo.

Na Figura 6.3(b) são mostrados os nós que formam parte da estrutura de cromossomo, e que resulta da *união* das trajetórias representadas pelos vetores $[1, 2, 3, 4, 5]$ e $[1, 2, 3, 17, 18, 19]$. A população inicial é composta por indivíduos gerados aleatoriamente que possuem um número de reguladores igual ou menor ao número de reguladores encontrados na *fase construtiva*, garantindo-se a factibilidade de cada um dos indivíduos gerados.

6.3.2.3 Operadores

A população inicial será evoluída pelos operadores de *seleção*, *recombinação*, *mutação* e *busca local* com o compromisso de garantir sempre a factibilidade de cada indivíduo e avaliados através da *função de adaptação* que corresponde à função objetivo do problema descrita pela Equação 6.1 apresentada anteriormente.

Os indivíduos que participarão da *recombinação* são escolhidos através do operador de seleção, esta seleção é aleatória com maior probabilidade para indivíduos mais aptos, isto é, aqueles que apresentam maiores valores da função de aptidão. Para aplicar esta *seleção* utiliza-se o método da roleta (Goldberg 1989). Para selecionar o indivíduo que será substituído na população pelo novo indivíduo utiliza-se também o método da roleta. Neste caso, a maior probabilidade é para os indivíduos com menor função de adaptação.

O operador de recombinação é aplicado a um par de indivíduos selecionados da população pelo operador de seleção. Os indivíduos selecionados, *Pai-1* e *Pai-2*, são recombinados por cruzamento com um ponto de corte (Goldberg 1989), resultando um novo indivíduo (*Filho*).

Através da recombinação é possível transmitir as características dos pais ao novo indivíduo. O indivíduo resultante da recombinação (*Filho*) será aceito apenas se ele representa uma *solução factível* (a tensão de todos os nós no alimentador está dentro dos limites e as capacidades dos reguladores estão respeitadas).

O operador de *mutação* tem como objetivo modificar aleatoriamente o cromossomo do indivíduo selecionado acrescentando ou removendo reguladores de tensão para introduzir mudanças randômicas ou mutações na população. A mutação pode melhorar, ou piorar, a função de adaptação do indivíduo, portanto retarda a convergência da população até um mínimo local.

Para melhorar a eficiência do algoritmo cada indivíduo mantém informação dos reguladores

existentes no seu cromossomo e a localização de cada um deles. Este procedimento acelera a seleção do regulador que vai ser retirado. Sempre que aconteça uma adição de um regulador é necessário verificar que não ultrapasse o *número máximo de reguladores* indicado pelo algoritmo da *fase construtiva*.

6.3.2.4 Busca Local

O objetivo da *busca local* é reduzir o número de reguladores instalados na melhor solução da população e melhorar a localização dos reguladores instalados visando aumentar o valor da função de objetivo. A busca local é executada ao final de cada época de gerações. O algoritmo representado pela Figura 6.4 mostra resumidamente o procedimento de busca local.

```

BUSCALOCAL( $S, n$ )
1   $S' \leftarrow \text{ORDENARREGULADORES}(S)$ ;
2   $i \leftarrow 0$ ;
3   $j \leftarrow 0$ ;
4  enquanto  $i < |S'|$ 
5  faça enquanto  $j < n$ 
6      faça  $S'' \leftarrow \text{GERAMOVIMENTO}(S', i)$ ;
7      se  $\text{EXISTEREGDUPLICADO}(S'')$ 
8          então  $S'' \leftarrow \text{REDUZREGULADORES}(S'')$ ;
9           $\text{AVALIASOLUÇÃO}(S'')$ ;
10     se  $\text{CUSTO}(S'') < \text{CUSTO}(S')$  e  $\text{FACTÍVEL}(S'')$ 
11         então  $S' \leftarrow S''$ ;
12          $j \leftarrow j + 1$ ;
13      $i \leftarrow i + 1$ ;
14 retorna  $S'$ ;

```

Figura 6.4: Pseudo-código do mecanismo de busca local implementado.

A busca local recebe a solução S a ser melhorada e um parâmetro n que define o número de nós que cada regulador deverá ser deslocado em direção ao nó raiz e retorna a nova solução S' . Observe que em alguns casos não é possível abranger todo o espaço de busca, assim este mecanismo de redução de vizinhança pode resultar vantajoso.

No passo 1 a solução S' é inicializada com os reguladores da solução S ordenados pela profundidade da posição que ocupam na árvore, de maior a menor. Nos passos 2 e 3 do algoritmo inicializam-se os índices i e j . O laço entre os passos 4 e 13 percorre todos os reguladores $|S'|$ do conjunto S' a procura de movimentos válidos. Entre os passos 5 e 12 o regulador de índice i é movimentado uma posição em direção à raiz procurando por melhoria da função objetivo, se ao gerar o movimento (passo 6) já existe regulador na aquela posição (passo 7) é realizada a redução de reguladores (só é possível ter um regulador por nó). A seguir, no passo 9 se avalia

a nova solução S'' e se ela é melhor que a solução atual e é factível substitui S' . O processo repete-se até que todos os reguladores em S' tenham sido movimentados.

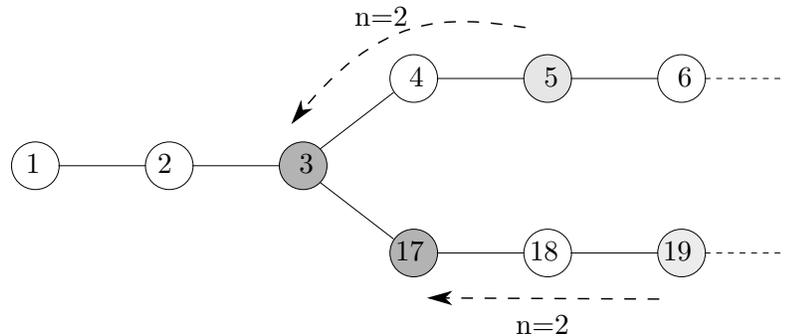


Figura 6.5: Utilização da solução inicial para a construção do cromossomo.

No exemplo proposto pela Figura 6.5 a inicialização do algoritmo inclui dois reguladores na solução (S'), correspondendo aos nós 5 e 19. Em seguida, os reguladores são selecionados conforme a profundidade no grafo do nó no qual cada um está instalado. No caso representado na Figura 6.5, o regulador instalado no nó 19 seria escolhido em primeiro lugar por estar alocado em um nó de maior profundidade na árvore. A seguir, o regulador escolhido seria movimentado até o nó 18, e assim sucessivamente até alcançar o número de movimentos indicados pelo parâmetro n . Por exemplo, se ao parâmetro n atribui-se o valor 5, os reguladores seriam deslocados nó a nó através do caminho indicado pelas setas até chegar ao primeiro nó 1. No caso de $n = 2$, o limite de deslocamento para cada regulador são os nós 3 e 17 respectivamente, como mostra a Figura 6.5.

6.4 Estudo de Casos

Para verificar o desempenho do método foi realizado um estudo de caso utilizando duas instâncias que representam dois alimentadores de redes de distribuição de energia elétrica do Estado de São Paulo, com 819 e 365 nós respectivamente. A Figura 6.6 e Figura 6.7 mostram a topologia das redes utilizadas no estudo.

Os algoritmos para este estudo foram codificados em C++, compilador GCC 4.4.3 em um computador Intel QuadCore 3.0 GHz e 4 Gb de RAM, com sistema operacional Linux de 64 bits, distribuição UBUNTU.

Os testes computacionais foram realizados considerando o perfil de carga diária representado pelo gráfico da Figura 6.8

Os valores do preço médio da energia elétrica adotados para o estudo de caso foram de 100,00 R\$/MWh no horário de pico e 20,00 R\$/MWh nos outros horários, utilizando juros de 12% ao ano e uma taxa de amortização de 5 anos. No estudo foram empregados dois tipos de

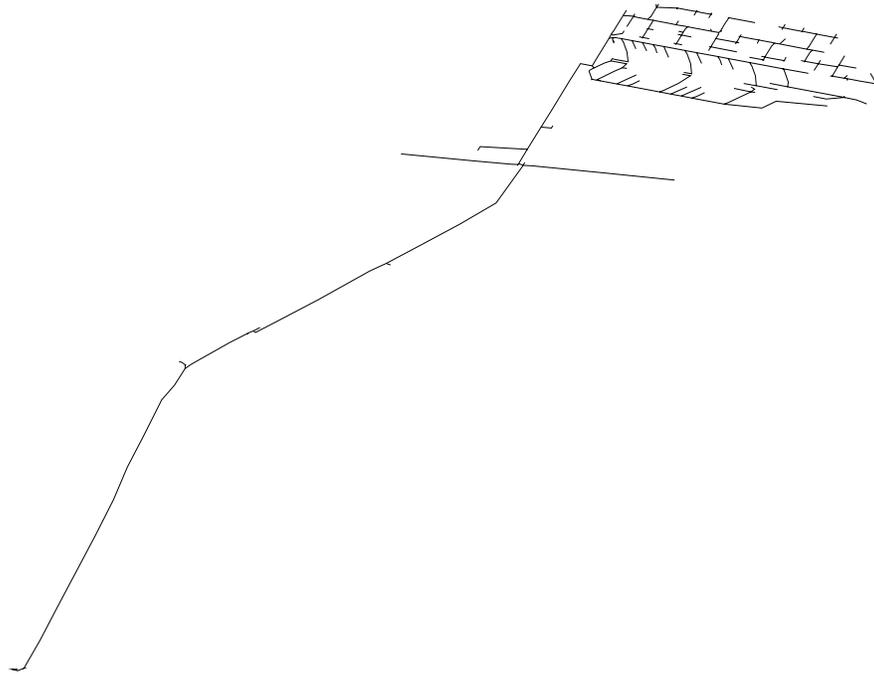


Figura 6.6: Topologia da do alimentador R365.

reguladores de tensão e seus dados são apresentados na Tabela 6.1, o custo dos reguladores é aproximadamente igual ao praticado no mercado. O horizonte de tempo do estudo é um ano.

Tabela 6.1: Tipos de reguladores utilizados nos testes computacionais

Capacidade (MVA)	Regulação (%)	Número de Taps	Custo (R\$)
5	10	16	40 000
10	10	16	50 000

Na Figura 6.9 e Figura 6.10 mostram-se as condições iniciais das redes de distribuição estudadas enquanto aos valores de tensão. Pode-se observar com um traçado mais escuro as regiões com tensões dentro dos limites regulamentados e com traçado cinza claro aquelas regiões das redes onde as tensões estão abaixo do limite regulamentado.

Para o estudo de caso, os parâmetros do algoritmo genético híbrido foram ajustados utilizando os resultados obtidos na execução do algoritmo para várias instâncias, e para os quais verificou-se a melhor relação de desempenho e tempo computacional. Os melhores resultados

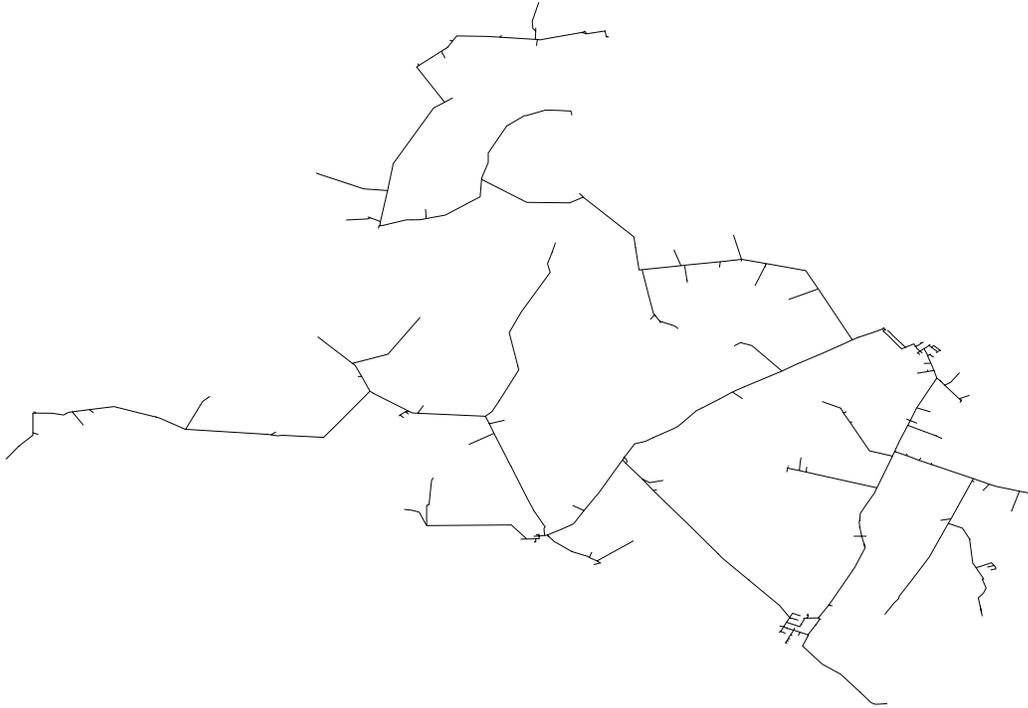


Figura 6.7: Topologia da do alimentador R819.

foram obtidos para uma população de 40 indivíduos, com uma taxa de mutação de 10%, com probabilidade de retirada de regulador de 85% e adição de 15%.

Cada época é composta por 20 iterações e ao final de cada época é realizada a busca local. O critério de parada é alcançado quando são detectadas 20 épocas sem melhoria na solução do problema.

A Figura 6.11 mostra a posição dos reguladores como resultado da solução obtida na fase construtiva do algoritmo.

Como observado na figura anterior, na solução obtida pela fase construtiva é proposto 1 regulador de tensão (indicados com círculos na figura), que poderá ser realocado na fase evolutiva. A importância desta fase construtiva resume-se a obter uma solução factível que permita fazer uma redução do número de nós candidatos no cromossomo do algoritmo evolutivo, possibilitando melhor desempenho do algoritmo na exploração do espaço de busca. Na rede R365 existem um total de 365 possíveis candidatos a receber reguladores de tensão, mediante o uso da heurística gulosa esse número é reduzido a 26, facilitando o desempenho do AGH.

A posição dos reguladores na solução obtida na fase construtiva do algoritmo é apresentada na Figura 6.12.

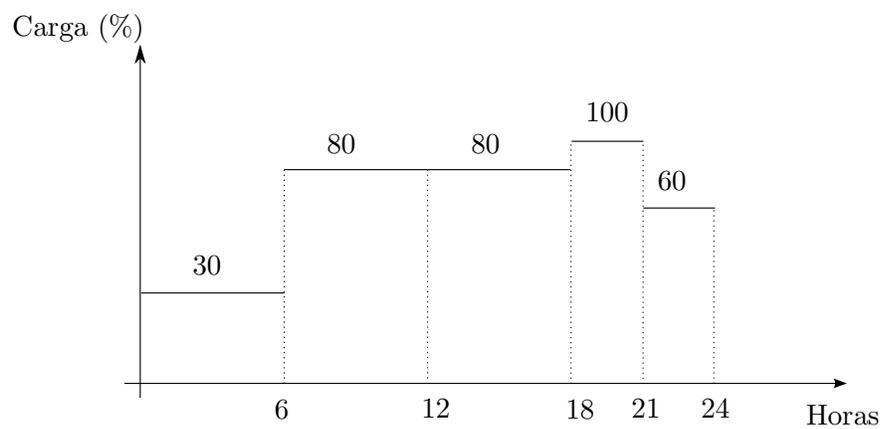


Figura 6.8: Curva de carga utilizada nos testes computacionais.

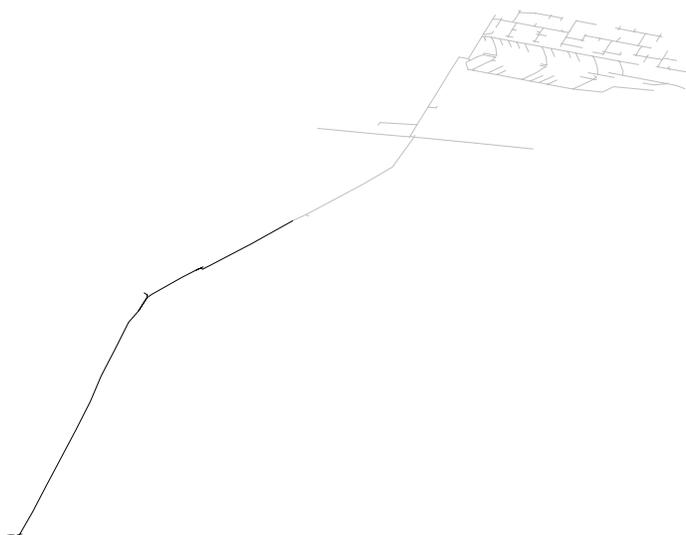


Figura 6.9: Condição inicial das tensões na rede R365.



Figura 6.10: Condição inicial das tensões na rede R819.

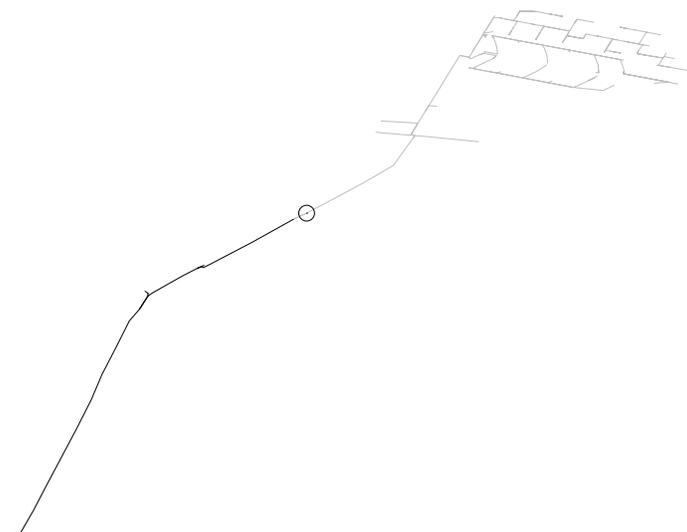


Figura 6.11: Alocação dos reguladores propostos pelo algoritmo guloso para a rede R365.

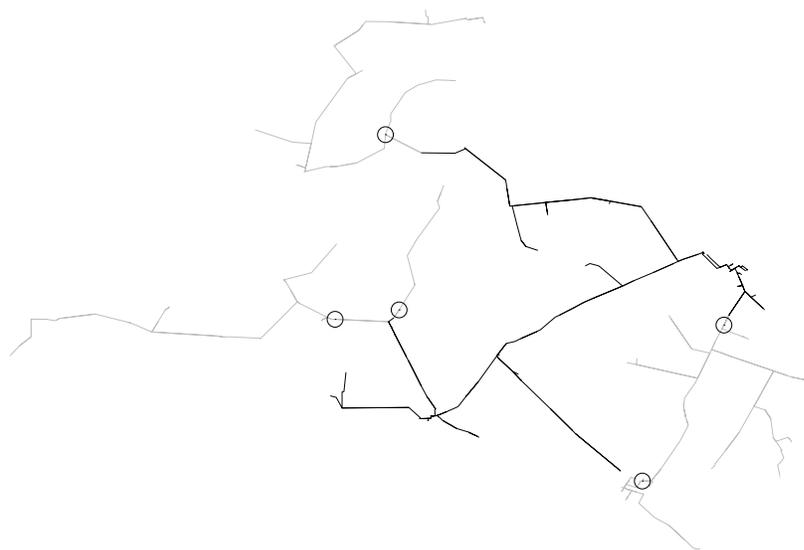


Figura 6.12: Alocação dos reguladores propostos pelo algoritmo guloso para a rede R819.

A Figura 6.12 mostra os 5 reguladores de tensão propostos pela heurística gulosa (indicados com círculos na figura), que poderão ser reduzidos e mudados de posição na fase do evolutiva. Na rede R819 existem um total de 819 possíveis nós candidatos para receber reguladores de tensão, com ajuda da solução obtida pelo método guloso esse número cai para 136 (nós resultantes da união das 5 trajetórias formadas a partir dos reguladores).

A posição dos reguladores na melhor solução encontrada pelo algoritmo evolutivo é mostrada nas Figuras 6.13 e 6.14. Observa-se que na solução correspondente à rede R819, o número de reguladores propostos pelo AGH foi reduzido de 5 para 2, e alocados nas proximidades da subestação, sempre respeitando as restrições de factibilidade do PART. Para o caso da rede R365 o regulador proposto aparece próximo da subestação, sugerindo que para esta localização as perdas elétricas são menores. É necessário lembrar que no modelo de carga utilizado é *potência constante*, significa que a menor tensão nas barras do sistema, maior corrente nos trechos e ocasionando maiores perdas.

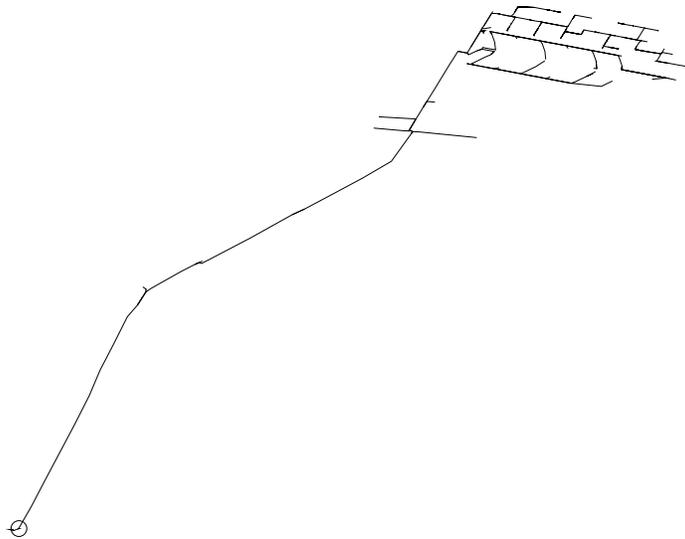


Figura 6.13: Alocação dos reguladores propostos pelo AGH para a rede R365.

A Tabela 6.2 mostra de forma resumida os resultados numéricos da melhor solução obtida para 10 repetições do algoritmo evolutivo.

É necessário esclarecer que nos estudos não foi levado em consideração a possibilidade da manipulação dos *taps* do transformador da subestação que levaria a um aumento da tensão no começo do alimentador causando um posicionamento distinto dos reguladores na solução pelo método proposto.

Os perfis de tensão das redes antes e depois da instalação dos reguladores de tensão pode ser observado nas Figura 6.15 e Figura 6.16. Observa-se que o padrão das tensões nas duas redes

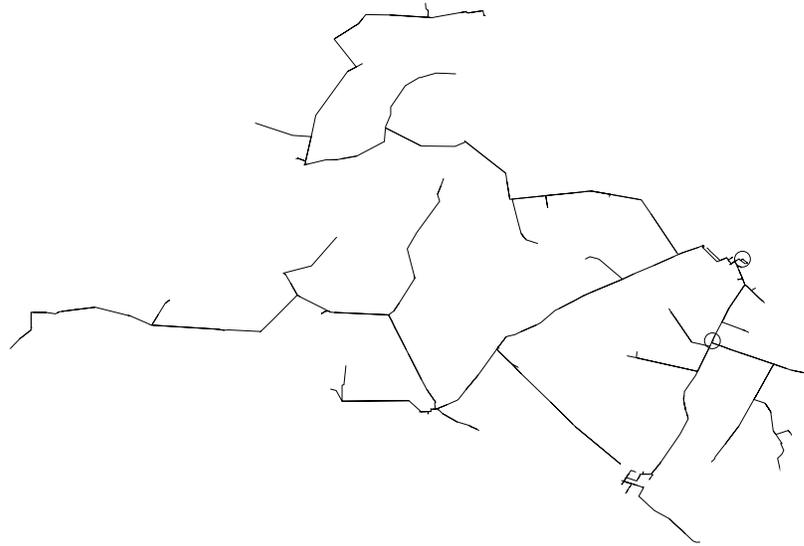


Figura 6.14: Alocação dos reguladores propostos pelo AGH para a rede R819.

Tabela 6.2: Resultados da melhor solução do algoritmo evolutivo

Redes	Perdas Inicial(R%)	Perdas Final (R%)	Total (R%)	Iterações	Tempo (Seg)
R365	54 423	52 575	67 491	1000	5,7
R819	34 786	32 976	56 841	1020	8,7

permitem concluir que a inclusão de reguladores de tensão na rede tem o efeito de aumentar o valor das tensões em forma de degrau até o máximo valor permitido (5% do valor nominal ou 1.05 *p.u.*).

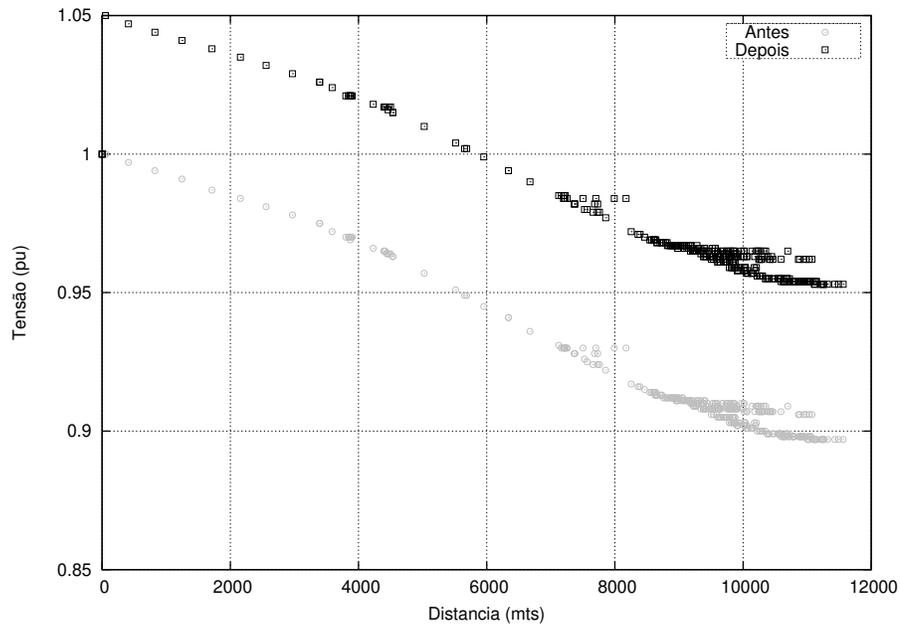


Figura 6.15: Perfis de tensão na rede R365 antes e depois da alocação dos reguladores.

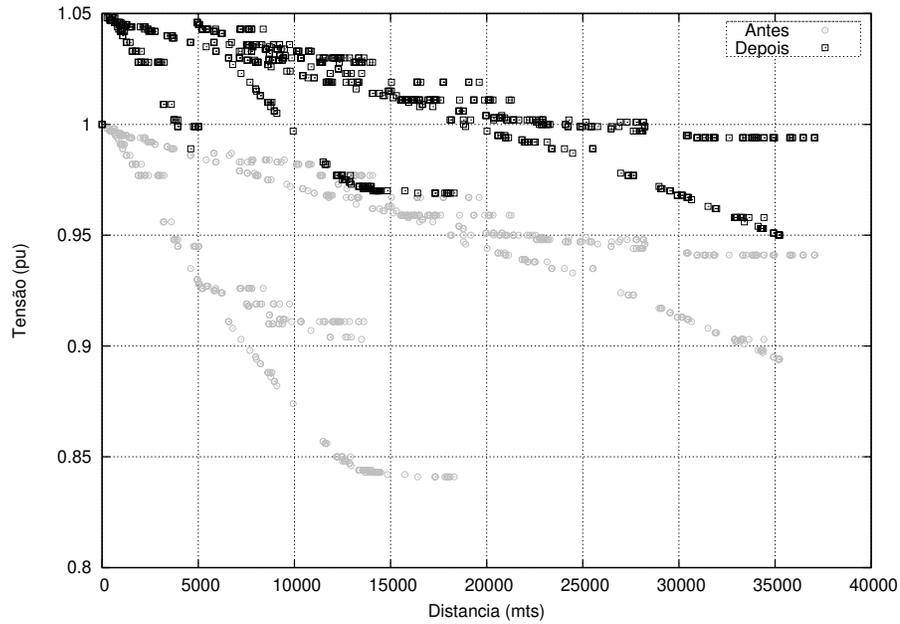


Figura 6.16: Perfis de tensão na rede R365 antes e depois da alocação dos reguladores.

Capítulo 7

Conclusões e Discussões

O trabalho apresentou alternativas para a redução de perdas técnicas e melhorias de perfis de tensões em redes primárias de distribuição de energia elétrica.

A redução de perdas técnicas foi abordada através da solução dos problemas de localização, definição de tipo, dimensionamento e controle de capacitores. Um dos benefícios da redução dos fluxos de reativos através do uso adequado de capacitores é a melhoria dos perfis de tensões.

Quando as melhorias nos valores das tensões obtidas com o uso de capacitores não são suficientes, estuda-se a possibilidade de instalar reguladores de tensão. O método desenvolvido para otimização da instalação de reguladores de tensão utiliza uma estratégia com duas fases. A primeira fase encontra uma solução factível para o problema. A solução é melhorada na segunda fase pela aplicação de um algoritmo genético híbrido. Estudos de casos em redes de grande porte mostraram a boa qualidade das soluções obtidas, aliada a baixos tempos computacionais.

Foram desenvolvidas duas alternativas para resolver os problemas combinatórios associados à localização e controle de capacitores. A primeira alternativa usa métodos de computação evolutiva para a solução do problema de localização e dimensionamento de capacitores. Esta alternativa forma parte da metodologia denominada ALOCCAP¹, atualmente em uso por empresas brasileiras de distribuição de energia elétrica.

A segunda alternativa utiliza conceitos de programação dinâmica no projeto de algoritmos que encontram soluções ótimas globais para o problema de definição do tipo, localização, dimensionamento e controle de capacitores. A metodologia proposta é inspirada no trabalho de Durán, publicado quatro décadas atrás, onde foram apresentadas as primeiras ideias para estudar a localização de capacitores fixos por programação dinâmica. No entanto, a abordagem só podia resolver o problema para alimentadores sem ramificações, uma restrição que limitou o alcance dessas ideias.

¹Metodologia desenvolvida por colaboração entre UNICAMP e empresas do grupo CPFL, licenciado à Fundação CPQD para sua comercialização (<http://www.cpqd.com.br/solucoes-e-produtos/4490-cpqd-aloccap.html>)

Os algoritmos de Programação Dinâmica Estendida (PDE) propostos neste trabalho permitem retirar a hipótese simplificadora de alimentadores sem ramificações. Um conceito fundamental para a elaboração do novo algoritmo foi a nova definição de estado, como a potência capacitiva total dividida de forma ótima entre o conjunto de arcos que saem de um nó. Problemas de otimização auxiliares que projetam informações multidimensionais em equivalentes de uma dimensão, ou duas dimensões (quando são considerados capacitores fixos e variáveis), e uma função vetorial que caracteriza a partição ótima dos fluxos capacitivos, para cada nó com ramificações, foram as ferramentas conceituais complementares. Estudos de casos com redes de distribuição de grande porte certificaram os algoritmos PDE em aplicações reais.

Um resumo dos benefícios da abordagem de Programação Dinâmica Estendida na resolução do problema de alocação de capacitores em redes de distribuição radiais inclui:

- A descoberta de soluções ótimas globais para o problema, sob o pressuposto de que os valores de tensões podem ser aproximados por seus valores nominais;
- A definição de localizações ótimas para capacitores fixos e variáveis;
- A consideração de diferenças nas magnitudes das tensões, quando seus valores não podem ser aproximados pelas referências nominais;
- A consideração das variações de níveis de cargas, para cada período de tempo e para cada nó da rede;
- A solução do problema de controle de capacitores, que obtém o melhor ajuste de potências capacitivas, em cada período de tempo.

Demonstrou-se que, para situações reais, os algoritmos PDE têm complexidade de tempo linear descrita por cN , onde c é uma constante e N o número de nós na rede. Os conhecimentos da área de complexidade computacional permitem obter desta propriedade duas outras conclusões (considerando as aproximações realizadas no modelo).

- Uma conclusão interna, em relação ao algoritmo: a PDE é um algoritmo formalmente eficiente para resolver o problema de alocação de capacitores;
- Uma conclusão externa, em relação ao conhecimento que a PDE traz sobre a natureza do problema: uma vez que existe um algoritmo eficiente para resolver o problema de alocação ótima de capacitores em alimentadores radiais, este não pode ser considerado um problema difícil, para o qual métodos heurísticos seriam necessários.

Perspectivas de Trabalhos Futuros

Os avanços recentes na disponibilidade de informações, comunicações e comandos a distância oferecem a possibilidade de criação de redes inteligentes, usualmente referidas pela denominação em inglês, “Smart Grids”. Os novos recursos de medições e comunicações permitem obter informações detalhadas sobre as características das cargas e sobre os valores das tensões, para cada ponto da rede e em cada instante de tempo. Complementando, os recursos de automação associados ao conceito de Smart Grid aumentam a possibilidade de controlar remotamente dispositivos da rede, como capacitores e reguladores de tensões.

A maior disponibilidade de informações confiáveis e de meios de controle ampliam os benefícios das metodologias desenvolvidas neste trabalho. Por outro lado, abrem novas perspectivas de investigações, que incluem a abordagem conjunta do problema de reconfiguração de redes, localização e controle de capacitores, em cenários de demandas variáveis.

Deve-se também observar que o termo Smart Grid refere-se a um ambiente ideal, cujo ritmo de implantação será definido por análises das relações entre custos e benefícios. Uma área promissora de investigação será o estudo das metodologias de otimização e controle mais adequadas aos níveis de informações e capacidades de atuação disponíveis nas redes. Por exemplo, técnicas com maior capacidade de generalização, como os sistemas classificadores, embora não garantam a obtenção de soluções ótimas globais, podem ser mais adequadas a ambientes com informações reduzidas. As técnicas capazes de obter soluções ótimas globais em cenários de informações perfeitas, ponto central desta tese, são mais adequadas a ambientes de Smart Grids plenos.

Referências Bibliográficas

- A. Colorni, M. D. e Maniezzo, V. (1991). Distributed optimization by ant colonies, *Proceedings of First European Conference on Artificial Life*, Elsevier Publishing, Paris, France, pp. 134–142.
- Ahuja, R., Magnanti, T. e Orlin, J. (1993). *Network Flows: Theory, Algorithms and Applications*, Prentice Hall, Englewood Cliffs.
- Augugliaro, A., Dusonchet, L., Favuzza, S., Ippolito, M. G. e Sanseverino, E. R. (2010). A backward sweep method for power flow solution in distribution networks, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* **32**(4): 271–280.
- Augugliaro, A., Dusonchet, L. e Mangione, S. (1990). Optimal capacitive compensation on radial distribution systems using nonlinear programming, *Electric Power Systems Research* **19**(2): 129 – 135.
- Bäck, T., Fogel, D. B. e Michalewicz, T. (2000). *Evolutionary Computation 1: Basic Algorithms and Operators*, Institute of Physics Publishing.
- Baran, M. E. e Wu, F. F. (1989a). Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing, *IEEE Transactions on Power Delivery* **4**(2): 1401–1407.
- Baran, M. e Wu, F. (1989b). Optimal capacitor placement on radial distribution systems, *Power Delivery, IEEE Transactions on* **4**(1): 725 –734.
- Baran, M. e Wu, F. (1989c). Optimal sizing of capacitors placed on a radial distribution system, *Power Delivery, IEEE Transactions on* **4**(1): 735 –743.
- Bellman, R. E. (1957). *Dynamic Programming*, 1st edn, Princeton University Press.
- Berg, R., Hawkins, E. e Pleines, W. (1967). Mechanized calculation of unbalanced load flow on radial distribution circuits, *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on PAS-* **86**(4): 415 –421.
- Bertsekas, D. P. (1995). *Nonlinear Programming: Second Edition*, Athena Scientific, Belmont, Massachusetts.

- Boone, G. e Chiang, H.-D. (1993). Optimal capacitor placement in distribution systems by genetic algorithm, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* **15**(3): 155 – 161.
- Bortignon, G. e El-Hawary, M. (1995). A review of capacitor placement techniques for loss reduction in primary feeders on distribution systems, *Electrical and Computer Engineering, 1995. Canadian Conference on*, Vol. 2, pp. 684 –687 vol.2.
- Bradley, S., Hax, A. C. e Magnanti, T. L. (1977). *Applied Mathematical Programming*, Addison-Wesley.
- Bueno, E. A. (2005). *Redução das Perdas Técnicas através de Reconfigurações de Redes de Distribuição de Energia Elétrica sob Demandas Variáveis*, PhD thesis, UNICAMP, Campinas-Brasil.
- Burian, Y. e Lyra, A. C. (2006). *Circuitos Elétricos*, 1st edn, Pearson Education do Brasil.
- Carlisle, J. e El-Keib, A. (2000). A graph search algorithm for optimal placement of fixed and switched capacitors on radial distribution systems, *Power Delivery, IEEE Transactions on* **15**(1): 423 –428.
- Cavellucci, C. (1989). *Sistema especialista em manobras de redes de distribuição de energia elétrica*, Dissertação de Mestrado, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. Universidade Estadual de Campinas.
- Cavellucci, C. e Lyra, C. (1997). Minimization of energy losses in electric power distribution systems by intelligent search strategies, *International Transactions in Operational Research* **4**(1): 23–33.
- Chang, G., Chu, S. e Wang, H. (2007). An improved backward/forward sweep load flow algorithm for radial distribution systems, *Power Systems, IEEE Transactions on* **22**(2): 882 –884.
- Chiang, H.-D., Wang, J.-C., Cockings, O. e Shin, H.-D. (1990a). Optimal capacitor placements in distribution systems. i. a new formulation and the overall problem, *Power Delivery, IEEE Transactions on* **5**(2): 634 –642.
- Chiang, H.-D., Wang, J.-C., Cockings, O. e Shin, H.-D. (1990b). Optimal capacitor placements in distribution systems. ii. solution algorithms and numerical results, *Power Delivery, IEEE Transactions on* **5**(2): 643 –649.
- Chiang, H.-D., Wang, J.-C., Tong, J. e Darling, G. (1995). Optimal capacitor placement, replacement and control in large-scale unbalanced distribution systems: modeling and a new formulation, *Power Systems, IEEE Transactions on* **10**(1): 356 –362.

- Chiou, J.-P., Chang, C.-F. e Su, C.-T. (2004). Ant direction hybrid differential evolution for solving large capacitor placement problems, *Power Systems, IEEE Transactions on* **19**(4): 1794 – 1800.
- Chung, T. e Shaoyun, G. (1996). A recursive lp-based approach for optimal capacitor allocation with cost-benefit consideration, *Electric Power Systems Research* **39**(2): 129 – 136.
- Civanlar, S. e Grainger, J. (1985a). Volt/var control on distribution systems with lateral branches using shunt capacitors and voltage regulators part ii: The solution method, *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems* **PAS-104**(11): 3284–3290.
- Civanlar, S. e Grainger, J. (1985b). Volt/var control on distribution systems with lateral branches using shunt capacitors and voltage regulators part iii: The numerical results, *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems* **PAS-104**(11): 3291–3297.
- Civanlar, S., Grainger, J. J., Yin, H. e Lee, S. S. H. (1988). Distribution feeder reconfiguration for loss reduction, *IEEE Transactions on Power Delivery* **3**(3): 1217 –1223.
- Cook, R. F. (1959). Analysis of capacitor application as affected by load cycle, *Power Apparatus and Systems, Part III. Transactions of the American Institute of Electrical Engineers* **78**(3): 950 –956.
- Cook, S. A. (1971). The complexity of theorem-proving procedures, *Proceedings Third Annual ACM Symposium on Theory of Computing*, Association for Computing Machinery, pp. 151–158.
- Cormen, T. H., Leiserson, C. E., Rivest, R. L. e Stein, C. (2002). *Algoritmos: Teoria e Prática*, Elsevier.
- Costa, A. M., França, P. M. e Lyra, C. (2010). Two-level network design with intermediate facilities: An application to electrical distribution systems, *Omega* **39**(1): 3 – 13.
- Darwin, C. (1859). *On the Origin of Species*, 1st edn, John Murray.
- Deng, Y., Ren, X., Zhao, C. e Zhao, D. (2002). A heuristic and algorithmic combined approach for reactive power optimization with time-varying load demand in distribution systems, *Power Systems, IEEE Transactions on* **17**(4): 1068 – 1072.
- Dorigo, M. (1992). *Learning and Natural Algorithms*, Phd thesis, Politecnico di Milano. Politecnico di Milano.
- Durán, H. (1968). Optimum number, location, and size of shunt capacitors in radial distribution feeders a dynamic programming approach, *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on* **PAS-87**(9): 1769 –1774.

- Eajal, A. A. e El-Hawary, M. E. (2010). Optimal capacitor placement and sizing in unbalanced distribution systems with harmonics consideration using particle swarm optimization, *Power Delivery, IEEE Transactions on* **25**(3): 1734 –1741.
- El-Samahy, I., El-Saadany, E. e Salama, M. (2004). The effect of harmonics on the optimal capacitor placement problem, pp. 221 – 226.
- ERGEG (2008). Treatment of losses by network operators – ergeg position paper for public consultation, *Relatório*, European Regulators Group for Electricity and Gas – ERGEG.
- Feo, T. e Resende, M. (1989). A probabilistic heuristic for a computationally difficult set covering problem, *Operations Research Letters* **8**: 67–71.
- Feo, T. e Resende, M. (1995). Greedy randomized adaptive search procedures, *J. of Global Optimization* **6**: 109–133.
URL: <http://www.research.att.com/mgcr/doc/gtut.ps.Z>
- Fernandes, C. M. A. P. (2003). *Redução de Perdas Técnicas em Redes Primárias de Distribuição de Energia Elétrica*, Tese de Doutorado, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. Universidade Estadual de Campinas.
- Ferreira, H. M. (2008). *Uso de ferramentas de aprendizado de máquina para prospecção de perdas comerciais em distribuição de energia elétrica*, Dissertação de mestrado, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. Universidade Estadual de Campinas.
- Fogel, D. B. (1995). *Evolutionary Computation: Toward a new Philosophy of Machine Intelligence*, IEEE Press.
- França, P. M., Mendes, A. S. e Moscato, P. (2001). A memetic algorithm for the total tardiness single machine scheduling problem, *European Journal of Operational Research* **132**: 224–242.
- Gallego, R. A., Monticelli, A. e Romero, R. (2001). Optimal capacitor placement in radial distribution networks, *Power Engineering Review, IEEE* **21**(10): 59 –59.
- Garcia, V. J. (2005). *Metaheurísticas multiobjetivo para o problema de restauração do serviço em redes de distribuição de energia elétrica*, Tese de Doutorado, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. Universidade Estadual de Campinas.
- Garey, M. R. e Johnson, D. S. (1979). *Computers and Intractability: A Guide to the theory of NP-Completeness*, Freeman, San Francisco.
- Ghose, T., Goswami, S. e Basu, S. (1999). Solving capacitor placement problems in distribution systems using genetic algorithms, *Electric Machines and Power Systems* **27**(4): 429–441.

- Glover, F. (1986). Future paths for integer programming and links to artificial intelligence, *Computers and Operations Research* **13**: 533–549.
- Glover, F. (1989). Tabu search - part i, *ORSA Journal on Computing* **1**(3): 190–206.
- Glover, F. (1990). Tabu search - part ii, *ORSA Journal on Computing* **2**(1): 4–32.
- Glover, F. e Laguna, M. (1997). *Tabu Search*, Kluwer Academic Publishers.
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley.
- Gonen, T. (1986). *Electric power distribution system engineering*, McGraw-Hill.
- Grainger, J. e Civanlar, S. (1985). Volt/var control on distribution systems with lateral branches using shunt capacitors and voltage regulators part i: The overall problem, *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems* **PAS-104**(11): 3278–3283.
- Grainger, J. e Lee, S. (1981). Optimum size and location of shunt capacitors for reduction of losses on distribution feeders, *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on* **PAS-100**(3): 1105–1118.
- Holland, J. H. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, The University of Michigan Press.
- Holstein, D. e Moscato, P. (1999). *New Ideas in Optimization*, McGraw-Hill, chapter Memetic Algorithms: A Short Introduction, pp. 235–244.
- Hsu, Y.-Y. e Kuo, H.-C. (1993). Dispatch of capacitors on distribution system using dynamic programming, *Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings C* **140**(6): 433–438.
- Hsu, Y.-Y. e Yang, C.-C. (1994). A hybrid artificial neural network-dynamic programming approach for feeder capacitor scheduling, *Power Systems, IEEE Transactions on* **9**(2): 1069–1075.
- Huang, Y.-C., Yang, H.-T. e Huang, C.-L. (1996). Solving the capacitor placement problem in a radial distribution system using tabu search approach, *Power Systems, IEEE Transactions on* **11**(4): 1868–1873.
- Iba, K. (1994). Reactive power optimization by genetic algorithm, *Power Systems, IEEE Transactions on* **9**(2): 685–692.
- Jensen, P. A. e Barnes, J. W. (1980). *Network Flow Programming*, John Wiley & Sons.

- Kagan, N., de Oliveira, C. C. B. e Robba, E. J. (2005). *Introdução aos Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica*, 1st edn, Edgar Bluches.
- Kaplan, M. (1984). Optimization of number, location, size, control type, and control setting of shunt capacitors on radial distribution feeders, *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on PAS-103*(9): 2659 –2665.
- Kasaei, M. e Gandomkar, M. (2010). Loss reduction in distribution network using simultaneous capacitor placement and reconfiguration with ant colony algorithm, pp. 1 –4.
- Kennedy, J. e Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization, *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, Vol. 4, Elsevier Publishing, p. 1942?1948.
- Kennedy, J. e Eberhart, R. (2001). *Swarm Intelligence*, 1st edn, Morgan Kaufmann.
- Kennington, J. L. e Helgarson, R. V. (1980). *Algorithms for Network Programming*, John Wiley & Sons.
- Kirkpatrick, S. (1984). Optimization by simulated annealing: Quantitative studies, *J of Statistical Physics* **34**: 975–986.
- Lee, S. e Grainger, J. (1981). Optimum placement of fixed and switched capacitors on primary distribution feeders, *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on PAS-100*(1): 345 –352.
- Levitin, G., Kalyuzhny, A., Shenkman, A. e Chertkov, M. (2000). Optimal capacitor allocation in distribution systems using a genetic algorithm and a fast energy loss computation technique, *Power Delivery, IEEE Transactions on* **15**(2): 623 –628.
- Lu, F.-C. e Hsu, Y.-Y. (1997). Fuzzy dynamic programming approach to reactive power/voltage control in a distribution substation, *Power Systems, IEEE Transactions on* **12**(2): 681 –688.
- Lyra, C., Pissarra, C. e Cavellucci, C. (2000). Redução de perdas na distribuição de energia elétrica, *Anais do XIII Congresso Brasileiro de Automática*, Sociedade Brasileira de Automática, Florianópolis, SC.
- Mady, I. (2009). Optimal sizing of capacitor banks and distributed generation in distorted distribution networks by genetic algorithms, pp. 1 –4.
- Mendes, A., Franca, P. M., Lyra, C., Pissarra, C. e Cavellucci, C. (2005). Capacitor placement in large-sized radial distribution networks, *IEE Proceedings—Generation, Transmission and Distribution* **152**: 496–502.

- Mendes, A., França, P., Lyra, C., C., P. e Cavellucci, C. (2002). An evolutionary approach for capacitor placement in distribution networks, *Proceedings of Third International NAISO Symposium on Engineering of Intelligent Systems, Natural and Artificial Intelligence Systems Organizations (NAISO)*.
- Merlin, A. e Back, H. (1975). Search for a minimal-loss spanning tree configuration in an urban power distribution system, *PSCC: Proceedings of the 5th Power System Computation Conference*, Cambridge, UK.
- Michalewicz, Z. (1996). *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, third edn, Springer.
- Miu, K., Chiang, H.-D. e Darling, G. (1997). Capacitor placement, replacement and control in large-scale distribution systems by a ga-based two-stage algorithm, *Power Systems, IEEE Transactions on* **12**(3): 1160 –1166.
- Monticelli, A. J. (1983). *Fluxo de Carga em Redes de Energia Elétrica*, 1st edn, Edgard Blucher Ltda.
- Moscato, P. (1989). On evolution, search, optimization, genetic algorithms and martial arts: towards memetic algorithms, *Relatório Técnico C3P 826*, Caltech Concurrent Computation Program.
- Neagle, N. M. e Samson, D. R. (1956). Loss reduction from capacitors installed on primary feeders, *Power Apparatus and Systems, Part III. Transactions of the American Institute of Electrical Engineers* **75**(3): 950 –959.
- Papadimitriou, C. H. e Steiglitz, K. (1982). *Combinatorial Optimization: Algorithms and complexity*, Prentice-Hall.
- Pardalos, P. M. e Resende, M. G. C. (2001). *Handbook of Applied Optimization*, Oxford University Press, New York.
- Peponis, G., Papadopoulos, M. e Hatziargyriou, N. (1995). Distribution network reconfiguration to minimize resistive line losses, *Power Delivery, IEEE Transactions on* **10**(3): 1338 –1342.
- Ponnaivaikko, M. e Rao, K. S. P. (1983). Optimal choice of fixed and switched shunt capacitors on radial distributors by the method of local variations, *Power Engineering Review, IEEE PER-3*(6): 35 –36.
- Queiroz, L. M. (2010). *Estimação e Análise das Perdas Técnicas na Distribuição de Energia Elétrica*, PhD thesis, UNICAMP, Campinas-Brasil.

- Queiroz, L. M. O., Cavellucci, C., Vizcaino, J. F., Garcia, V., Lyra, C., França, P. e de Almeida, J. (2007). Decision support system to design distribution networks. in: 19th international conference and exhibition on electricity distribution, *CIREDE 2007, Proceedings of the 19th International Conference and Exhibition on Electricity Distribution*, Viena, Austria, pp. 1–4.
- Queiroz, L. M. O. e Lyra, C. (2009). Adaptive hybrid genetic algorithm for technical loss reduction in distribution networks under variable demands, *IEEE Transactions on Power Systems* **24**(1): 445–453.
- Safigianni, A. e Salis, G. (2000). Optimum voltage regulator placement in a radial power distribution network, *Power Systems, IEEE Transactions on* **15**(2): 879–886.
- Salama, M. e Chikhani, A. (1993). A simplified network approach to the var control problem for radial distribution systems, *Power Delivery, IEEE Transactions on* **8**(3): 1529–1535.
- Salama, M., Chikhani, A. e Hackam, R. (1985). Control of reactive power in distribution systems with an end-load and fixed load condition, *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on PAS-104*(10): 2779–2788.
- Salama, M. M. A., Manojlovic, N., Quintana, V. H. e Chikhani, A. Y. (1996). Real-time optimal reactive power control for distribution networks, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* **18**(3): 185–193.
- Salama, M. M. A., Mansour, E. A. A., Chikhani, A. Y. e Hackman, R. (1985). Control of reactive power in distribution systems with an end-load and varying load condition, *Power Engineering Review, IEEE PER-5*(4): 50–51.
- Shirmohammadi, D., Hong, H., Semlyen, A. e Luo, G. (1988). A compensation-based power flow method for weakly meshed distribution and transmission networks, *Power Systems, IEEE Transactions on* **3**(2): 753–762.
- Silva, M. C. D., França, P. M. e Silveira, P. D. B. D. (1996). Long-range planning of power distribution systems: Secondary networks, *Computers & Electrical Engineering* **22**(3): 179–191.
- Silver, E. A., Vidal, R. V. V. e Werra, D. (1980). A tutorial on heuristic methods, *European Journal of Operational Research* **5**: 153–162.
- Souza, B. A., Alves, H. D. N. e Almeida, A. M. (2004). Um Algoritmo Genético para Localização Ótima de Reguladores de Tensão em Redes de Distribuição, *XV Congresso Brasileiro de Automação*, Sociedade Brasileira de Automática, Gramado, RS.

- Sundhararajan, S. e Pahwa, A. (1994). Optimal selection of capacitors for radial distribution systems using a genetic algorithm, *Power Systems, IEEE Transactions on* **9**(3): 1499 –1507.
- Vargas, P. A., Lyra, C. e Von Zuben, F. J. (2002). Learning classifiers on guard against losses in distribution networks, *IEEE/PES T&D Latin America*, São Paulo, Brazil.
- Vizcaino, J. F., Cavellucci, C. e Lyra, C. (2007). Estratégia de otimização para alocação de reguladores de tensão em redes de distribuição de energia elétrica, *Anais do XXXIX Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, Sociedade Brasileira de Pesquisa Operacional, Fortaleza, CE.
- Vizcaino, J. F., Lyra, C. e Cavellucci, C. (2008). Algoritmo genético híbrido para alocação de bancos de capacitores em redes de distribuição de energia elétrica, *Anais do XL Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, Sociedade Brasileira de Pesquisa Operacional, João Pessoa, PB.
- Willis, H. (2004). *Power Distribution Planning Reference Book: Second Edition, Revised and Expanded*, CRC Press, Taylor & Francis Group, Boca Raton, Florida.

Apêndice A

Topologia das Redes

As figuras deste apêndice apresentam a topologia das redes de distribuição utilizadas nos estudos de caso dos Capítulos 4 e 5.

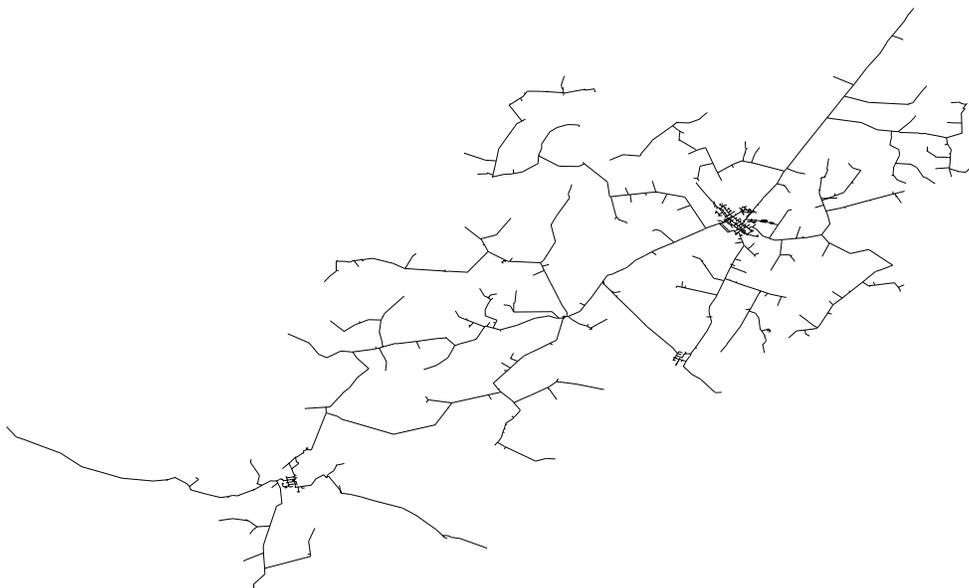


Figura A.1: Topologia da rede de distribuição A2559.

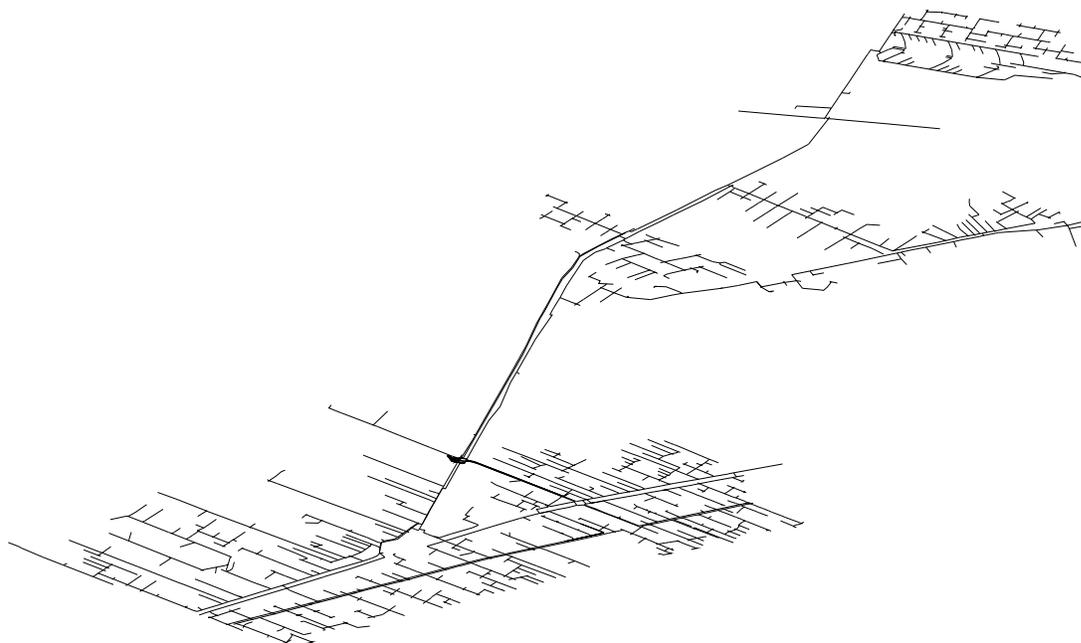


Figura A.2: Topologia da rede de distribuição A2645.

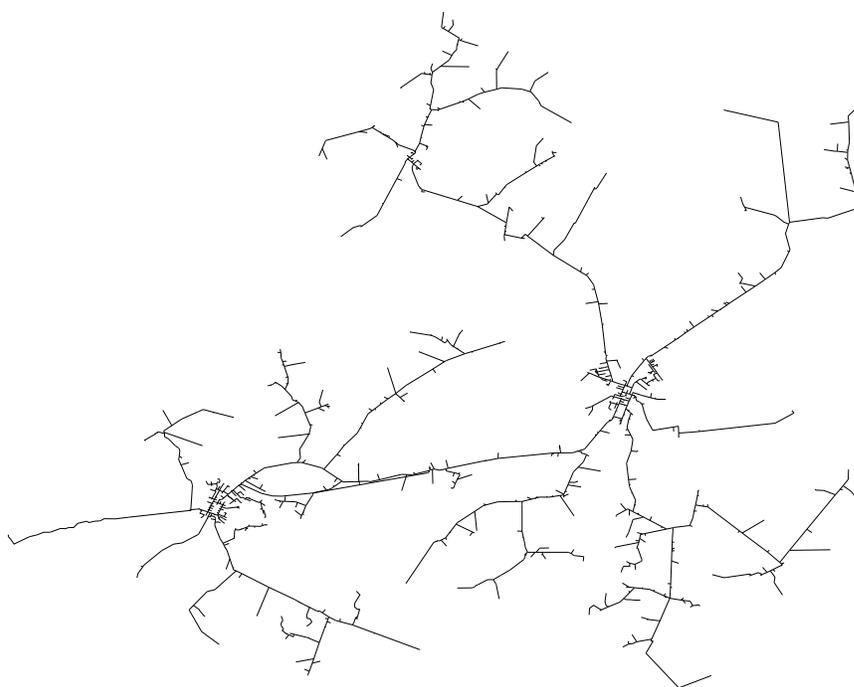


Figura A.3: Topologia da rede de distribuição A2899.



Figura A.4: Topologia da rede de distribuição A5210.



Figura A.5: Topologia da rede de distribuição A5534.

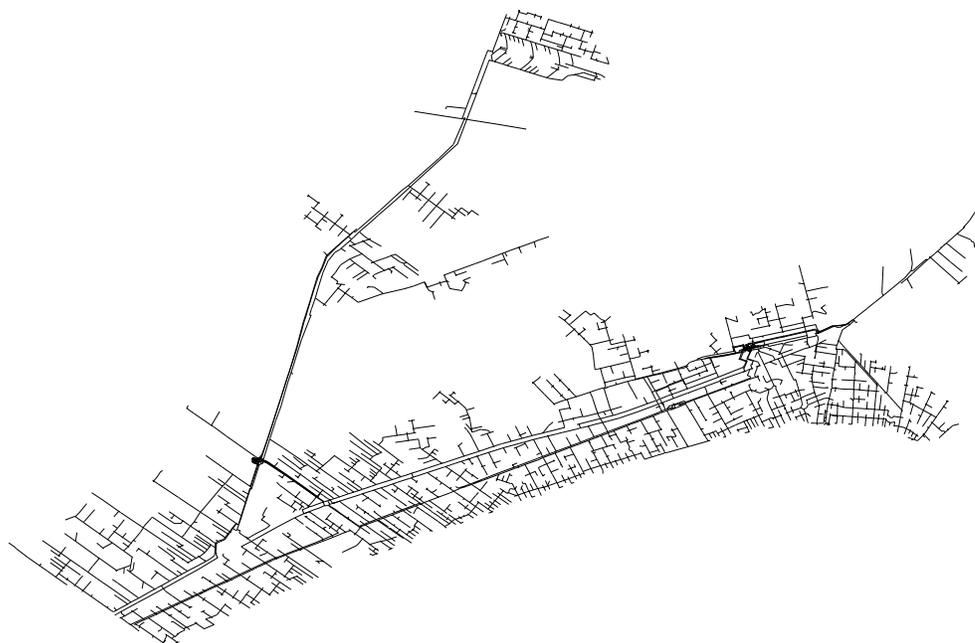


Figura A.6: Topologia da rede de distribuição B6246.



Figura A.7: Topologia da rede de distribuição B6720.



Figura A.8: Topologia da rede de distribuição B6867.

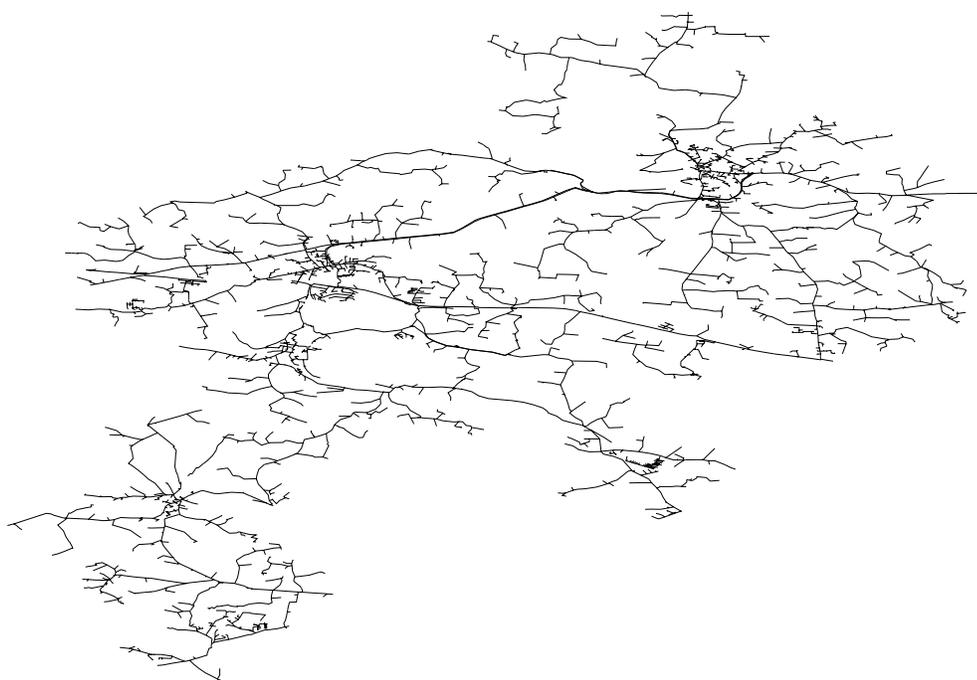


Figura A.9: Topologia da rede de distribuição B7500.



Figura A.10: Topologia da rede de distribuição B9214.

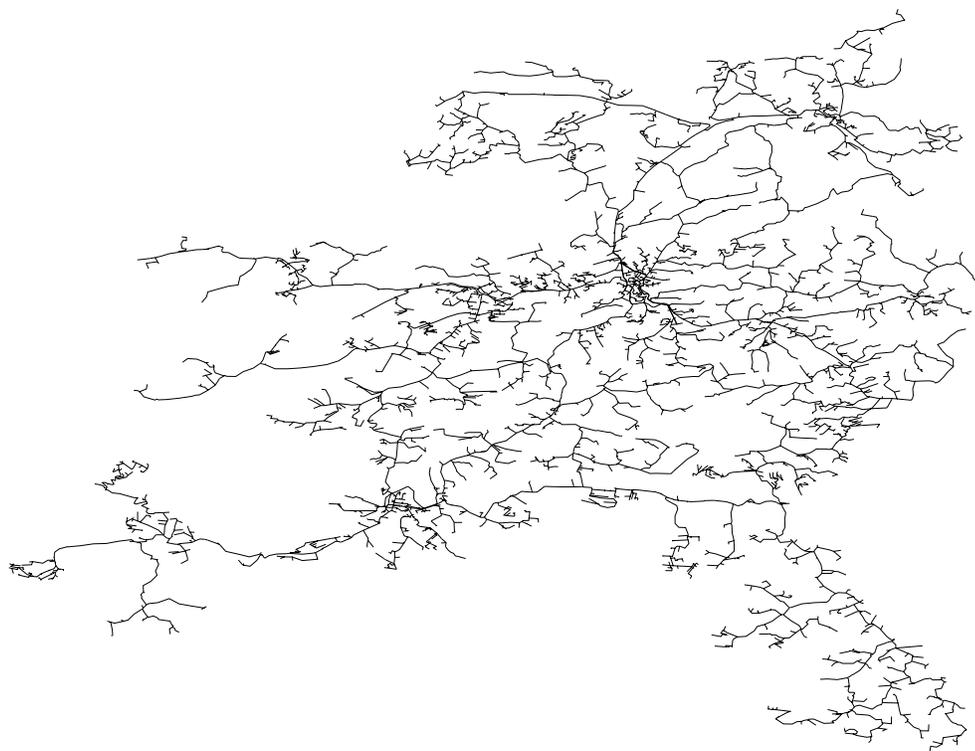


Figura A.11: Topologia da rede de distribuição B10363.

Apêndice B

Perfis de Tensão das Redes Estudadas

As Figuras B.1–B.22 a seguir mostram gráficos de tensão versus distância para cada nó, das redes utilizadas nos estudos de casos dos Capítulos 4 e 5. Os valores das tensões nos gráficos são resultado da solução do problema de localização e dimensionamento de capacitores fixos com os algoritmos AGH e PDE-2.

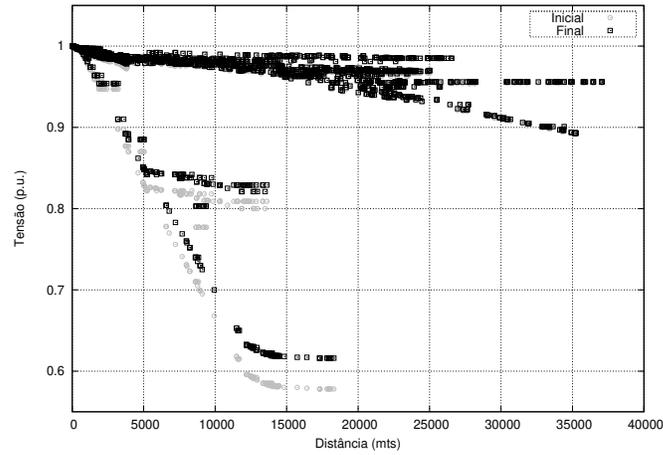


Figura B.1: Perfis de tensão da solução obtida pelo AGH para a rede A2559.

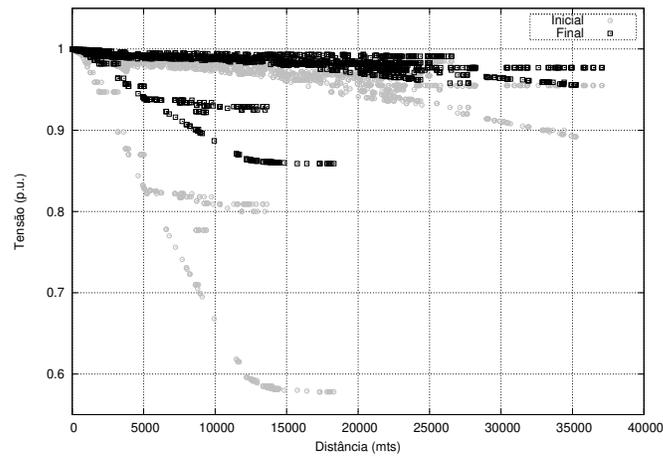


Figura B.2: Perfis de tensão da solução obtida por PD para a rede A2559.

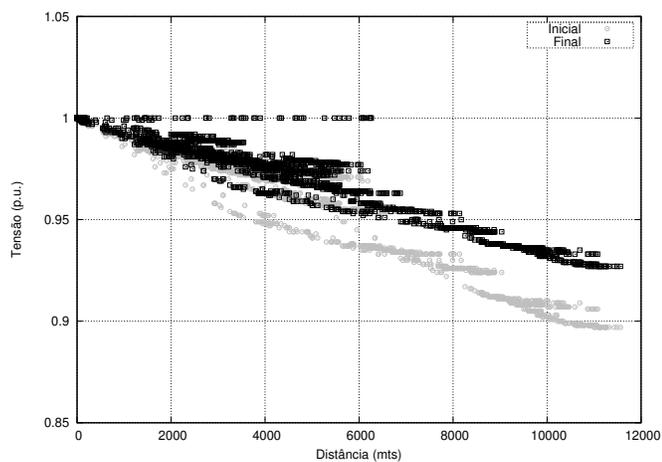


Figura B.3: Perfis de tensão da solução obtida pelo AGH para a rede A2645.

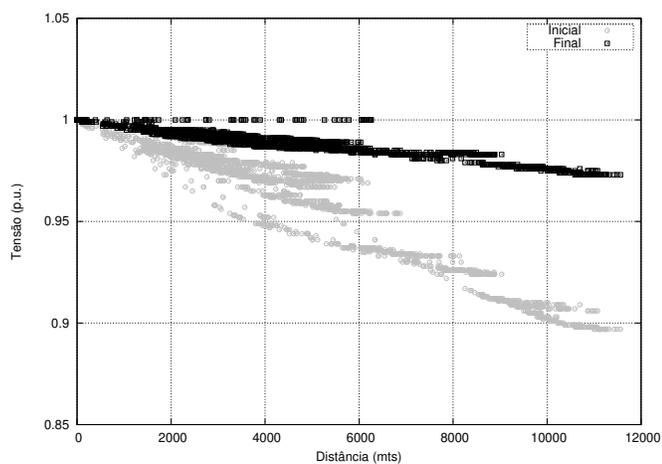


Figura B.4: Perfis de tensão da solução obtida por PD para a rede A2645.

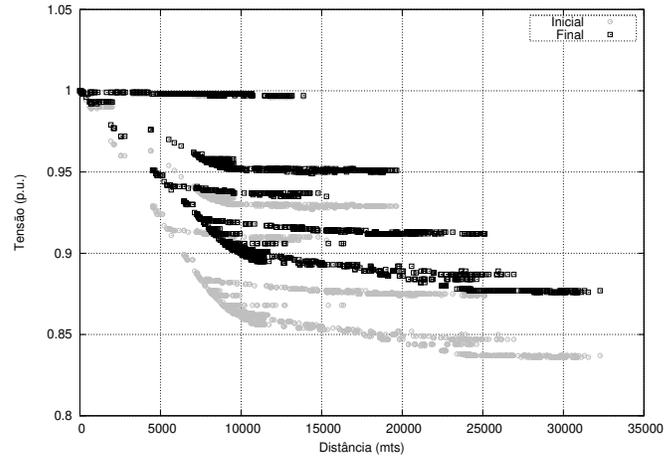


Figura B.5: Perfis de tensão da solução obtida pelo AGH para a rede A2899.

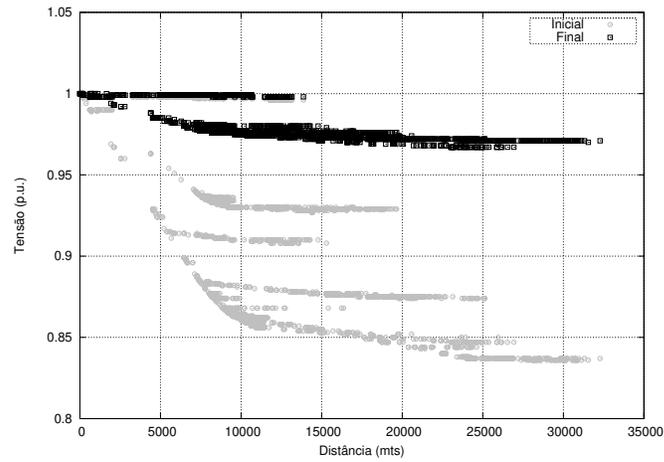


Figura B.6: Perfis de tensão da solução obtida por PD para a rede A2899.

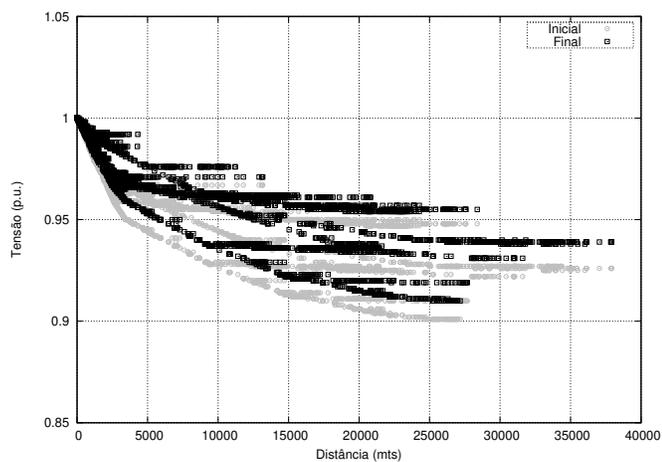


Figura B.7: Perfis de tensão da solução obtida pelo AGH para a rede A5210.

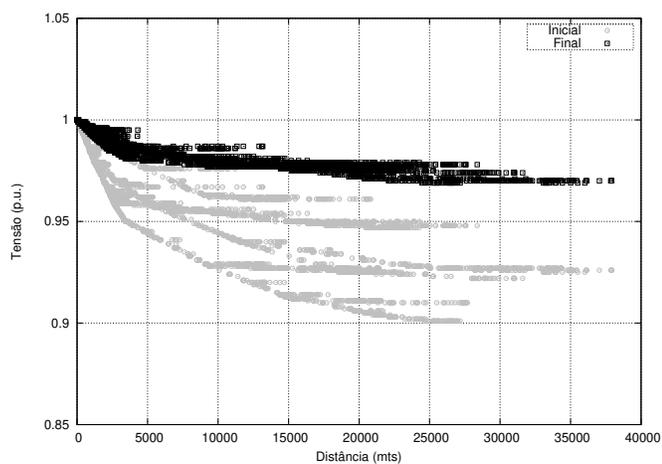


Figura B.8: Perfis de tensão da solução obtida por PD para a rede A5210.

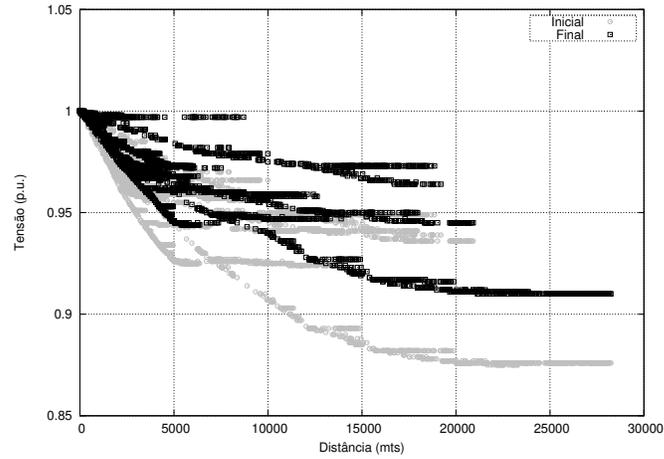


Figura B.9: Perfis de tensão da solução obtida pelo AGH para a rede A5534.

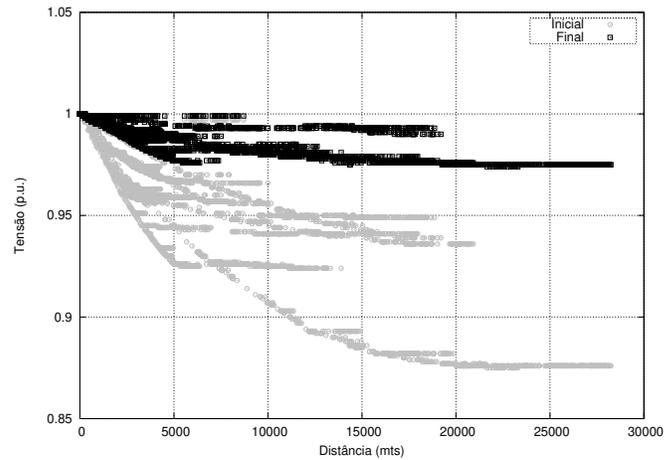


Figura B.10: Perfis de tensão da solução obtida por PD para a rede A5534.

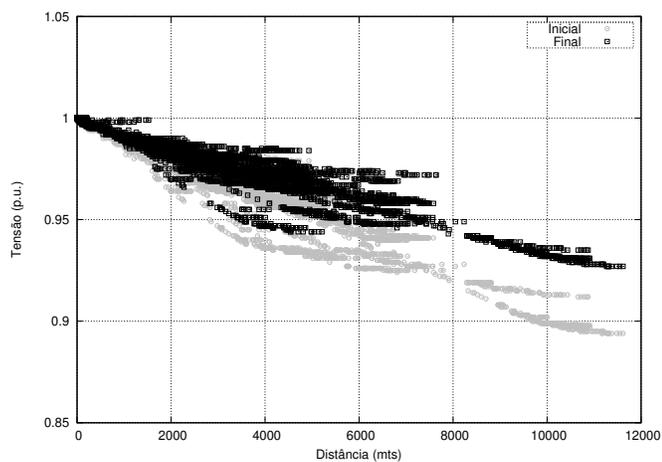


Figura B.11: Perfis de tensão da solução obtida pelo AGH para a rede B6246.

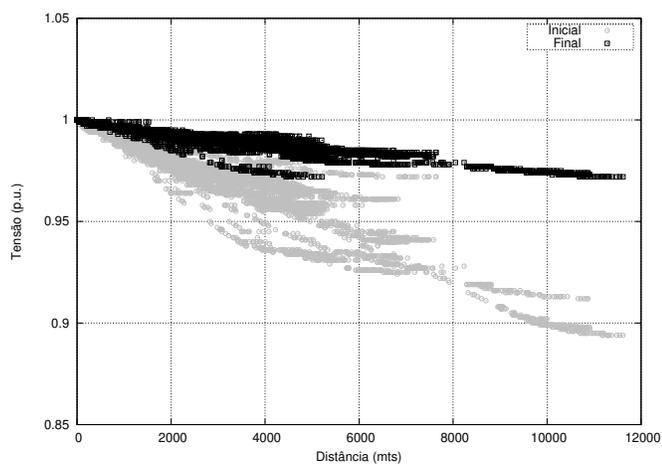


Figura B.12: Perfis de tensão da solução obtida por PD para a rede B6246.

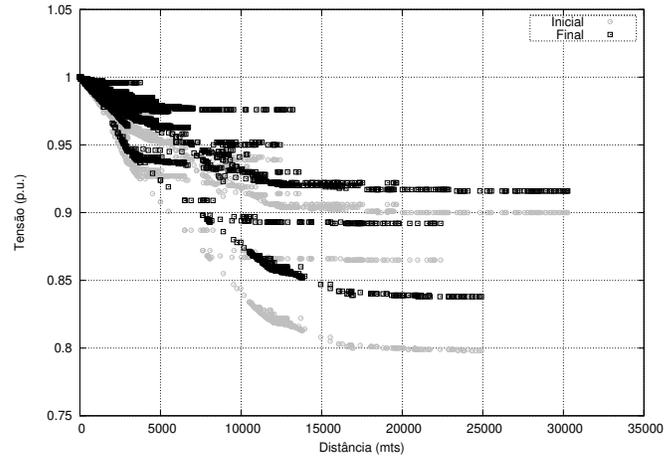


Figura B.13: Perfis de tensão da solução obtida pelo AGH para a rede B6720.

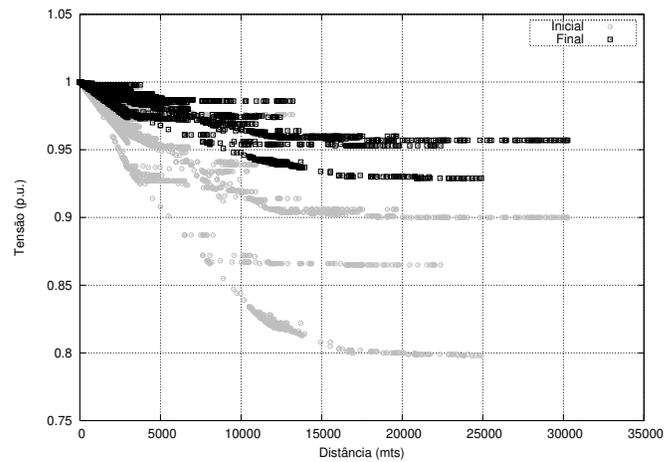


Figura B.14: Perfis de tensão da solução obtida por PD para a rede B6720.

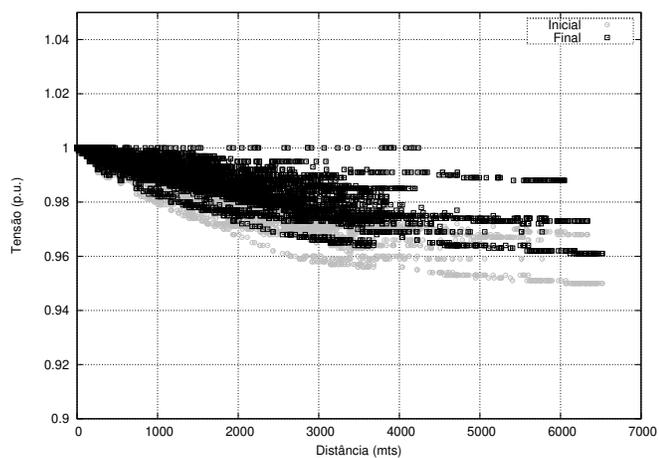


Figura B.15: Perfis de tensão da solução obtida pelo AGH para a rede B6867.

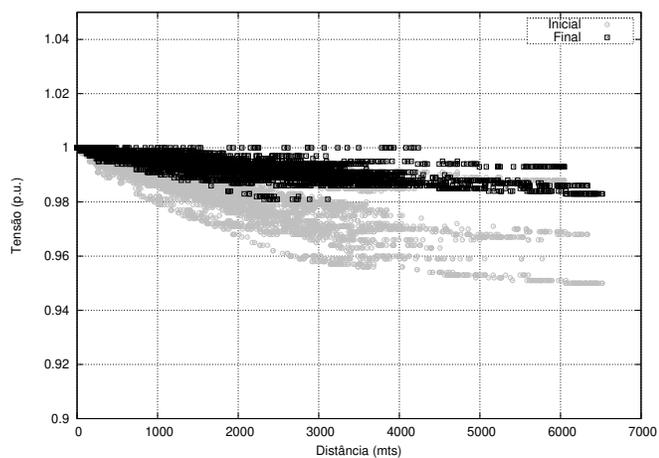


Figura B.16: Perfis de tensão da solução obtida por PD para a rede B6867.

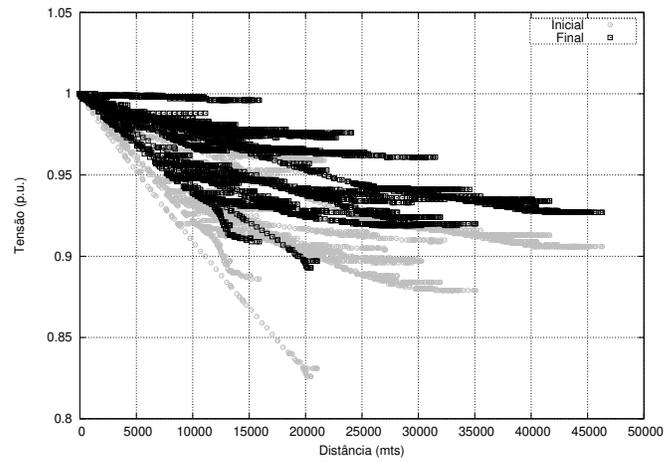


Figura B.17: Perfis de tensão da solução obtida pelo AGH para a rede B7500.

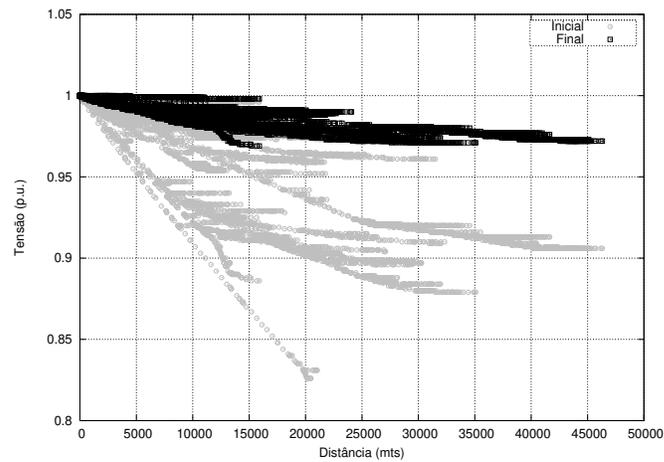


Figura B.18: Perfis de tensão da solução obtida por PD para a rede B7500.

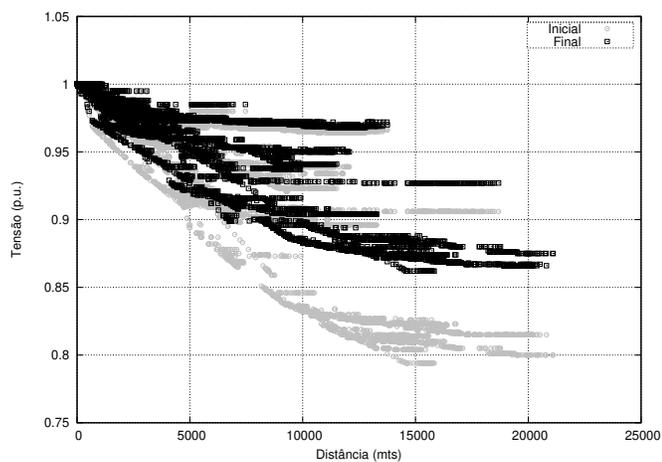


Figura B.19: Perfis de tensão da solução obtida pelo AGH para a rede B9214.

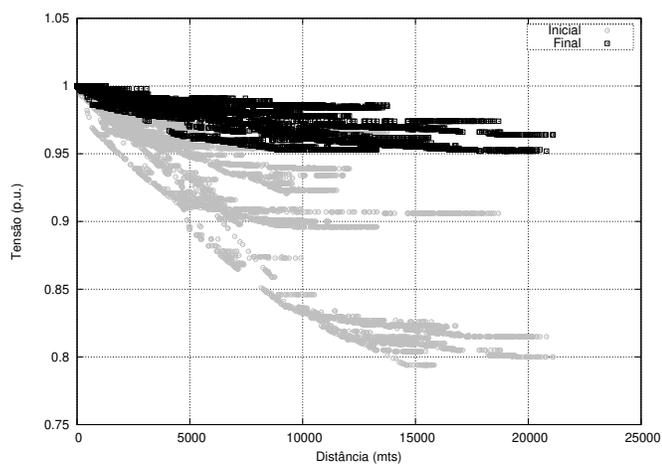


Figura B.20: Perfis de tensão da solução obtida por PD para a rede B9214.

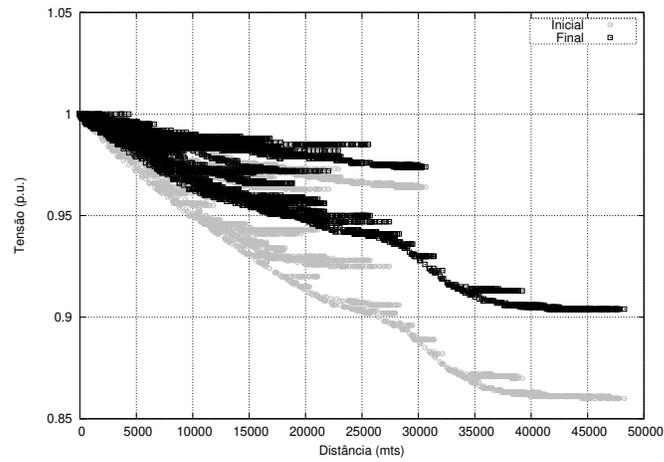


Figura B.21: Perfis de tensão da solução obtida pelo AGH para a rede B10363.

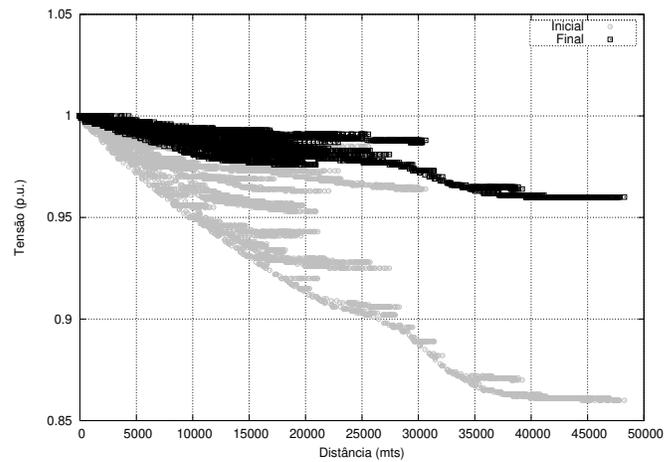


Figura B.22: Perfis de tensão da solução obtida por PD a rede B10363.