

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

LUCIANO CAVALCANTE SIEBERT

**SISTEMA DE OTIMIZAÇÃO DE RESPOSTA À DEMANDA PARA REDES
ELÉTRICAS INTELIGENTES**

CURITIBA

2013

LUCIANO CAVALCANTE SIEBERT

**SISTEMA DE OTIMIZAÇÃO DE RESPOSTA À DEMANDA PARA REDES
ELÉTRICAS INTELIGENTES**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Área de Concentração Sistemas de Energia, Departamento de Engenharia Elétrica, Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná, como parte das exigências para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Alexandre Rasi Aoki

Coorientadora: Profa. Dra. Thelma S. Piazza
Fernandes

CURITIBA

2013

S571s

Siebert, Luciano Cavalcante

Sistema de otimização de resposta à demanda para redes elétricas inteligentes / Luciano Cavalcante Siebert. – Curitiba, 2013.

151f. : il. color. ; 30 cm.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal do Paraná, Setor de Tecnologia, Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, 2013.

Orientador: Alexandre Rasi Aoki -- Co-orientadora: Thelma S. Piazza Fernandes.

Bibliografia: p. 125-131.

1. Sistemas de energia elétrica - Automação. 2. Fator de potência. 3. Energia elétrica - Oferta e procura I. Universidade Federal do Paraná. II. Aoki, Alexandre Rasi. III. Fernandes, Thelma S. Piazza. IV. Título.

CDD: 621.319

TERMO DE APROVAÇÃO

LUCIANO CAVALCANTE SIEBERT

SISTEMA DE OTIMIZAÇÃO DE RESPOSTA À DEMANDA PARA REDES ELÉTRICAS INTELIGENTES

Dissertação aprovada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica, pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Paraná, pela seguinte banca examinadora:

Orientador: Prof. Dr. Alexandre Rasi Aoki
Departamento de Engenharia Elétrica, UFPR
Instituto de Tecnologia para o Desenvolvimento, LACTEC

Coorientadora: Profa. Dra. Thelma S. Piazza Fernandes
Departamento de Engenharia Elétrica, UFPR

Profa. Dra. Elizete Maria Lourenço
Departamento de Engenharia Elétrica, UFPR

Prof. Dr. Odilon Luis Tortelli
Departamento de Engenharia Elétrica, UFPR

Germano Lambert-Torres, PhD.
Dinkart Sistemas

Curitiba, 18 de Dezembro de 2013.

Dedicatória

Aos meus pais Luiz Carlos Siebert (*in memoriam*) e
Maria das Graças Cavalcante Siebert.

Agradecimentos

À toda minha família, especialmente à minha mãe, por todo o carinho e apoio no desenvolvimento desse trabalho.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Alexandre Rasi Aoki, por estar sempre disponível para auxiliar, discutir, conversar e me guiar na vida acadêmica e profissional. Agradeço também pela amizade.

À minha co-orientadora, Profa. Dra. Thelma Solange Piazza Fernandes, pela disposição em me orientar e pelos seus valiosos e precisos conselhos, os quais foram essenciais para o desenvolvimento dessa dissertação.

À Gabriella Strapasson, minha linda, pelo apoio.

A todos meus amigos da universidade pelo grande apoio e amizade. Aprendi muito com vocês. Aos amigos que constantemente me mostraram o constante contraponto que a vida necessita para alcançarmos felicidade.

Agradeço também aos colegas e ex-colegas de LACTEC, Eduardo Yamakawa, Fábio Guerra, Helon Ayala, Julio Xavier, Lucas Ferreira e André Langner pelas ideias e suporte.

Aos professores Dr. Odilon Luís Tortelli e Dra. Elizete Maria Lorenço pelas valiosas contribuições fornecidas na banca de qualificação e defesa. Agradeço à Profa. Elizete também todo o conhecimento e conselhos repassados durante o desenvolvimento das disciplinas.

Ao Prof. Germano Lambert-Torres pela participação e precisas sugestões na banca de defesa.

A todos que, direta ou indiretamente, contribuíram para a realização deste trabalho.

Epígrafe

*É melhor acender uma vela do que praguejar
contra a escuridão.*

ADÁGIO

Resumo

O Gerenciamento pelo Lado da Demanda (GLD) é o planejamento e implementação de atividades para influenciar o uso de eletricidade do consumidor de maneira que produza mudanças desejadas na curva de carga de um sistema elétrico. Embora seja um tema discutido desde meados da década de 1980, o advento de redes elétricas inteligentes traz, devido a uma maior integração da Tecnologia da Informação e Comunicação (TIC) com Sistemas Elétricos de Potência (SEP), simultaneamente novas oportunidades e desafios para o GLD, possibilitando uma efetiva extensão das atividades da concessionária de energia para o cliente e abrindo uma nova dimensão do planejamento e operação da distribuição de energia elétrica. Análises criteriosas são fundamentais quando do planejamento de um programa de GLD para que a concessionária obtenha benefícios técnico-econômicos tais como a postergação de investimentos e alívio de sobrecarga, mas não perca receita desnecessariamente. A fim de auxiliar concessionárias no planejamento de programas de Resposta à Demanda com Base em Tarifas (RDBT) (uma das alternativas para o GLD), essa dissertação propõe um sistema para otimização desses programas que foca na seleção de clientes residenciais em um alimentador. Para isso, foram desenvolvidas duas abordagens: híbrida e heurística. A primeira contou com duas técnicas distintas, Fluxo de Potência Ótimo (FPO) para determinação inicial de reduções por barra seguido de otimização binária por enxame de partículas (do inglês, *Binary Particle Swarm Optimization* (BPSO)) para a seleção dos clientes via otimização global ou por barra. A segunda realizou otimização global somente com BPSO. O sistema foi testado utilizando curvas de carga de clientes residenciais, dados de um alimentador de distribuição radial, matrizes de elasticidade dos clientes perante sinais tarifários, assim como a tarifa branca. Os principais resultados apontam que o sistema é de grande valia para concessionárias de energia analisarem e otimizarem programas de RDBT. A abordagem híbrida com otimização por barra apresentou o melhor compromisso entre custo computacional e atingimento do objetivo de redução. A abordagem heurística apresentou resultados melhores no atingimento da meta de redução, todavia com custo computacional que pode inviabilizar sua aplicação em concessionárias. As diferentes abordagens desenvolvidas apresentam um panorama para compreensão da utilização de técnicas de otimização de seleção de clientes e permitem visualização de aplicações futuras.

Palavras-chave: Gerenciamento pelo Lado da Demanda. Resposta à Demanda. Redes Elétricas Inteligentes. Otimização Binária. Otimização híbrida. Fluxo de Potência Ótimo.

Abstract

Demand-Side Management (DSM) is the planning and implementation of activities designed to influence customer use of electricity in a way that will produce desired changes in the utility's load shape. Although it has been discussed since the mid-1980s, the advent of the smart grid, through a better integration between information and communication technologies with electrical power systems, brings both opportunities and challenges for the DSM, yielding an effective extension of the power utility activities to the customer and opening a new dimension to the planning and operation of distribution networks. Detailed analysis when planning DSM programs are crucial, because the utility intends to achieve technical and economic benefits e.g. the postponement of investment and congestion relieve, but it does not wish to lose revenue unnecessarily. To assist utilities in planning for price-based demand response programs (an approach to DSM), in this dissertation an optimization system focusing on the selection of residential customers in a distribution feeder is proposed. Two approaches were developed: hybrid and heuristic. The hybrid approach featured two different techniques, Optimal Power Flow for bus-based reduction estimation followed by Binary Particle Swarm Optimization (BPSO) for customers' selection via global or bus-bases optimization. The heuristic approach was performed only with BPSO. The optimization system was tested using residential load curves, a radial distribution feeder data, customers' elasticity matrixes as well as a Time-Of-Use (TOU) tariff. The main results show that the system can be of great value supporting power utilities' analysis and optimization of price-based demand response programs. The hybrid approach via bus-based optimization showed the best compromise between runtime and the reduction objective achievement. The heuristic approach showed better results regarding the achievement of the reduction objective, but with high computational cost which may prevent its application on power utilities. The different developed approaches present an overview on the use of optimization techniques to customers selection and allow a glimpse of future applications.

Key-words: Demand-Side Management. Demand Response. Smart Grid. Binary Optimization. Hybrid Optimization. Optimal Power Flow.

Lista de Figuras

Figura 1.1	Evolução em Redes de Energia	20
Figura 2.1	Alternativas para o gerenciamento pelo lado da demanda	26
Figura 2.2	Técnicas de gerenciamento de carga	27
Figura 2.3	Classificação de resposta à demanda	29
Figura 2.4	Exemplo de tarifas variante no tempo: (a) <i>Time-Of-Use</i> (TOU); (b) <i>Critical Peak Pricing</i> (CPP); (c) <i>Real-Time Pricing</i> (RTP)	34
Figura 2.5	Exemplo de função de demanda para um determinado tempo	38
Figura 2.6	Interesses envolvidos no planejamento pelo lado da demanda	40
Figura 4.1	Ilustração dos conceitos envolvidos no sistema de otimização de programas de resposta à demanda	57
Figura 4.2	Tarifa branca	59
Figura 4.3	Diagrama unifilar do alimentador utilizado	61
Figura 4.4	Curvas de carga da potência ativa dos clientes residências: (a) Classe 1; (b) Classe 2; (c) Classe 3; (d) Classe 4; (e) Classe (5)	66
Figura 4.5	Curvas de carga da potência reativa dos clientes residências: (a) Classe 1; (b) Classe 2; (c) Classe 3; (d) Classe 4; (e) Classe (5)	67
Figura 4.6	Fluxograma geral de funcionamento do sistema de otimização de resposta à demanda	70
Figura 4.7	Fluxograma para abordagem heurística	72

Figura 4.8 Fluxograma para abordagem híbrida	75
Figura 5.1 Fluxo de potência na saída do alimentador para abordagem heurística - Caso A (2%): (a) Dia Útil; (b) Detalhe do horário de pico	84
Figura 5.2 Quantidade de clientes para abordagem heurística - Caso A (2%)	85
Figura 5.3 Fluxo de potência na saída do alimentador para abordagem heurística - Caso B (5%): (a) Dia Útil; (b) Detalhe do horário de pico	86
Figura 5.4 Quantidade de clientes para abordagem heurística - Caso B (5%)	86
Figura 5.5 Fluxo de potência na saída do alimentador para abordagem heurística - Caso C (10%): (a) Dia Útil; (b) Detalhe do horário de pico	87
Figura 5.6 Quantidade de clientes para abordagem heurística - Caso C (10%)	88
Figura 5.7 Evolução da função objetivo do BPSO para a abordagem heurística	88
Figura 5.8 Fluxo de potência na saída do alimentador para abordagem híbrida por barra - Caso A (2%): (a) Dia Útil; (b) Detalhe do horário de pico	90
Figura 5.9 Quantidade de clientes para abordagem híbrida por barra - Caso A (2%)	91
Figura 5.10 Fluxo de potência na saída do alimentador para abordagem híbrida por barra - Caso B (5%): (a) Dia Útil; (b) Detalhe do horário de pico	93
Figura 5.11 Quantidade de clientes para abordagem híbrida por barra - Caso B (5%)	93
Figura 5.12 Fluxo de potência na saída do alimentador para abordagem híbrida por barra - Caso C (10%): (a) Dia Útil; (b) Detalhe do horário de pico	94
Figura 5.13 Quantidade de clientes para abordagem híbrida por barra - Caso C (10%)	94
Figura 5.14 Fluxo de potência na saída do alimentador para abordagem híbrida global - Caso A (2%): (a) Dia Útil; (b) Detalhe do horário de pico	96
Figura 5.15 Quantidade de clientes para abordagem híbrida global - Caso A (2%).	96

Figura 5.16 Fluxo de potência na saída do alimentador para abordagem híbrida global - Caso B (2%): (a) Dia Útil; (b) Detalhe do horário de pico	97
Figura 5.17 Quantidade de clientes para abordagem híbrida global - Caso B (5%) ...	98
Figura 5.18 Fluxo de potência na saída do alimentador para abordagem híbrida global - Caso C (10%): (a) Dia Útil; (b) Detalhe do horário de pico	98
Figura 5.19 Quantidade de clientes para abordagem híbrida global - Caso C (10%) ..	99
Figura 5.20 Evolução da função objetivo para a abordagem híbrida global	100
Figura 5.21 Comparativo do atendimento da redução solicitada no fluxo de potência na saída do alimentador	101
Figura 5.22 Comparativo de clientes selecionados entre abordagens para o caso B (5%)	103

Lista de Tabelas

Tabela 2.1	Tabela comparativa de soluções comerciais de sistemas de gerenciamento de resposta à demanda	44
Tabela 4.1	Grupos de clientes presentes no alimentador	62
Tabela 4.2	Elasticidade direta e cruzada	63
Tabela 4.3	Gastos das diferentes classes de curvas de carga para um dia útil	65
Tabela 5.1	Parâmetros dos métodos de otimização e técnicas de análise utilizadas	81
Tabela 5.2	Resultados da abordagem heurística	84
Tabela 5.3	Resultados da abordagem híbrida através de otimização por barra	89
Tabela 5.4	Resultados da abordagem híbrida através de otimização global	95
Tabela 5.5	Comparativo do percentual de perdas técnicas no horário de pico	104
Tabela 5.6	Comparativo de receita por classes de consumo de clientes residenciais (caso B)	105
Tabela 5.7	Análise comparativa do tempo de execução das abordagens (horas)	106
Tabela A.1	Atendimento do objetivo elétrico (w_1) para a abordagem híbrida via otimização por barra	119
Tabela A.2	Perda de receita (w_2) para a abordagem híbrida via otimização por barra	120
Tabela A.3	Quantidade de clientes selecionados (w_3) para a abordagem híbrida via otimização por barra	120
Tabela B.1	Atendimento do objetivo elétrico (w_1) para a abordagem híbrida via	

otimização por barra	121
Tabela B.2 Perda de receita (w_2) para a abordagem híbrida via otimização por barra	122
Tabela B.3 Quantidade de clientes selecionados (w_3) para a abordagem híbrida via otimização por barra	122
Tabela C.1 Resistência e reatância das linhas	123
Tabela D.1 Quantidade de Clientes Conectados por Barra	127
Tabela D.2 Dados da curva de carga ativa (kW) - Dias úteis - Residencial (Original)	130
Tabela D.3 Dados da curva de carga ativa (kW) - Sábados - Residencial (Original)	131
Tabela D.4 Dados da curva de carga ativa (kW) - Domingos e feriados - Residencial (Original)	132
Tabela D.5 Dados da curva de carga reativa (kVAr) - Dias úteis - Residencial (Original)	133

Lista de Siglas

ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
BT	Baixa Tensão
BFS	<i>Backward/Forward Sweep</i>
BPSO	<i>Binary Particle Swarm Optimization</i>
CLPU	<i>Cold Load Pickup</i>
COPEL	Companhia Paranaense de Energia
CPP	<i>Critical Peak Pricing</i>
DE	Despacho Econômico
DR	<i>Demand Response</i>
DSM	<i>Demand-Side Management</i>
EPRI	<i>Electric Power Research Institute</i>
FO	Função Objetivo
FPO	Fluxo de Potência Ótimo
GE	General Electric
GLD	Gerenciamento pelo Lado da Demanda
HEM	<i>Home Energy Management</i>
IP	<i>Internet Protocol</i>
KKT	Karush-Kuhn-Tucker
MT	Média Tensão
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i>
RBF	<i>Reverse Breadth-First</i>
RDBI	Resposta à Demanda com Base em Incentivos
RDBT	Resposta à Demanda com Base em Tarifas
RTP	<i>Real-Time Pricing</i>
SEP	Sistemas Elétricos de Potência

TIC Tecnologia da Informação e Comunicação

TOU *Time-Of-Use*

Lista de Símbolos

ε	Elasticidade-preço da demanda de energia elétrica
$\Delta q/q_0$	Variação percentual da quantidade de energia a partir do ponto q_0
$\Delta p/p_0$	Variação percentual do preço de energia a partir do preço p_0
n	Quantidade de blocos de elasticidade na análise
d	Curva de carga considerando elasticidade
d_0	Curva de carga de referência
I_i^k	Corrente injetada na barra i , iteração k
S_i^k	Potência aparente na barra i , iteração k
V_i^k	Tensão na barra i , iteração k
Z_{ij}	Impedância da linha que conecta a barra i à barra j
I_{ij}	Corrente na linha que conecta a barra i à barra j
tol	Tolerância especificada para varredura reversa direta
α^t	Vetor de dimensão contendo o custo da redução de cargas por barra
ΔPd	Vetor com os valores da redução de potência ativa a serem minimizados
Pg	Geração de potência ativa
Qg	Geração de potência reativa
Pd^0	Valores iniciais de demanda ativa
Qd^0	Valores iniciais de demanda reativa
U_{mij}	Matriz de incidência para o FPO
ΔQd	Vetor com os valores da redução de potência reativa
fp	Vetor com fatores de potência de carga original
Pg^{max}	Limite máximo de geração de potência ativa
Pg^{min}	Limite mínimo de geração de potência ativa
Qg^{max}	Limite máximo de geração de potência reativa

Qg^{min}	Limite mínimo de geração de potência reativa
fl	Vetor de fluxo de potência ativa
fl^{max}	Vetor de limite máximo de fluxo de potência ativa
V	Magnitude de tensão nas barras
V_{min}	Limite mínimo de tensão nas barras
V_{max}	Limite máximo de tensão nas barras
a	<i>Tap</i> dos transformadores
a_{min}	Limite mínimo de <i>tap</i> dos transformadores
a_{max}	Limite máximo de <i>tap</i> dos transformadores
ΔPd^{max}	Vetor de limites máximos de redução de carga por barra
v_{id}^k	Velocidade da partícula i na dimensão d na iteração k
w	Função de ponderação para o PSO
c_j	Coefficiente de aceleração das partículas
x_{id}^k	Posição da partícula i na dimensão d na iteração k
fl_{base}	Fluxo de potência ativa na saída do alimentador para o caso base
Pd_i	Valores de demanda ativa na barra i
Qd_i	Valores de demanda reativa na barra i
R^0	Estimativa de receita obtida no alimentador antes do programa de resposta à demanda
R	Estimativa de receita após o programa de resposta à demanda
nc	Quantidade de clientes selecionados para o programa de resposta à demanda
nc_{tot}	Quantidade de clientes elegíveis para o programa de resposta à demanda
w_1	Ponderação da parte elétrica da Função Objetivo (FO)
w_2	Ponderação da minimização da perda de receita da FO
w_3	Ponderação da minimização de clientes (custos fixos) da FO
nb_s	Quantidade de barras selecionadas para corte através do FPO para deslocamento de carga

$AvalFO_{base}$	Quantidade base estabelecida para avaliações da FO por barra
$AvalFO_{barra}$	Quantidade de avaliações da FO a ser realizada a cada processo de otimização no método por barra da abordagem híbrida
$AvalFO_{global}$	Quantidade de avaliações da FO a ser no processo de otimização único realizado no método global da abordagem híbrida
$AvalFO_{heur}$	Quantidade de avaliações da FO a ser realizada a cada processo de otimização na abordagem híbrida
$nb_{elegveis}$	Quantidade de barras elegíveis para o programa de resposta à demanda no alimentador

Sumário

1	Introdução	19
1.1	Definição do Problema	21
1.2	Hipótese	21
1.3	Objetivos	22
1.4	Contribuições esperadas	22
1.5	Estrutura da Dissertação	23
2	Gerenciamento pelo Lado da Demanda (GLD)	25
2.1	Resposta à Demanda	28
2.1.1	Resposta à Demanda com Base em Incentivos (RDBI)	30
2.1.2	Resposta à Demanda com Base em Tarifas (RDBT)	31
2.2	Tarifas como Elemento de Gestão de Carga	32
2.2.1	Cenário Brasileiro	35
2.2.2	Elasticidade Preço e Elasticidade Preço Cruzada	37
2.3	Planejamento e Avaliação de Programas de Gerenciamento pelo Lado da Demanda	40
2.4	Soluções Comerciais de Sistemas de Gerenciamento de Resposta à Demanda	41
2.5	Considerações Finais do Capítulo	45
3	Métodos de Análise e Otimização para Sistemas Elétricos de Potência	46
3.1	Fluxo de Potência	46
3.1.1	Fluxo de Potência por Varredura Reversa Direta	47
3.2	Técnicas de Otimização	49

3.2.1	Fluxo de Potência Ótimo (FPO)	50
3.2.1.1	Fluxo de Potência Ótimo para Deslocamento de Carga	51
3.2.2	Otimização por Enxame de Partículas (PSO).....	53
3.2.2.1	Otimização Binária por Enxame de Partículas (BPSO)	55
3.3	Considerações Finais do Capítulo	56
4	 Materiais e Método	57
4.1	Materiais	58
4.1.1	Tarifa	59
4.1.2	Dados do alimentador	60
4.1.3	Dados dos clientes	62
4.1.4	Plataforma computacional	69
4.2	Método.....	69
4.2.1	Abordagem Heurística	72
4.2.2	Abordagem Híbrida	75
4.3	Considerações Finais do Capítulo	79
5	 Testes e Análise de Resultados.....	80
5.1	Abordagem Heurística.....	83
5.2	Abordagem Híbrida	89
5.2.1	Otimização por Barra	89
5.2.2	Otimização Global	95
5.3	Análise Comparativa Técnico-Econômica.....	100
5.4	Análise Comparativa de Performance Computacional	105
5.5	Considerações Finais do Capítulo	107
6	 Conclusões e Trabalhos Futuros	108
6.1	Trabalhos Futuros	110

Referências	112
Apêndice A – Análise de variações de peso da função objetivo para seleção de cliente	119
Apêndice B – Análise de alterações no espaço de busca	121
Apêndice C – Dados do Alimentador	123
Apêndice D – Dados dos Clientes	127
Apêndice E – Produções no Tema do Projeto	134
Apêndice F – Produções Correlatas	135

1 Introdução

Grande parte dos sistemas de transmissão e distribuição de energia foram construídos quando a premissa básica para a confiabilidade era ter capacidade disponível no sistema, através de fluxo unidirecional de energia para os consumidores partindo de geradores de grande porte.

Enquanto inovação e tecnologia alteraram drasticamente outros setores industriais, os Sistemas Elétricos de Potência (SEP) estão apoiados na mesma plataforma tecnológica há décadas. Todavia são necessárias mudanças na lista de prioridades de diversos agentes (do inglês, *stakeholders*) do setor elétrico, devido a questões ambientais, o crescente preço da energia elétrica e de diversos outros combustíveis, infraestruturas desatualizadas, necessidade de uma maior confiabilidade e segurança nos SEP, a desverticalização do setor elétrico e a crescente inserção de fontes renováveis e intermitentes de geração de energia. Estas mudanças têm se materializado através do conceito de redes elétricas inteligentes, que constituem uma evolução das atuais redes elétricas, contemplando avanços principalmente para os sistemas de distribuição.

Basicamente, as redes elétricas inteligentes englobam um moderno sistema de gerenciamento de eletricidade utilizando sensores, monitores, telecomunicação, automação e sistemas integrados visando melhorias dos sistemas elétricos, tanto em nível de eficiência bem como da segurança do sistema. A aplicação desta tecnologia de gerenciamento resulta na diminuição de perdas e aumento do desempenho, contribuindo fundamentalmente para uma utilização mais eficiente da energia elétrica. A evolução, percebida e esperada, para as redes de energia é ilustrada na Figura 1.1.

Conforme Momoh (2012) a rede elétrica inteligente, quando completamente desenvolvida, permitirá o envolvimento de clientes bem como melhorias na geração, transmissão e distribuição, utilizando ferramentas que permitirão a minimização da vulnerabilidade do sistema assim como um aumento na segurança, confiabilidade e qualidade da energia. A rede elétrica inteligente do futuro será distribuída, interativa,

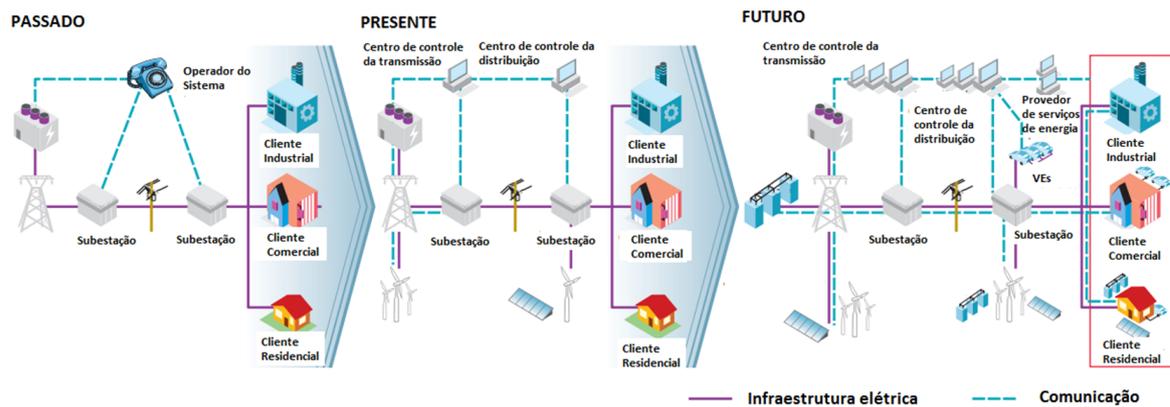


Figura 1.1: Evolução em Redes de Energia
 Fonte: Adaptado de IEA (2011)

possuirá funcionalidade de auto-recuperação (do inglês, *self-healing*) e irá se comunicar com diversos dispositivos (CARVALLO; COOPER, 2011). Isso possibilitará uma melhor coordenação e interação entre os diversos agentes do mercado de energia tais como geradores, operadores da rede de transmissão e distribuição, equipes de manutenção, clientes, entre outros, causando uma maximização da eficiência, confiabilidade e estabilidade do sistema (IEA, 2011).

A “visão” da rede elétrica inteligente traz, simultaneamente, novas oportunidades e desafios para o Gerenciamento pelo Lado da Demanda (GLD). Por exemplo, o fato de que uma crescente parte do fornecimento de energia virá de fontes renováveis intermitentes irá por em perigo a eficiência de métodos tradicionais de tarifação. Mecanismos de atribuição de tarifas, que deverão ser muito mais dinâmicos, necessitarão levar em conta a disponibilidade de um fornecimento parcialmente imprevisível (SAFFRE; GEDGE, 2010).

A rede elétrica inteligente fará com que as concessionárias unam diversas soluções tecnológicas dispersas em um mecanismo altamente eficaz de tomada de decisões. Elas poderão assim compreender quais programas e técnicas são mais efetivos para segmentos específicos, reduzindo assim o tempo de desenvolvimento de soluções e ao mesmo tempo tornando os programas de GLD cada vez mais complexos. A aplicação de instrumentos para a monitoração de condições da rede em tempo real permitirão uma averiguação exata do “antes e depois” da adoção de medidas de GLD, possibilitando um acompanhamento contínuo dos programas.

1.1 Definição do Problema

Segundo Gellings (1985), a grande maioria dos setores industriais não trata a demanda de um determinado produto como fixa, ou seja, invariante às alterações nos preços dos produtos. Em outras palavras, espera-se do cliente uma reação (positiva ou negativa) diante de uma variação no preço de um produto. Desse modo, é natural a pergunta: Por que não estender a atividade de concessionárias de energia para o lado do cliente? Essa evolução da rede de energia facilita tratar o cliente consumidor de energia em planejamentos, deixando de ser somente uma carga estática, mas participando ativamente na otimização do uso dos sistemas elétricos, tanto através de programas de resposta à demanda¹, quanto através de micro e mini-geração. O conceito de que a demanda dos consumidores pode ser alterada deliberadamente através de cooperação entre a concessionária e o cliente abre uma nova dimensão no planejamento e operação de SEP (GELLINGS, 2009).

O GLD, embora seja um tema discutido desde meados da década de 1980, recebe com o advento da rede elétrica inteligente, através de sistemas automáticos de controle e supervisão e de novas soluções de Tecnologia da Informação e Comunicação (TIC), o impulso necessário para a efetividade de suas ações.

Nesse contexto, o problema que será discutido no presente trabalho consiste na utilização de técnicas de otimização quando do estabelecimento de um programa de resposta à demanda com base em tarifas, parte integrante do leque de ações de GLD, visando assim encontrar conjuntos ótimos de clientes que simultaneamente possibilitem a obtenção de ganhos para a concessionária e para os clientes.

1.2 Hipótese

Programas de resposta à demanda podem ser aprimorados quando planejados previamente, por meio de técnicas de otimização clássicas e de inteligência artificial. O planejamento deve considerar análises elétricas e econômicas possibilitando a otimização dos recursos empregados através de uma abordagem de elevada precisão, quando da utilização de dados confiáveis, e eficiência computacional mesmo para um problema de larga escala.

¹ Alguns estudos, tais como MME (2011) utilizam o termo Resposta da Demanda ao invés de Resposta à Demanda.

1.3 Objetivos

O objetivo geral é propor um sistema de otimização para programas de Resposta à Demanda com Base em Tarifas (RDBT) em redes elétricas inteligentes. Os objetivos específicos deste trabalho são:

- Analisar a aplicação de ações de GLD, especificamente resposta à demanda, contemplando o contexto de redes elétricas inteligentes;
- Levantar o estado da arte acerca da utilização de tarifas variáveis no tempo, com foco em tarifas por horário de uso (do inglês, *Time-Of-Use* (TOU)), para o GLD, assim como da elasticidade preço e elasticidade preço cruzada de consumidores de energia elétrica;
- Investigar técnicas de otimização visando a definição de grupos para participação em programas de resposta à demanda, incluindo técnicas clássicas de otimização e de inteligência artificial;
- Desenvolver método para suporte à decisão que contribua para que as concessionárias de energia elétrica realizem a seleção de grupos de clientes para participação em um programa de RDBT. Tal método terá como foco a redução da carga em alimentador de distribuição para períodos determinados, com o mínimo custo para concessionária, considerando a utilização de estratégias tarifárias como elemento de gestão de carga;
- Validar e testar o método desenvolvido para casos testes.

1.4 Contribuições esperadas

Através de levantamento bibliográfico apresentado nessa dissertação foi possível perceber a ausência de trabalhos que auxiliem as concessionárias na elaboração e análise de programas de RDBT, com foco na seleção de clientes. Embora haja soluções comerciais disponíveis, não é claro o modo como são realizadas as análises, tampouco a precisão e nível de complexidade dessas. Levando isso em conta, as contribuições esperadas do presente trabalho são sumarizadas abaixo:

- Método para auxiliar concessionárias de energia elétrica no planejamento e aplicação de programas de RDBT. Embora a aplicação de tarifas variáveis no tempo esteja

sendo bastante discutida, nacionalmente e internacionalmente, há pouca divulgação de métodos que analisem detalhadamente o impacto dessas na concessionária e que auxiliem a concessionária a obter vantagens simultaneamente aos clientes;

- Comparação entre abordagens híbridas e heurísticas para seleção de clientes em programas de RDBT;
- Estudo e simulações com dados de elasticidade cruzada de clientes residenciais para tarifas variáveis no tempo. Com a utilização desses dados pretende-se, portanto, realizar análises de curto prazo nas curvas de carga, possibilitando análises agregadas das mesmas no alimentador. Além disso, a desagregação de matrizes de elasticidade para utilização em curvas de carga horárias também pode ser enumerada como contribuição;
- Análise da aplicação da tarifa branca, do tipo TOU, com dados de curvas de cargas de clientes residenciais. Essas análises vem a contribuir para o cenário brasileiro no melhor entendimento da relação entre tarifas variáveis e clientes residenciais, apresentado o estado da arte sobre programas de resposta à demanda;
- Análise de um problema de otimização binária de grande porte para sistemas de energia. O problema analisado pode apresentar contribuições no desenvolvimento não somente de sistemas de otimização de programas de resposta à demanda, mas também possibilitar comparações com outras aplicações.

1.5 Estrutura da Dissertação

O restante dessa dissertação está organizado da seguinte forma:

O capítulo dois apresenta os conceitos de GLD que serão utilizados no trabalho, com foco em programas de resposta à demanda. Apresenta também características de tarifas diferenciadas e a modelagem do impacto dessas através do conceito de elasticidade preço e elasticidade preço cruzada.

O capítulo três apresenta brevemente as técnicas de análise e otimização utilizadas, dando foco no fluxo de potência por varredura reversa direta, Fluxo de Potência Ótimo (FPO) e otimização por enxame de partículas.

A apresentação dos materiais utilizados, incluindo tarifa, dados do alimentador, dados de clientes e plataforma computacional é realizada no capítulo quatro. Nesse

capítulo é também apresentado o método desenvolvido para otimização de programas de resposta à demanda, nas abordagens heurística e híbrida .

No capítulo cinco são apresentados os resultados das simulações das abordagens desenvolvidas: heurística; híbrida por barra e híbrida global. Neste contexto, inicialmente são apresentados três casos de simulação individualmente e na sequência eles são comparados tanto em termos técnico-econômicos quanto de performance computacional.

No capítulo seis a conclusão e as sugestões de trabalhos futuros são apresentadas.

2 Gerenciamento pelo Lado da Demanda (GLD)

Até a década de 70 o crescimento da demanda em energia elétrica foi considerado previsível e as companhias responsáveis realizavam o planejamento de sua capacidade de acordo com tal crescimento. Porém, em meados da década de 80, constatou-se que a demanda estava se tornando cada vez mais imprevisível e fontes de fornecimento de baixo custo se tornaram mais escassas, contribuindo para o desafio de integrar metodologias de operação e planejamento tradicionais com o conceito de ativamente influenciar a demanda de energia (GELLINGS, 1985).

Gellings (1985) conceituou o GLD como o planejamento e implementação de atividades para influenciar o uso de eletricidade do consumidor de maneira que produza mudanças desejadas na curva de carga de um sistema elétrico. Seu cerne é o benefício mútuo entre concessionária de energia e clientes. O termo GLD é considerado um hiperônimo (do inglês, *umbrella term*), isto é, um agrupamento de conceitos que recaem em uma mesma categoria, agregando diferentes ações para o gerenciamento de carga, incluindo tarifas variáveis, uso racional de energia, substituição de combustíveis, aplicações energéticas emergentes, eficiência energética e resposta à demanda, como apresenta a Figura 2.1.

Todavia, são consideradas atividades de GLD somente as que envolvem uma intervenção deliberada da concessionária em alterar a demanda, de modo que o investimento do consumidor em ações de eficiência energética, por exemplo, como uma percepção “natural” da necessidade da alteração no seu consumo de energia, devido a questões financeiras, ambientais, entre outras, não é classificado como GLD. Em outras palavras, uma atividade somente é considerada como de GLD quando o proponente é a concessionária, o público alvo são os clientes dessa ou dispositivos nas dependências dos clientes e o objetivo é a alteração da curva de carga de um sistema elétrico.

Destaca-se ainda que um equilíbrio entre o fornecimento e a demanda de energia elétrica é necessário a todo o momento para garantir que o SEP possa operar de forma



Figura 2.1: Alternativas para o gerenciamento pelo lado da demanda
 Fonte: O autor (2013)

estável e confiável. Isso pode ser garantido de duas maneiras: por um gerenciamento pelo lado da oferta, através do controle (aumento ou diminuição) do fornecimento quando de variações da demanda (forma tradicional), ou pelo GLD (no original, em inglês, *Demand-Side Management* (DSM)), através de alterações da demanda (SAINI, 2004). Esse modo de operação acontece não somente no mercado de energia elétrica, mas em demais mercados, os quais geralmente trabalham muito mais ativamente com alterações intencionais na demanda do que o mercado de energia.

De acordo com Saini (2004) e Strbac (2008) a utilização de técnicas de GLD traz diversos benefícios, tais como:

- Postergação/Redução de investimentos em novas usinas, linhas de transmissão e distribuição;

- Possibilidade de aumento da quantidade de geração distribuída que pode ser conectada à infraestrutura atual de distribuição;
- Alívio de sobrecargas da rede nos horários de maior demanda;
- Melhora da eficiência e eficácia do gerenciamento de interrupções e aumento da qualidade e confiabilidade do fornecimento a consumidores críticos;
- Aumento na capacidade disponível do sistema;
- Potencial redução da conta de energia de clientes;
- Potencial redução da emissão de poluentes.

O GLD é geralmente tratado em função da modulação de curvas de carga. Uma curva de carga é o comportamento diário ou sazonal da demanda de energia em função do tempo. O gerenciamento de carga é usualmente dividido em seis categorias, como apresentado na Figura 2.2.

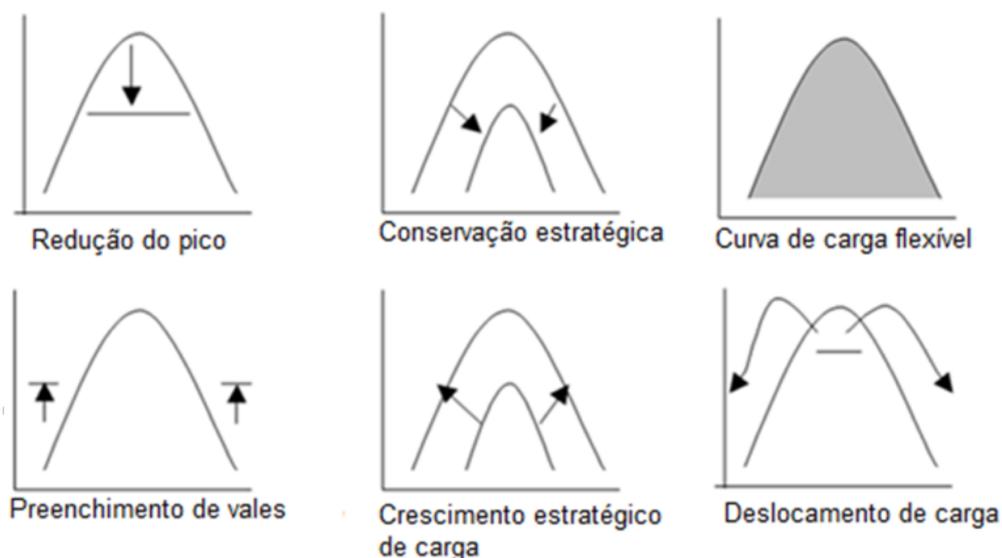


Figura 2.2: Técnicas de gerenciamento de carga
Fonte: Adaptado de Gellings (1985)

A seguir as técnicas apresentadas serão brevemente discutidas (GELLINGS, 1985) (KREITH; GOSWAMI, 2007 apud NEUSSER, 2009):

- Redução do pico (do inglês, *peak clipping*): é uma das formas clássicas de gerenciamento de carga. Trata-se usualmente do controle direto, pela empresa de

energia, da carga de um aparelho do consumidor visando a redução da demanda de pico do sistema;

- Preenchimento de vales (do inglês, *valley filling*): é a segunda forma clássica de gerenciamento de carga. É a maneira direta de melhorar o fator de carga e conseqüente redução do custo de energia, geralmente realizada através do armazenamento de energia (térmica, química, etc.) fora do horário de pico;
- Deslocamento de carga (do inglês, *load shifting*): é a terceira e última forma clássica de gerenciamento de carga. Envolve o deslocamento da carga do horário de pico para fora do horário de pico, acompanhada ou não de armazenamento de energia;
- Conservação estratégica (do inglês, *strategic conservation*): é o resultado da substituição de equipamentos por similares mais eficientes, tendo em vista uma redução geral da demanda em toda curva de carga. Deve-se considerar que essa conservação ocorreria “naturalmente”, avaliando então as possibilidades custo-efetivas para acelerá-las e estimulá-las;
- Crescimento estratégico de carga (do inglês, *strategic load growth*): é o crescimento das vendas de energia elétrica, estimuladas pela empresa de energia, além do preenchimento de vales descrito anteriormente. Pode ocorrer através de incentivos, tais como a substituição de óleo combustível por eletricidade em caldeiras industriais, redução de tarifa e incentivo na utilização de veículos elétricos;
- Curva de carga flexível (do inglês, *flexible load shape*): é um conceito relacionado à confiabilidade, onde o consumidor admite eventuais cortes ou redução da qualidade da energia fornecida, em troca de benefícios financeiros.

2.1 Resposta à Demanda

Resposta à demanda, do inglês *Demand Response* (DR), se refere à utilização de preços (por exemplo, tarifas com postos tarifários ou descontos/multas na conta final do cliente) no mercado de energia elétrica para influenciar o momento e/ou o nível da demanda, em resposta a condições de fornecimento, geração, ambientais, econômicas, entre outras (IEA, 2003).

A aplicação de programas de resposta à demanda resulta em diversas vantagens para a concessionária, pois quando seus clientes apresentam uma curva de carga mais

plana pode implicar em uma maior confiabilidade no sistema e aumento da capacidade de distribuição disponível. Além disso, a energia não consumida por clientes residenciais em períodos críticos pode ser muitas vezes comercializada para clientes de grande porte, por um preço diferenciado.

Ela pode ser basicamente de dois tipos: Resposta à Demanda com Base em Incentivos (RDBI) (do inglês, *incentive-based*) e Resposta à Demanda com Base em Tarifas (RDBT) (do inglês, *price-based*) (GELLINGS; CHAMBERLIN, 1993). A Figura 2.3 apresenta uma divisão mais detalhada das classificações.

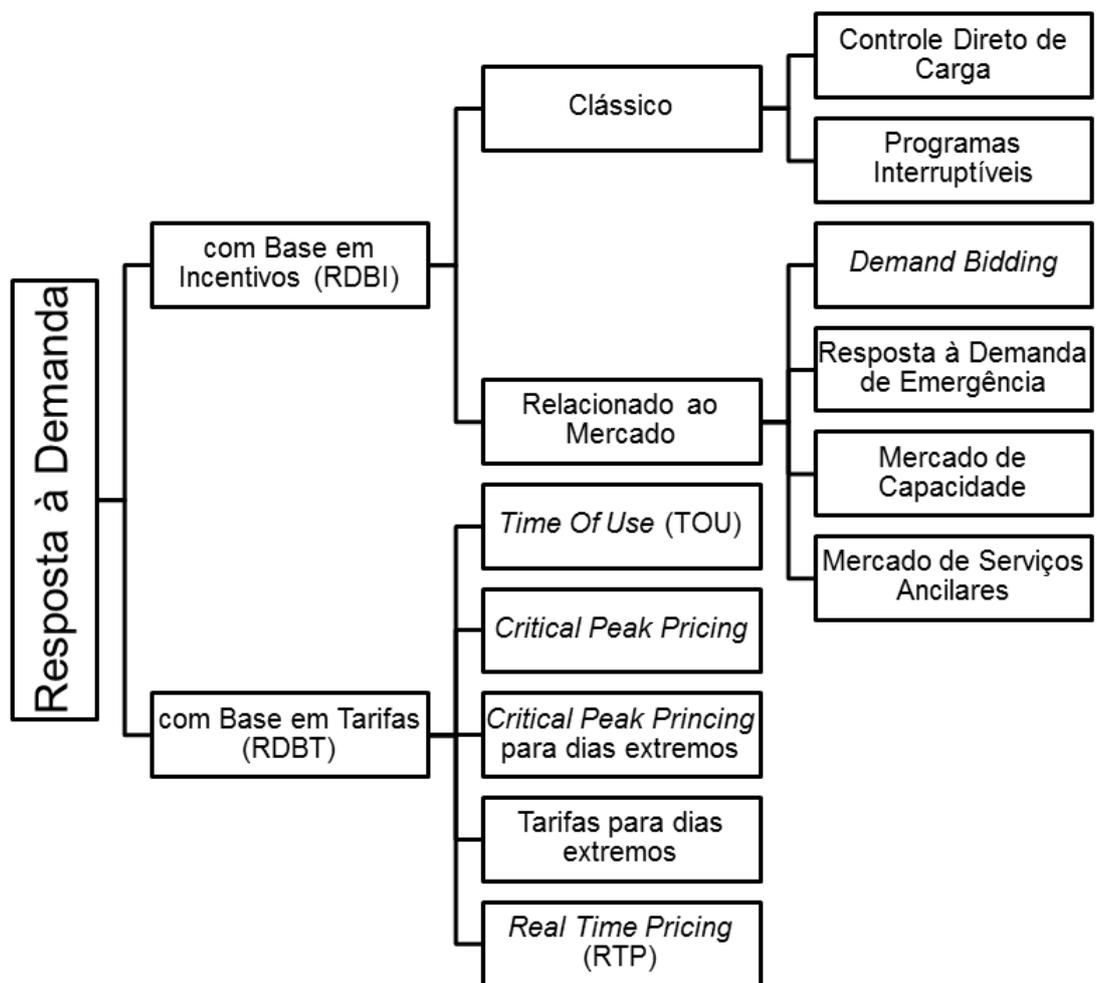


Figura 2.3: Classificação de resposta à demanda
Fonte: Adaptado de Albadi e El-Saadany (2008)

Nas seções que seguem, ambas serão brevemente descritas, porém o presente trabalho tratará somente da RDBT.

2.1.1 Resposta à Demanda com Base em Incentivos (RDBI)

RDBI representa arranjos contratuais desenvolvidos por concessionárias de energia elétrica e/ou operador da rede para que clientes contribuam com reduções necessárias em momentos críticos.

Conforme apresentado na Figura 2.3, RDBI é sub-divida em clássica e relacionada ao mercado. Na primeira os clientes participantes recebem incentivos financeiros, usualmente na forma de créditos de energia ou descontos na fatura por sua participação nos programas. Na relacionada ao mercado, os participantes são geralmente compensados diretamente com dinheiro por sua performance dependendo da quantidade e do momento da redução exercida durante períodos críticos para o sistema (ALBADI; EL-SAADANY, 2008; FARIA, 2011).

Em programas de controle direto de carga a concessionária possui a permissão de remotamente desligar equipamentos dos clientes, tais como condicionadores de ar e aquecedores de água do tipo caldeira. Em programas interruptíveis os clientes são solicitados a reduzirem seu consumo a um nível pré-determinado em situações de necessidade para a rede, correndo o risco de sofrerem penalidades caso não o façam.

Programas de *demand bidding*, ou leilões de redução de demanda, funcionam como uma bolsa de valores de redução de energia onde as mesmas são aceitas caso seu valor seja menor que o mercado e das demais participantes. Resposta à demanda de emergência remunera clientes por reduções de energia medidas quando o sistema está em condições de emergência.

Outrossim, programas de mercado de capacidade são oferecidos a clientes que podem fornecer reduções quando de contingências no sistema, sendo fornecidos avisos geralmente com um dia de antecedência. Programas de mercado de serviços ancilares operam de modo similar a *demand bidding*, porém com foco nos serviços ancilares. Assim como em serviços ancilares tradicionais, a remuneração pode ser fornecida separadamente para capacidade de reserva e para provisão de energia.

A RDBI não será abordada na presente dissertação. Modelagens de programas de resposta à demanda com base em incentivos pode ser encontrada em Uturbey (2002), Aalami, Yousefi e Moghadam (2008), Chala (2011), Faria (2011) e Farahani *et al.* (2012a).

2.1.2 Resposta à Demanda com Base em Tarifas (RDBT)

RDBT se refere à possibilidade de clientes que utilizam tarifas com postos tarifários reduzirem seus gastos com energia elétrica caso ajustem o momento e montante do consumo da energia para obter vantagem em períodos com preço reduzido e evitar períodos onde os preços são mais altos. Em comparação com RDBI, a RDBT permite, ao não atuar diretamente em dispositivos, obter flexibilidade da curva de carga ao mesmo tempo que mantém ao cliente o controle de seu padrão de consumo.

Em um programa de RDBT a determinação das tarifas a serem utilizadas e a seleção do público alvo deve levar em conta objetivos específicos, determinados *a priori*, tais como o alívio de elementos da rede ou o consumo de energia dentro de um determinado padrão. A aplicação de tais tarifas de maneira adequada pode induzir a uma distribuição da carga de pico ao longo das demais horas do dia, o que resulta em um perfil de carga mais homogêneo, permitindo que sejam disponibilizados novos acessos ou que ocorram incrementos de capacidade das cargas já conectadas, sem a necessidade de investimentos adicionais.

Em Roscoe e Ault (2010) é examinada a utilização de tarifas do tipo *Real-Time Pricing* (RTP) no setor residencial do Reino Unido. É apresentada uma metodologia para simulação que ao desagregar curvas de cargas residenciais em curvas de carga de dispositivos e então simular resposta de elasticidade direta e cruzada, aponta os potenciais efeitos e possíveis problemas da utilização de tarifas RTP. A análise de um cenário no qual o Reino Unido contaria com 15 GW de energia eólica mostra que durante eventos com baixa intensidade de vento (e conseqüente baixa geração de energia através de turbinas eólicas) o pico de demanda poderia ser reduzido entre 8 e 11 GW, evitando a necessidade de usinas de geração de reserva (do inglês, *standby generation*) que possuem um custo de capital de 2,6 a 3,6 bilhões de libras. Benefícios para os clientes também são apresentados pois, em geral, os clientes simulados com tarifa RTP utilizaram mais energia gastando menos.

A simulação de um mercado de energia elétrica com RDBT com a participação de diferentes tipos de prédios comerciais através da utilização de técnicas de modelagem e simulação baseadas em agentes é apresentada em Zhou, Zhao e Wang (2011). Esse trabalho focou tanto na perspectiva do mercado (como programas de RDBT influenciam a variação dos preços de mercado de energia) quanto na do consumidor (como diferentes cenários de competição de mercado afetam o consumo e, conseqüentemente, gastos com energia de prédios comerciais). São definidos modelos de ajuste de diversos usos finais

de energia conforme variações no preço. Conclui-se que ações de resposta à demanda em prédios comerciais reduzem preços de energia no mercado, sendo intensificado esse comportamento quando do aumento da quantidade de prédios participando, todavia, sob condições de competição de mercado, uma participação de maior escala resulta em redução monetária de gastos com energia para os clientes participantes.

Faria (2011) apresenta, além de programas de RDBI, também estudos de caso com programas de RDBT. Nesse tocante é apresentado o modelo DNO-RTP para maximização dos lucros do operador da rede de distribuição através da aplicação de tarifas do tipo RTP. A concessionária compra energia de um fornecedor e, conhecendo a elasticidade dos clientes, determina o preço ótimo para cada tipo de consumidor. O método desenvolvido visa tanto aumento quanto redução de consumo, dependendo do estado de operação da rede.

Chen, Wu e Fu (2012) avalia a utilização de RDBT através de RTP para gerenciamento de eletrodomésticos em residências, utilizando abordagens de otimização estocástica e otimização robusta. A aplicação desenvolvida pode ser “embarcada” em medidores inteligentes para determinar a operação ótima dos equipamentos em períodos de cinco minutos, considerando incertezas da tarifa. Os eletrodomésticos são categorizados em adiáveis, ou não, assim como em interruptíveis, ou não. A otimização estocástica adota a abordagem de cenários através de simulação de Monte Carlo para minimizar os gastos com energia. A otimização robusta, por sua vez, considera intervalos de incerteza de preços para minimizar o pior caso de gastos com energia, enquanto ajusta a robustez da solução. Resultados numéricos apresentaram que ambas abordagens possibilitam a redução de gastos com energia quando comparada à tarifação convencional. Otimização estocástica apresentou menores gastos com energia, porém com um custo computacional consideravelmente maior que a otimização robusta.

Farahani *et al.* (2012b) utiliza uma modelagem exponencial para avaliação da utilização de tarifas TOU, visando assim considerar componentes não lineares das cargas elétricas provendo uma modelagem mais realista. Para isso foram analisados programas do tipo TOU em vigor no Irã conforme curva de carga do dia de pico do sistema em 2007.

2.2 Tarifas como Elemento de Gestão de Carga

Estudos aprofundados da utilização de tarifas para a otimização do uso de energia ganharam destaques a partir de meados do século XX. Em Houthakker (1951), por

exemplo, é estudada a questão tarifária da eletricidade tanto para o longo prazo quanto para o curto prazo, visando dar subsídio para resolução de problemas existente à época no Reino Unido. Foi recomendada a utilização de tarifa do tipo TOU, através de argumentos teóricos e também empíricos. Steiner (1957) estuda o problema de precificação de energia em situações onde ocorre períodos de pico de consumo, através de uma abordagem mais teórica. É apresentado que uma solução ótima para a elaboração de preços de energia somente pode ser atingida através de condições de restrições.

Em Santos (2008) as tarifas diferenciadas são categorizadas em função dos seguintes aspectos:

- Variância no tempo: as tarifas podem variar em função das horas do dia, dos dias da semana ou dos meses no ano;
- Número de componentes: as tarifas podem ser compostas por preços de capacidade (demanda), de energia (volumétrica) ou por preços em função das classes das unidades consumidoras;
- Adesão: pode ser voluntária ou impositiva;
- Alocação: as restrições dos sistemas podem ser sinalizadas para as unidades consumidoras através de um sinal de preços ou através da limitação das quantidades disponibilizadas.

As tarifas de energia geralmente utilizadas em programas de RDBT, quanto à variância no tempo, incluem (ver Figura 2.4 para uma visualização das principais) (HOUTHAKKER, 1951; SANTOS, 2008; ALBADI; EL-SAADANY, 2008):

- TOU: tarifas diferenciadas de energia para diferentes períodos do dia, visando refletir situações típicas de relação entre fornecimento e demanda de energia. Possui postos tarifários fixos;
- Tarifação de pico crítico (do inglês, *Critical Peak Pricing* (CPP)): similar à TOU, com a exceção de que tarifas muito altas são aplicadas em situações de pico “extremo”, de forma não periódica. Tarifas CPP são utilizadas durante contingências ou devido a preços de mercado, por um número limitado de dias ou horas por ano;
- Tarifa para dias extremos: possui um conceito similar à tarifa CPP, porém o posto de pico extremo não acontece somente durante algumas horas ou minutos, mas sim

durante as 24 horas de um dado dia. A ocorrência da tarifa para dias extremos é usualmente desconhecida até o dia anterior à sua aplicação;

- CPP para dias extremos: são utilizadas tarifas do tipo CPP em dias extremos, entretanto uma tarifa plana é utilizada nos demais;
- RTP: tarifas variam de acordo com uma dada referência, por exemplo, variações no mercado de energia, sem uma base fixa de variação.

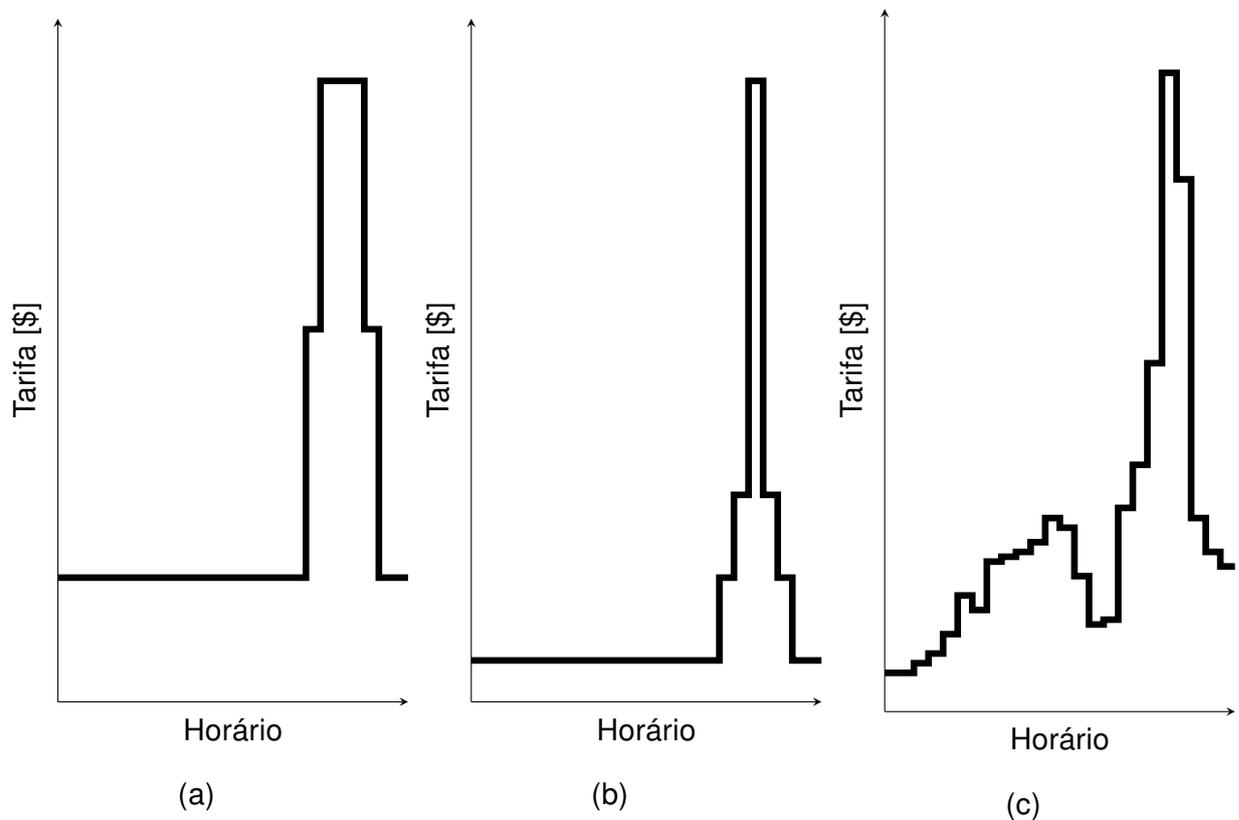


Figura 2.4: Exemplo de tarifas variante no tempo: (a) TOU; (b) CPP; (c) RTP

Fonte: O autor (2013)

Quando da utilização de tarifas variáveis, para que o deslocamento do consumo de energia elétrica de alguns dispositivos de um período de pico para um período fora de pico seja efetivo, é essencial que o cliente seja devidamente informado dos métodos, razões e benefícios. Visando auxiliar essa tomada de decisões, ou mesmo automatizá-las, existem sistemas de gerenciamento residencial de energia, do inglês *Home Energy Management* (HEM), que são soluções que permitem o consumidor se tornar mais consciente de seus padrões de consumo de energia e adequá-los de acordo com diretrizes financeiras ou mesmo ambientais (LUNDGREN, 2011). Uma possibilidade para isso é a utilização de tomadas inteligentes (do inglês, *smart plugs*), dispositivos conectados em tomadas

responsáveis pelo monitoramento e atuação nas mesmas. Uma proposta de agendamento automático dessas tomadas com diretrizes financeiras pode ser observada em Custódio *et al.* (2013).

Dentro desse contexto é de extrema valia o processo de auxiliar o cliente na tomada de decisões quanto ao deslocamento de carga (*load shifting*) fornecendo propostas de agendamento para o consumo de energia em residências, como exposto em Xiao *et al.* (2010), Pedrasa, Spooner e MacGill (2010), Xiong *et al.* (2011), assim como Siebert *et al.* (2012).

A questão tarifária quando da sua aplicação em programas de RDBT não pode ser tratada simplesmente como um problema estático de alocação de custo entre as unidades consumidoras dos sistemas de distribuição. Ela precisa ser considerada como um sistema dinâmico, que induz a diferentes reações nas cargas frente ao sinal tarifário ao qual a unidade consumidora é submetida, pois os carregamentos dos sistemas de energia podem ser otimizados se forem estabelecidas tarifas que induzam a dispersão da carga nos períodos de maior carregamento, ao mesmo tempo em que induzam a concentração de consumo nos períodos de ociosidade dos mesmos (SANTOS, 2008).

É importante realizar a distinção entre os efeitos de longo e curto prazo das tarifas. No longo prazo, a alteração do preço médio vai afetar o nível médio de consumo. Grande diferenças na tarifa entre postos tarifários (ponta e fora ponta, por exemplo), pode incentivar clientes a adquirirem, no longo prazo, sistemas de armazenamento (de energia térmica ou elétrica) ou equipamentos mais eficientes para diminuir ou deslocar o consumo dos horários com elevado custo. No curto prazo, a ação possível para os clientes é a redução ou deslocamento de suas demandas em resposta a sinais tarifários (KIRSCHEN *et al.*, 2000).

A presente dissertação endereçará os efeitos de curto prazo da aplicação de tarifas do tipo TOU em clientes conectados a alimentadores de distribuição urbanos e os possíveis benefícios que um planejamento ótimo de programas de resposta à demanda pode fornecer tanto a concessionárias de energia quanto a clientes dessas.

2.2.1 Cenário Brasileiro

Em novembro de 2011 foi aprovada pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) a implantação da tarifa branca na estrutura tarifária aplicada ao setor de distribuição de energia brasileiro, incluindo clientes residenciais e comerciais, conforme

discussões realizadas na audiência pública nº120/2010 e presentes no módulo 7.1 do Procedimento de Regulação Tarifária (ANEEL, 2013). Tal tarifa é do tipo TOU, monômnia¹, de adesão voluntária, com três preços de acordo com os postos tarifários. De segunda a sexta-feira, uma tarifa mais barata será empregada na maioria das horas do dia; outra mais cara, no horário em que o consumo de energia atinge o pico máximo, no início da noite; e a terceira, intermediária, será entre esses dois horários. Nos finais de semana e feriados, a tarifa mais barata será empregada para todas as horas do dia. Alguns trabalhos recentes realizaram análises na aplicação da tarifa branca tais como Santos *et al.* (2012), no âmbito da receita das concessionárias de energia, e Ferreira *et al.* (2013) que analisou questões quanto a sua concepção e implementação.

Essa, todavia, não é a primeira experiência do Brasil no sentido de tarifas diferenciadas para clientes residenciais. No ano de 1994 foram iniciados, pela COPEL, estudos para a aplicação da então denominada tarifa amarela. Tal tarifa é monômnia simples, com dois preços de consumo de energia conforme horários do dia ².

A resolução da ANEEL nº 334 (ANEEL, 1999), de 02/12/1999 autoriza as distribuidoras a desenvolverem projetos alternativos de resposta à demanda com base em tarifas diferenciadas, sob anuência prévia do consumidor e com a possibilidade de pagar o menor valor entre as tarifas convencional e a proposta, para até um por cento do mercado ou cinco mil unidades consumidoras, o que for maior. Diferentes distribuidoras, tais como COPEL, Bandeirante, CELPA, COSERN e CEMIG, realizaram estudos e projetos pilotos para clientes do grupo B³.

Os projetos pilotos em geral mostraram a possibilidade de estimular a redução/transferência do consumo de energia elétrica na ponta. Porém, para alguns segmentos, os pilotos mostraram que a tarifa diferenciada pode até mesmo aumentar o consumo total, em razão dos consumidores aumentarem o uso de equipamentos elétricos, aproveitando o custo mais baixo fora da ponta (ANEEL, 2010).

A tarifa amarela todavia não contava com um posto tarifário intermediário. Tal posto tarifário é importante, pois clientes com tarifas diferenciadas tendem a não retornar a seu nível original de consumo quando da transição de um posto tarifário com alto custo da energia para um com baixo custo, mas sim consumir mais do que consumiria em uma base corriqueira. Essa característica vem da postergação, ou antecipação, da utilização

¹Tarifa de fornecimento de energia elétrica constituída por preços aplicáveis ao consumo de energia elétrica ativa, não sendo a demanda faturável.

²No piloto da CEMIG também existia a previsão de cobrança de demanda (tarifa binômnia) (ANEEL, 2010)

³Grupo B é um grupamento composto de unidades consumidoras com fornecimento em tensão inferior ou igual a 2,3 kV (ANEEL, 2013).

de equipamentos de alta potência para evitar grandes gastos excessivos com energia no horário de ponta. Esse incremento no consumo é chamado *Cold Load Pickup* (CLPU) ou efeito ricochete (do inglês, *rebound effect*), e seu efeito pode ser sentido de minutos a horas (MEDINA; MULLER; ROYTELMAN, 2010). O CLPU é reduzido quando da utilização de uma tarifa intermediária, realizando uma dispersão da postergação ou antecipação do consumo desses equipamentos entre os diversos clientes.

2.2.2 Elasticidade Preço e Elasticidade Preço Cruzada

Para que possa ser mensurado o impacto da utilização de uma tarifa diferenciada em determinados clientes na curva de carga de um alimentador, é preciso modelar o comportamento da carga frente aos sinais do preço de energia elétrica (SANTOS, 2008).

Essa modelagem é a elasticidade-preço, conceito que está relacionado à ideia intuitiva do “nível de sensibilidade” e indica o quanto varia percentualmente a quantidade demandada de um produto, quando seu preço varia de 1% a partir de um preço base. Com o conceito de elasticidade é possível estabelecer curvas de demandas, que representam como o consumo de um dado bem varia em função do seu preço de mercado. A curva de demanda geralmente possui duas premissas (KIRSCHEN *et al.*, 2000; HAGE; FERRAZ; DELGADO, 2011):

- Deve ser entendida como *ceteris paribus*, ou seja, “tudo o mais constante” (renda dos clientes, preços de outros insumos energéticos, etc.);
- É linearizada em torno de um ponto, devido a dificuldade (ou mesmo impossibilidade) de se obter uma curva de demanda real.

Um exemplo de curva de demanda, para um período determinado, linearizada em torno do ponto (p_0, q_0) pode ser visto na Figura 2.5:

A elasticidade-preço da demanda de energia elétrica pode então ser definida por (HAGE; FERRAZ; DELGADO, 2011):

$$\varepsilon = \frac{\Delta q/q_0}{\Delta p/p_0} \quad (2.1)$$

onde $\Delta q/q_0$ é a variação percentual da quantidade de energia a partir do ponto q_0 e $\Delta p/p_0$ a variação percentual do preço de energia a partir do preço p_0 .

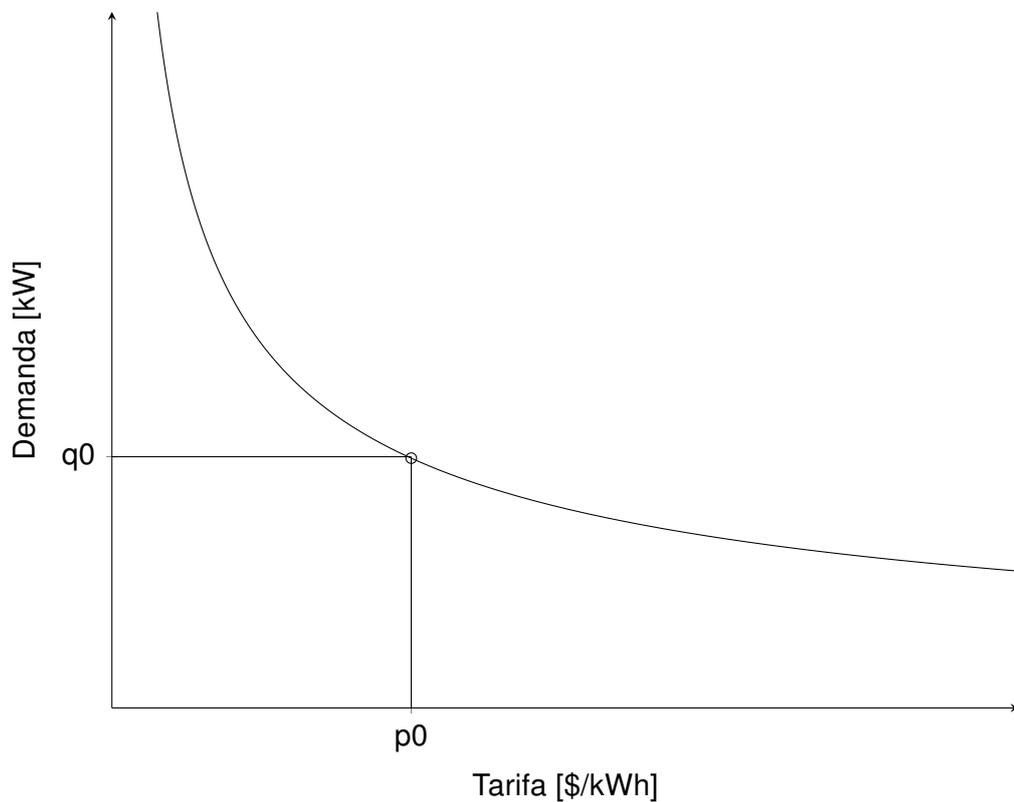


Figura 2.5: Exemplo de função de demanda para um determinado tempo
 Fonte: O autor (2013)

No restante da dissertação, será considerado que todos os preços e demanda foram normalizadas em relação a um dado ponto (p_0, q_0) . Logo, a elasticidade pode ser expressa por:

$$\varepsilon = \frac{\Delta q}{\Delta p} \quad (2.2)$$

Em alguns casos, a mudança no preço de um produto pode afetar a demanda de outro. Por exemplo, uma mudança no preço do café pode simultaneamente impulsionar uma diminuição nas vendas do café e um aumento nas vendas de chá (KIRSCHEN *et al.*, 2000). Analogamente pode-se esperar que um aumento no preço da energia em um determinado período do dia cause uma diminuição no consumo de energia nesse horário porém acarrete no aumento do consumo de energia em outro horário, ou seja, a carga será, parcialmente ou mesmo totalmente, deslocada.

Levando em conta que o consumo de energia em um determinado horário é influenciado tanto pela variação do preço da energia nesse horário quanto a variação em

outros períodos, pode-se definir uma matriz de elasticidade como:

$$\begin{pmatrix} \Delta q^1 \\ \Delta q^2 \\ \vdots \\ \Delta q^n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \varepsilon_{1,1} & \varepsilon_{1,2} & \cdots & \varepsilon_{1,n} \\ \varepsilon_{2,1} & \varepsilon_{2,2} & \cdots & \varepsilon_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \varepsilon_{n,1} & \varepsilon_{n,2} & \cdots & \varepsilon_{n,n} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta p^1 \\ \Delta p^2 \\ \vdots \\ \Delta p^n \end{pmatrix} \quad (2.3)$$

onde os índices que variam de 1 a n são os diversos blocos de elasticidade durante o dia, que podem ser tanto horas quanto minutos.

A elasticidade direta para um bloco k é expressa por $\varepsilon_{k,k}$, enquanto elasticidade cruzada entre esse período k e o período j é expressa por $\varepsilon_{k,j}$. Assim, a demanda por energia elétrica através da aplicação de uma tarifa variável no tempo, em um período k , pode ser determinada através de (MOGHADDAM; ABDOLLAHI; RASHIDINEJAD, 2011):

$$q(k) = q_0(k) \cdot (1 + \varepsilon_{k,k} \cdot (p^k - p_0) + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n \varepsilon_{j,k} \cdot (p^j - p_0)) \quad (2.4)$$

onde n é a quantidade de blocos de elasticidade na análise (para análises horárias - 24, por exemplo), q a curva de carga considerando elasticidade, q_0 a curva de carga de referência.

A segunda parcela do termo que multiplica $q_0(k)$ representa a elasticidade direta de um bloco de elasticidade com ele mesmo, enquanto a terceira parcela representa o efeito da elasticidade cruzada dos outros blocos no bloco k .

Com a compreensão do comportamento do cliente perante sinais tarifários, é possível formular um problema de otimização que permita otimizar o resultado de programas de RDBT. Isso é de grande importância, pois, ao mesmo tempo em que a concessionária de energia deseja se beneficiar de ações de resposta à demanda para assim obter uma operação mais segura e confiável, maximizar a vida útil de equipamentos, evitar sobrecarga de alimentadores, entre outros, não deseja perder receita desnecessariamente.

Diversos estudos foram publicados, em nível internacional, referentes a análises empíricas da demanda de energia por períodos em um dia. Nesses estudos é presente uma grande diversidade de modelos de correlação estatística, público alvo, agregação dos dados, entre outros parâmetros (FILIPPINI, 2011). Mais informações acerca dos métodos de obtenção de dados de elasticidade de demanda de energia assim como diversos valores obtidos em estudos podem ser observados em Filippini (1995), Lijesen (2007), Filippini

(2011) e Labandeira, Labeaga e López-Otero (2012).

2.3 Planejamento e Avaliação de Programas de Gerenciamento pelo Lado da Demanda

Conforme Gellings (2009) o planejamento pelo lado demanda é o planejamento de atividades concebidas para influenciar o modo de uso de eletricidade dos clientes, de forma que produza mudanças desejadas na curva de carga das concessionárias, as quais podem permitir ajustes em compras de energia no curto prazo por distribuidoras, na operação de unidades de geração e a utilização de fontes de energia menos caras ou com menor impacto ambiental.

Planejamento pelo lado da demanda engloba o planejamento, avaliação, implementação e monitoramento de atividades selecionadas de uma ampla gama de alternativas. Isso é complicado devido aos interesses distintos entre clientes e empresas, assim como devido ao fato de que a atratividade de alternativas é fortemente influenciada por fatores regionais tais como o ambiente regulatório, *mix* das fontes de geração, crescimento de carga esperado, planos de expansão, fator de carga e variações nas curvas de carga devido a temperaturas extremas. Alguns dos valores envolvidos no planejamento de um programa de gerenciamento pelo lado da demanda podem ser observados na Figura 2.6.

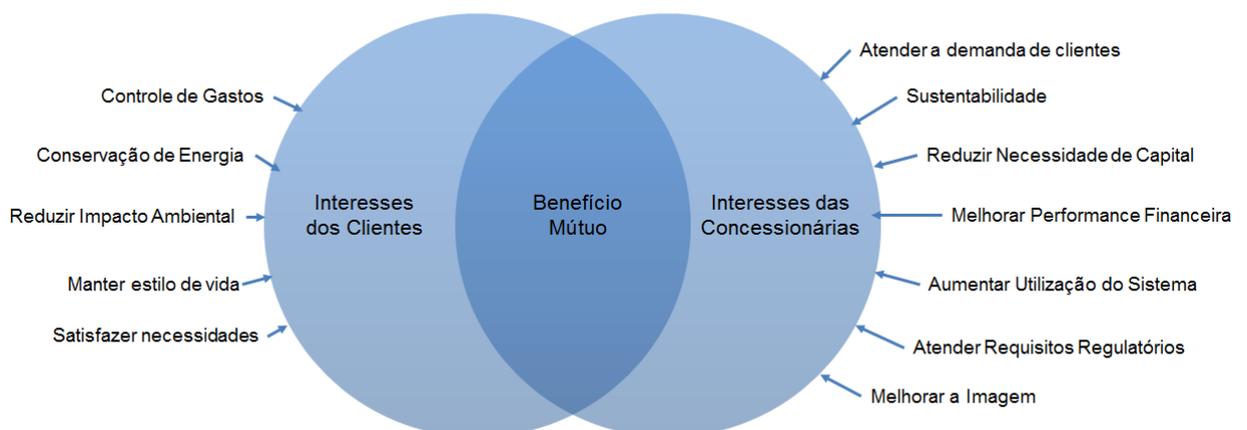


Figura 2.6: Interesses envolvidos no planejamento pelo lado da demanda
Fonte: Adaptado de Gellings (2009)

Uma abordagem para avaliar a viabilidade de programas de gerenciamento pelo

lado da demanda é incorporar a verificação ao processo de planejamento estratégico da empresa. A partir de objetivos amplos da empresa quanto a objetivos operacionais é possível estabelecer metas específicas tais como a redução de emissão de CO_2 , aumentar índices de qualidade do fornecimento de energia ou postergar investimentos em uma área específica para então ser possível determinar curvas de carga que atendam tais objetivos.

A partir do estabelecimento de uma curva de carga objetivo, em Gellings (2009) são propostos alguns passos para caracterizar alternativas de GLD para fins de planejamento:

- Determinar as ações que podem ser implementadas para atingir o objetivo⁴;
- Selecionar as ações mais adequadas;
- Desenvolver um plano de implementação no mercado da alternativa.

Além dos passos citados é importante também identificar sempre os setores e usos finais que apresentem melhor potencial de resposta, visualizando a necessidade desses, desenvolvendo programas customizados para cada situação, bem como conduzindo análises de custo-benefício nas diversas etapas do programa (SAINI, 2004).

2.4 Soluções Comerciais de Sistemas de Gerenciamento de Resposta à Demanda

Diversos fabricantes fornecem sistemas para o planejamento, otimização e acompanhamento de programas de resposta à demanda. Nessa seção serão brevemente apresentados os principais sistemas, que foram encontrados exclusivamente em nível internacional, bem como serão discutidas suas principais funcionalidades.

O fabricante Alstom oferece a solução DRBizNet, parte do pacote de aplicações para redes inteligentes denominado e-terra3.0. É o sistema de controle operacional utilizado para fornecer capacidades de comando e controle sobre o portfólio de programas de resposta à demanda de uma concessionária (ALSTOM, 2012b). Disponibiliza também uma versão redimensionada com menor custo para programas de resposta à demanda simples, especialmente programas pilotos (ALSTOM, 2012a).

⁴No setor residencial são geralmente agrupadas entre o controle direto de equipamentos, utilização de equipamentos mais eficientes, armazenamento ou resposta à demanda.

A General Electric (GE) possui uma solução de otimização de demanda, integrada à plataforma Grid IQ™, denominada DR1000. Possui funcionalidades de medição e verificação, portal *web* para clientes, entre outros. Possui escalabilidade prevista de até 1 milhão de clientes e permite integração com eletrodomésticos inteligentes (do inglês, *smart appliances*) do fabricante, assim como termostatos, caldeiras para aquecimento de água, plataforma de gerenciamento de energia e estação de recarga de veículos elétricos (GENERAL ELECTRIC, 2011).

Desde a aquisição da Akuacom em 2010, empresa norte-americana no setor de tecnologias de automação de resposta à demanda e serviços para redes inteligentes, a Honeywell possui uma plataforma nas nuvens (do inglês, *cloud-based*), denominada *Automated Demand Response*, para operadores do sistema se comunicarem bidirecionalmente com plataformas de gestão de energia de clientes comerciais e industriais visando a gestão de carga, porém também conta com soluções para clientes residenciais (HONEYWELL, 2012).

A empresa Lockheed Martin, tradicionalmente reconhecida no setor aeroespacial e militar, possui um sistema de gerenciamento de resposta à demanda chamado SEeload™. Foca em facilitar o gerenciamento de programas através de clientes e agregadores⁵, realizar corte de carga no nível sistêmico, subestação ou alimentador, integração de renováveis, otimização do uso de sistemas de armazenamento de energia assim como da recarga de veículos elétricos. Através de constantes análises, permite um refinamento das previsões de redução fornecidas (LOCKHEED MARTIN, 2011; TENDRIL, 2010; LOCKHEED MARTIN, 2010).

A multinacional francesa Schneider Electric possui o *software* StruxureWare™ para operação pelo lado da demanda. Desenvolveu projetos tais como o Millener, para 500 residentes de ilhas francesas, Enr-Rool Project para estudar a possibilidade de adequar o consumo de clientes de grande porte para que utilizem energias renováveis e IssyGrid®, através da criação de plantas virtuais de geração de energia (do inglês, *virtual power plant*), realizando para isso diversas ações incluindo o corte remoto de cargas (SCHNEIDER ELECTRIC, 2013).

A multinacional alemã Siemens possui um sistema para gerenciamento de resposta à demanda com base nas nuvens, flexível, com possibilidade de gerenciar diversos programas. Tem a capacidade de desenvolver programas de resposta à demanda

⁵Do inglês, *aggregator*, entidades responsáveis por agregar reduções de pequeno porte de diversos clientes e repassar aos operadores do sistema, facilitando a gestão de programas de resposta à demanda e possibilitando melhores retornos financeiros a clientes.

localizados, ou seja, para determinados territórios ou regiões (SIEMENS, 2011).

A sueca ABB comprou a empresa de *software* Ventyx em 2010, cuja especialidade é o desenvolvimento de sistemas para indústrias eletro-intensivas (VENTYX, 2011). O sistema para resposta à demanda da Ventyx fornece soluções comerciais para concessionárias terem sucesso em programas de resposta à demanda, gerenciamento distribuído de energia e otimização de recursos para redes inteligentes.

Diversas das soluções apresentadas permitem a integração com outras plataformas para gestão de energia, tanto em nível residencial quanto comercial ou industrial. Um dos protocolos mais difundidos no cenário é o openADR (*open Automated Demand Response*), cujo funcionamento é apresentado em OpenADR Alliance (2013). Desenvolvido pelo *Lawrence Berkeley National Laboratory*, situado na Califórnia, Estados Unidos, é um modo aberto para que clientes e operadores do sistema comuniquem sinais de resposta à demanda, usando uma linguagem comum. Teve o início dos seus desenvolvimentos em 2002 e atualmente é bastante difundida nas indústrias, possuindo mais de 60 implementações de vendedores.

A Tabela 2.1 apresenta uma comparação entre as soluções comerciais levantadas. Ressalta-se que optou-se por realizar esse levantamento com as maiores e mais significativas empresas do mercado.

Tabela 2.1: Tabela comparativa de soluções comerciais de sistemas de gerenciamento de resposta à demanda
 Fonte: O Autor (2013)

Fabricante	Alstom	GE	Honeywel	Lockheed Martin	Schneider	Siemens	Ventyx (ABB)
Funcionalidade / Solução	DRBizNet	DR1000	Akuacom	SEELoad	StruxureWare	DRMS	DRMS
Residencial	X	X	X	X	X	X	
Comercial	X	X	X	X	X	X	X
Industrial	X	X	X	X	X	X	X
RDBI	X	X	X	X	X	X	X
Controle Direto de Cargas	X	X	X	X	X	X	X
RDBT		X			X	X	X
Verificação e avaliação de performance de clientes em tempo real	X	X	X	X	X	X	X
Integração com outras tecnologias através de padrões aberto (openADR)	X		X	X	X	X	
Planejamento de programas de resposta à demanda com modelos precisos	X		X	X	X	X	X
Otimização de programas de resposta à demanda	X	X		X		X	X
Integração com veículos elétricos ou híbridos <i>plug-in</i>		X	X	X	X	X	X
Integração com geração distribuída			X	X	X	X	X

2.5 Considerações Finais do Capítulo

Esse capítulo apresentou os principais conceitos e terminologias utilizados nesse trabalho sobre GLD. Partiu-se de um contexto mais amplo do GLD para na sequência discutir os temas cernes dessa dissertação tais como a utilização de tarifas como elemento de gestão de carga dentro de programas de RDBT, apresentando seu estado da arte e conceituação formal.

Foram também apresentadas premissas sobre planejamento de programas de GLD para concessionárias de energia e foram listadas soluções comerciais de sistemas de gerenciamento de resposta à demanda, o que contextualiza a aplicação e o cenário de implementação do sistema de otimização de resposta à demanda desenvolvido.

3 Métodos de Análise e Otimização para Sistemas Elétricos de Potência

Para o desenvolvimento de redes elétricas inteligentes, técnicas eficientes de análise e otimização se fazem importantes, ao permitir a transformação de uma grande base de dados em informações compreensíveis. A presente seção apresentará brevemente as técnicas de análise e otimização de SEP utilizadas no trabalho, que permitem uma implementação eficiente de ações que considerem o cliente como um agente ativo do sistema elétrico.

3.1 Fluxo de Potência

O cálculo de fluxo de potência (ou fluxo de carga) em uma rede de energia consiste na determinação do estado (tensões complexas das barras), da distribuição dos fluxos (potências ativas e reativas que fluem pelas linhas e transformadores) e de algumas outras grandezas de interesse em sistemas de energia, e é utilizado tanto no planejamento quanto na operação desses (STOTT; ALSAÇ, 1974).

Grande parte dos algoritmos de fluxo de potência utilizados atualmente, com destaque o método de Newton-Raphson e suas variantes, foram desenvolvidos para redes de transmissão (TINNEY; HART, 1967; STOTT; ALSAÇ, 1974), que tem como característica uma estrutura malhada com diversos caminhos possíveis das unidades geradoras até as cargas. O método de Newton-Raphson possui um alto custo computacional para sistemas de grande porte, porém para sistemas de transmissão algumas aproximações podem ser realizadas, através do desacoplamento da potência ativa e reativa da magnitude e ângulo da tensão, respectivamente. Além disso, o Jacobiano pode ser aproximado por um matriz constante, resultando no método desacoplado rápido (STOTT; ALSAÇ, 1974).

Essas aproximações não podem ser realizadas em redes de distribuição devido

a características radiais¹ assim como alta relação resistência/reatância (R/X). Vários algoritmos foram então propostos para resolver o problema de fluxo de carga em redes de distribuição radiais, que podem ser classificados em métodos de redução de rede, métodos de varredura reversa/direta e métodos de desacoplamento rápido. Em Zimmerman (1995) são realizadas comparações entre diversos algoritmos para fluxo de potência em redes de distribuição, onde concluiu-se que métodos de varredura requerem um custo computacional significativamente menor do que métodos tradicionais de Newton-Raphson ou Gauss. Além disso, constatou-se que o número de iterações necessárias para convergência não é função do tamanho da rede analisada (o custo computacional aumenta somente linearmente com o tamanho do sistema). Tendo isso em vista, foi considerada a utilização do Fluxo de Potência por Varredura Reversa / Direta no presente trabalho.

3.1.1 Fluxo de Potência por Varredura Reversa Direta

O fluxo de potência por varredura reversa direta (do inglês, *Backward/Forward Sweep* (BFS)) é particularmente apropriado para sistemas puramente radiais, mas pode ser adaptado para sistemas fracamente malhados. Possui diversas formulações, tais como método da soma de corrente, método da soma de potência e método da soma de impedância, todas estabelecidas de acordo com as leis de Kirchoff e a lei de Ohm (BARAN; WU, 1989). Essas abordagens possuem em comum o fato do algoritmo de solução seguir duas direções de cálculo ao longo das barras do alimentador, por isso sendo chamado de varredura reversa direta.

A abordagem utilizada neste trabalho foi em conformidade com a apresentada em Zimmerman (1995), que consiste em dois passos básicos, a varredura reversa e a direta, que são repetidas até que a convergência seja atingida. A varredura reversa é um somatório de correntes considerando possíveis atualizações de tensão. Já a varredura direta é o cálculo da queda de tensão considerando atualizações de fluxo de corrente.

Após a inicialização das tensões nas barras, o algoritmo inicia com uma varredura reversa, partindo dos pontos extremos da rede até a fonte, conforme ordenamento *Reverse Breadth-First* (RBF), também apresentado em Zimmerman (1995). Em cada barra i , a

¹Redes radiais se caracterizam por possuírem somente um caminho de qualquer ponto da rede até a fonte.

injeção de corrente é calculada através de:

$$I_i^k = \left| \frac{S_i^k}{V_i^k} \right|^* \quad (3.1)$$

onde I_i^k é a corrente injetada, S_i^k a potência aparente demandada e V_i^k o valor da tensão na iteração corrente, todos em relação à barra i e a iteração k .

A partir da injeção de corrente, é então possível o cálculo do fluxo de corrente nas linhas, através de:

$$J_{ij}^k = I_j^k + \sum_{m \in M} J_m \quad (3.2)$$

sendo I_{ij} a corrente da linha ij , que conecta a barra i à barra j , e M o conjunto de ramos ligados à jusante da barra j .

Na sequência, é realizada uma varredura direta, que, partindo da fonte, atualiza os valores de tensão até as barras extremas do alimentador, através de:

$$V_j^{k+1} = V_i^k - Z_{ij} J_{ij}^k \quad (3.3)$$

onde V_j^{k+1} é o valor de tensão na barra j na iteração $k+1$, V_i^k é o valor de tensão na barra i na iteração k . Vale citar que quando $k=1$ o valor de tensão é a tensão de referência do alimentador e que i é sempre uma barra imediatamente a montante da barra j . A variável Z_{ij} refere-se aos valores de impedância da linha ij , que conecta a barra i à barra j .

As varreduras são realizadas até que se atinja convergência, através da satisfação da inequação abaixo:

$$\left| \left| \bar{V}^k \right| - \left| \bar{V}^{k+1} \right| \right| \leq tol \quad (3.4)$$

onde é realizado a norma entre os módulos dos vetores contendo valores de tensão nas barras para a iteração atual e a anterior, sendo que a convergência é atingida quando o resultado dessa operação é um valor menor ou igual à tolerância tol especificada.

O Pseudocódigo 1 apresenta o algoritmo para o fluxo de potência por varredura reversa direta.

As equações (3.1), (3.3) e (3.4), assim como o Pseudocódigo 1, apresentam

Pseudocódigo 1 Algoritmo do fluxo de potência por varredura reversa/direta

Entrada: $V_{referencia}, Z, S^0, tol, nb$
Saída: V, I
 $V \leftarrow V_{referencia}$
 $k \leftarrow 1$
enquanto $|||\bar{V}^k| - |\bar{V}^{k+1}||| \leq tol$ **faça**

{Calcula a injeção de corrente em cada barra}

$$I_i^k = \left| \frac{S_i^k}{V_i^k} \right|^*$$

{Varredura reversa para atualização do fluxo de corrente, conforme ordenamento RBF}

para $j=nb:1$ **faça**

$$J_{ij}^k = I_j^k + \sum_{m \in EM} J_m$$

fim para

{Varredura direta para atualização dos valores de tensão nas barras}

para $j=1:nb$ **faça**

$$V_j^{k+1} = V_i^k - Z_{ij} J_{ij}^k$$

fim para
 $k = k + 1$
fim enquanto

uma modelagem simplificada do fluxo de potência por varredura reversa/direta. Uma modelagem mais detalhada considerando elementos tais como fontes de geração distribuída, bancos de capacitores e reguladores de tensão pode ser encontrada em Zimmerman (1995) e Pantuzi (2006).

3.2 Técnicas de Otimização

Técnicas de otimização, tanto clássicas quanto através de meta-heurísticas, já foram aplicadas a diversos problemas de SEP, incluindo coordenação de despacho hidro-térmico, despacho econômico, agendamento de manutenção, alocação de fontes de reativos e planejamento da expansão (LEE; EL-SHARKAWI, 2008).

Em suma, essas técnicas visam encontrar um conjunto ótimo de variáveis para atender um determinado problema. No presente trabalho serão utilizadas as técnicas de FPO e otimização por enxame de partículas (do inglês, *Particle Swarm Optimization* (PSO)).

3.2.1 Fluxo de Potência Ótimo (FPO)

O FPO foi proposto no início da década de 1960 por Carpentier (1962), e consiste em um problema de otimização não-linear para obter um conjunto ótimo de variáveis de estado e controle de uma rede de energia, conforme uma Função Objetivo (FO) previamente estabelecida. Desde sua apresentação formal, cujo objetivo foi minimizar o custo de produção de energia considerando equações de balanço de potência ativa e reativa e limitações físicas dos equipamentos, o FPO já foi utilizado para minimização de perdas ativas, do corte de carga, do desvio a uma solução pré-especificada, quantidades de ações de controle, despacho de potência reativa entre outros.

Uma contribuição bastante relevante ao tema é Karmarkar (1984), que apresentou o método dos pontos interiores, no qual é buscada uma solução ótima para o problema “caminhando” através de pontos interiores da região viável, ao contrário do algoritmo simplex, que a atinge gerando uma sequência de pontos extremos adjacentes. Outro trabalho de destaque é o de Granville (1994), que utiliza um algoritmo primal-dual com barreira logarítmica para a resolução do FPO, aplicando-o ao problema de controle de reativo.

O FPO portanto é uma técnica bem-estabelecida aplicada a diversos problemas de otimização para operação e planejamento de sistemas elétricos. Em áreas aplicáveis a essa dissertação pode-se citar a tese Urtubey (2002), que realiza a determinação de sinais econômicos adequados a serem enviados a consumidores participantes em programas de GLD, de forma que a demanda seja determinada com máxima eficiência econômica, objetivando a operação ótima de um sistema elétrico num horizonte de curto prazo.

Em Chala (2011) é aplicado o FPO para otimização de programas de RDBI (arranjos contratuais para que clientes reduzam sua demanda em momento críticos) buscando minimizar simultaneamente os custos de geração e o custos de não-faturamento decorrentes das reduções de consumo.

Li *et al.* (2012) otimiza por sua vez programas de RDBT (especificamente define dinamicamente o preço de venda da energia elétrica) através de FPO, com o objetivo de maximizar benefício do consumidor e minimizar perdas técnicas, sujeitos a restrições da rede. Para facilitar a resolução, esse problema que é não-convexo foi relaxado para convexo. Um algoritmo distribuído para que concessionárias de energia definam tarifas para coordenar a resposta à demanda dos clientes foi proposto.

O presente trabalho utiliza o FPO em uma abordagem híbrida, ou seja, e, conjunto

com outras técnicas de otimização. Quanto a trabalhos que utilizam o FPO em abordagens híbridas pode-se citar Szuvovivski, Fernandes e Aoki (2012), no qual o FPO é utilizado para avaliar indivíduos de um algoritmo genético para alocação simultânea de reguladores de tensão e capacitores em uma rede de distribuição. O FPO foi utilizado por permitir a otimização do *tap* dos reguladores para obtenção do nível de tensão especificado pelo algoritmo genético.

3.2.1.1 Fluxo de Potência Ótimo para Deslocamento de Carga

No presente trabalho é considerado o problema do mínimo corte de carga, onde se calcula uma solução para as variáveis do sistema respeitando restrições, através da utilização do FPO com a formulação apresentada em Fernandes, Lenzi e Mikilita (2008), onde as equações de balanço de potência ativa e reativa são modeladas com representação retangular dos fasores de tensão. Essa formulação é denominada originalmente de Fluxo de Potência Ótimo para Corte de Carga, todavia, como o objetivo do presente trabalho é realizar o deslocamento de cargas consumidas em horário de pico para outros períodos do dia, considerando para isso os conceitos de elasticidade apresentados na seção 2.2.2, será utilizado no presente documento a denominação de FPO para deslocamento de carga.

Essa denominação é mais adequada quando são considerados programas de RDBT, pois, usualmente, o objetivo não é a redução da energia consumida ao longo de uma dia, mas sim a redução da energia consumida em um determinado período associada ao aumento de consumo em outro(s) período(s) do dia.

A FO para minimizar a redução de carga em um determinado horário é descrita em Fernandes, Lenzi e Mikilita (2008) por:

$$FO = \alpha^t \cdot \Delta Pd \quad (3.5)$$

onde α^t é um vetor de dimensão nc (quantidade de barras elegíveis para redução de carga) contendo o custo dessa redução por barra e ΔPd é um vetor de dimensão $nc \times 1$ com os valores das reduções de carga a serem minimizadas.

As barras cujas cargas devem ser reduzidas estão armazenadas no vetor Ic , de dimensão $nc \times 1$. Para que a variável ΔPd possa modificar os valores de carga, esta é introduzida nas equações de balanço de potência ativa e reativa que podem ser

compactamente representadas por:

$$Pg - Pd(\Delta Pd) = P(x, a) \quad (3.6)$$

$$Qg - Qd(\Delta Pd) = Q(x, a) \quad (3.7)$$

onde

$$Pd(\Delta Pd) = Pd^0 - U_m \cdot \Delta Pd \quad (3.8)$$

$$Qd(\Delta Pd) = Qd^0 - U_m \cdot \Delta Qd \quad (3.9)$$

sendo Pg e Qg , respectivamente, a geração de potência ativa e reativa, Pd^0 e Qd^0 , respectivamente, os valores iniciais de carga ativa e reativa, ΔPd as reduções de carga minimizadas, x um vetor cujos elementos são as componentes real e imaginária das tensões de barra, a um vetor com os *taps* dos transformadores e U_m uma matriz de incidência de dimensão $nb \times nc$, formada do seguinte modo:

$$U_m = [U_{mij}] \text{ onde } U_{mij} = \begin{cases} 1 & \text{Se } i = I_c(j) \\ 0 & \text{Caso contrário} \end{cases} \quad (3.10)$$

A diminuição de potência reativa ΔQd é feito visando manter o fator de potência das cargas original, ou seja:

$$\Delta Qd = \text{diag}[tg(fp)] \cdot \Delta Pd \quad (3.11)$$

onde fp é um vetor de dimensão $nc \times 1$ dos fatores de potência de carga original.

O modelo descrito está sujeito não somente às equações de balanço de potência apresentadas em (3.6) e (3.7), mas também às seguintes inequações:

$$Pg^{min} \leq Pg \leq Pg^{max} \quad (3.12)$$

$$Qg^{min} \leq Qg \leq Qg^{max} \quad (3.13)$$

$$-f_l^{max} \leq fl(x, a) \leq f_l^{max} \quad (3.14)$$

$$V^{min} \leq |\dot{V}(x, a)| \leq V^{max} \quad (3.15)$$

$$a^{min} \leq a \leq a^{max} \quad (3.16)$$

$$\Delta Pd \leq \Delta Pd^{max} \quad (3.17)$$

onde Pg^{min} e Pg^{max} são os limites mínimos e máximos de geração de potência ativa, Qg^{min} e Qg^{max} são os limites mínimos e máximos de geração de potência reativa, fl o fluxo de potência ativa, f_l^{max} o limite máximo de fluxo de potência ativa, $|\dot{V}|$ a magnitude da tensão nas barras, V^{min} e V^{max} são os limites mínimos e máximos de tensão nas barras, a^{min} e a^{max} são os limites mínimos e máximos do *tap* nos transformadores e, por fim, ΔPd^{max} o vetor contendo os limites máximos de corte de carga por barra.

3.2.2 Otimização por Enxame de Partículas (PSO)

A Otimização por Enxame de Partículas (PSO), possui suas raízes em conceitos de vida artificial² e psicologia social, assim como engenharia e ciência da computação. Foi proposta inicialmente por Kennedy e Eberhart (1995) como um método para otimização de funções contínuas não-lineares.

O algoritmo teve seu início como uma simulação simplificada de um meio social, tendo como agentes pássaros e como objetivo apresentar graficamente o voo de um bando de pássaros em voo sem colidirem. O comportamento do algoritmo desenvolvido porém foi considerado mais similar a um enxame (do inglês, *swarm*) do que a um bando, por atender aos cinco princípios de modelos de enxames (MILLONAS, 1994):

- Proximidade: capacidade de interagir;
- Qualidade: capacidade de avaliar seus comportamentos;
- Diversidade: reação a situações inesperadas;

²De modo geral vida artificial é um campo de estudo voltado para a tentativa de recriar aspectos de fenômenos biológicos.

- Estabilidade: nem todas variações ambientais devem afetar o comportamento de um agente;
- Adaptabilidade: capacidade de adequação a variação ambientais.

O PSO utiliza portanto um enxame de partículas, onde cada partícula é uma solução possível para o problema de otimização. As partículas movem-se através do espaço de busca, onde a posição de cada partícula é ajustada, a cada iteração, de acordo com sua experiência e de seus vizinhos.

A experiência da partícula é diretamente proporcional à distância da partícula de sua melhor posição pessoal, ou *lbest* (melhor local). A interação com os vizinhos (componente social) reflete na velocidade da partícula durante o processo de otimização, e é influenciada pela melhor posição global da partícula do enxame, ou *gbest* (melhor global). Em suma, cada partícula considera sua posição atual, velocidade atual, *pbest* e *gbest* para modificar sua posição e velocidade a cada iteração, até satisfazer um critério de convergência, através de:

$$v_{id}^{k+1} = w \cdot v_{id}^k + c_1 \cdot rand \cdot (pbest_{id} - x_{id}^k) + c_2 \cdot rand \cdot (gbest_{id} - x_{id}^k) \quad (3.18)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (3.19)$$

onde v_{id}^k é a velocidade da partícula i na dimensão d na iteração k , w é uma função de ponderação, c_j um coeficiente de aceleração, $rand$ um numero aleatório entre 0 e 1 e x_{id}^k a posição da partícula i na dimensão d na iteração k . O primeiro termo de (3.18), fornece capacidade exploratória ao PSO, enquanto o segundo e terceiro termo representam o “raciocínio” privado e coletivo, respectivamente.

Desde sua proposição inicial o PSO vem obtendo melhorias e modificações, sendo aplicado de diversas maneiras em diferente áreas do conhecimento. Conforme apresentado em Valle *et al.* (2008) existem formulações considerando aplicação tanto em espaços contínuos quanto discretos, mono ou multiobjetivo, restritos ou irrestritos, com parâmetros fixos ou adaptativos e com formulação puramente derivada do conceito de otimização por enxames ou híbrida (utiliza conceitos de outras técnicas de inteligência artificial para aprimorar sua performance). No tocante de abordagens híbridas pode-se destacar o trabalho Salomon *et al.* (2013), que utiliza uma abordagem híbrida para realizar o cálculo de fluxo de potência, combinando o PSO com operações de mutação,

provenientes da teoria de algoritmo genético. Esmín e Lambert-Torres (2012) utilizam o PSO para a reconfiguração ótima de sistemas de distribuição visando a minimização de perdas técnicas.

O PSO possui diversas vantagens quando comparado ao algoritmo genético: menor quantidade de parâmetros para ajuste, menos transições probabilísticas e facilidade de implementar. Em geral pode-se afirmar que as vantagens do PSO incluem não ter sua base em equações diferenciais, menor sensibilidade a natureza da FO e não requerer uma boa solução inicial (ALRASHIDI; EL-HAWARY, 2009). Além dos pontos citados, a seleção dessa técnica no presente trabalho também foi realizada devido a utilização da mesma em trabalhos na área de otimização de resposta à demanda tais como Pedrasa, Spooner e MacGill (2009) e Faria (2011).

3.2.2.1 Otimização Binária por Enxame de Partículas (BPSO)

Nessa dissertação será utilizada especificamente a abordagem de otimização binária por enxame de partículas, do inglês, *Binary Particle Swarm Optimization* (BPSO), para realizar a seleção dos clientes para um programa de resposta à demanda.

A versão binária do PSO foi proposta em Kennedy e Eberhart (1997). As versões contínua e binária do PSO distinguem-se por dois componentes: uma nova função de transferência e um procedimento distinto de atualização da posição das partículas. A função de transferência é utilizada para mapear um espaço de busca contínuo para um binário, e o procedimento de atualização é projetado para permutar as “posições” das partículas entre 0 e 1 em um espaço de busca binário.

Um espaço de busca binário pode ser considerado como um hiper-cubo³. As partículas do BPSO podem se deslocar para as vértices do hiper-cubo permutando diversos números de *bits*, sendo que a velocidade das partículas implica na probabilidade da partícula assumir um determinado estado. Assim, em um espaço de busca binário, a atualização da posição das partículas não pode ser realizada conforme a expressão (3.19). Em Kennedy e Eberhart (1997) uma função sigmoide foi utilizada para transformar as velocidades das partículas em intervalos de probabilidade:

$$T(v_{id}^k) = \frac{1}{1 + e^{-v_{id}^k}} \quad (3.20)$$

³Hiper-cubo é um análogo n-dimensional de um quadrado ou um cubo, cujo esqueleto é formado por grupos de segmentos paralelos alinhados em cada dimensão do espaço, formando ângulos retos com os outros segmentos de mesmo tamanho e comprimento.

A atualização do vetor de posição se dá por:

$$x_{id}^{k+1} = \begin{cases} 0 & \text{Se } rand < T(v_{id}^k) \\ 1 & \text{Se } rand \geq T(v_{id}^k) \end{cases} \quad (3.21)$$

Desde sua proposição, diversas alterações foram propostas ao BPSO para evitar mínimos locais e aumentar a velocidade de convergência, como por exemplo o estudo apresentado em Mirjalili e Lewis (2012) onde são comparadas seis funções de transferência (a parte mais importante do BPSO).

Assim, o presente trabalho utilizará a abordagem apresentada em Mirjalili e Lewis (2012), particularmente uma função de transferência *v-shaped*, a qual apresentou o melhor desempenho comparativo a diversas funções sigmoidais e *v-shaped*, definida por:

$$T(v_{id}^k) = \left| \frac{2}{\pi} \cdot \arctan\left(\frac{\pi}{2} \cdot v_{id}^k\right) \right| \quad (3.22)$$

A atualização da posição das partículas se dá por:

$$x_{id}^{k+1} = \begin{cases} (x_{id}^k)^{-1} & \text{Se } rand < T(v_{id}^k) \\ x_{id}^k & \text{Se } rand \geq T(v_{id}^k) \end{cases} \quad (3.23)$$

A vantagem desse método é que a função de transferência não força que as partículas tomem valores 0 ou 1. Ou seja, as partículas terão maior probabilidade de manter sua posição atual quando possuir baixa velocidade, ou mudar para seu complemento quando possuir velocidade alta.

3.3 Considerações Finais do Capítulo

Neste capítulo foram apresentadas as técnicas de otimização e análise para SEP utilizadas nessa dissertação. Mais especificamente foi apresentado a técnica de BFS para análise de redes de distribuição radiais, FPO para otimização de sistemas elétricos e BPSO para a seleção dos clientes participantes no programa de resposta à demanda.

Essas técnicas foram analisadas dentre diversas outras e se mostraram mais adequadas para a resolução do problema que se propõe essa dissertação.

4 Materiais e Método

Nesse capítulo serão apresentados os materiais e o método desenvolvido para o sistema de otimização de programas de resposta à demanda. A Figura 4.1 apresenta os conceitos envolvidos no sistema.

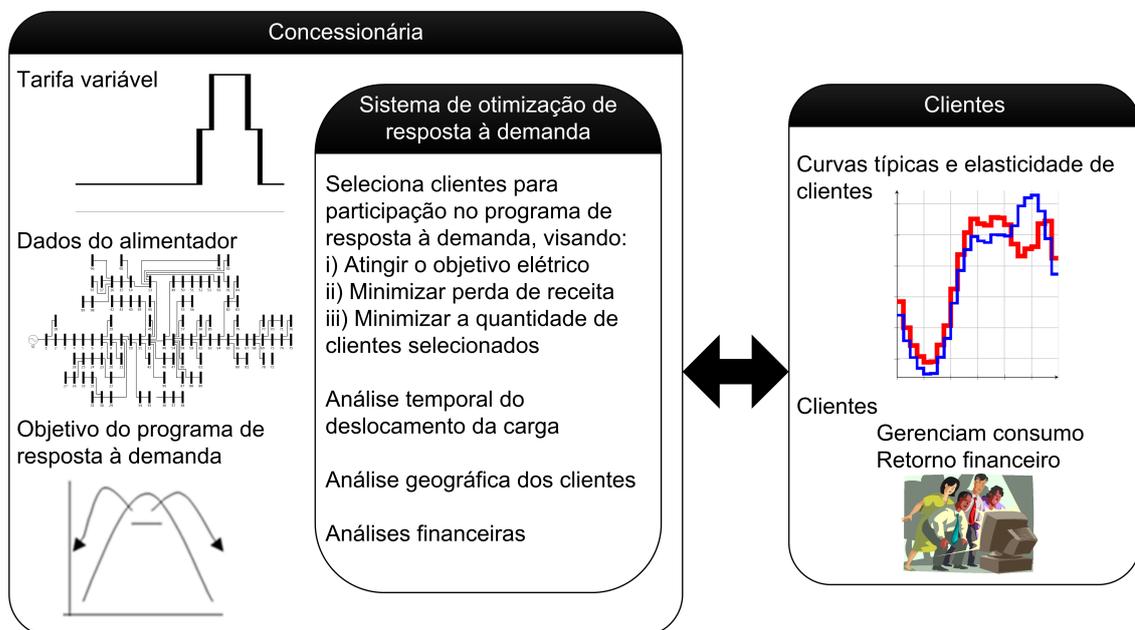


Figura 4.1: Ilustração dos conceitos envolvidos no sistema de otimização de programas de resposta à demanda

Fonte: O autor (2013)

Esse sistema não pretende otimizar o sinal tarifário, como por exemplo em Santos (2008). Porém, é importante ressaltar a importância da mesma, pois um sinal tarifário desadequado não gerará interesse nos clientes de energia. Diversas premissas devem ser atendidas para assegurar o sucesso de um programa de resposta à demanda, conforme apresentado no capítulo 2.

Em suma, esse sistema de otimização tem como objetivo a definição de um conjunto ótimo de clientes para participação em um programa de resposta à demanda, que atenda os objetivos propostos. Possui como público alvo concessionárias de energia

elétrica que queiram implementar ou mesmo analisar impactos de programas de RDBT em seus alimentadores de distribuição. Para isso, são necessários tanto dados do alimentador (cabos, equipamentos na rede, nível de tensão, etc.) quanto dados dos clientes (curvas de carga típicas, dados de consumo e elasticidade prevista). Curvas de carga típicas de clientes devem ser, sempre que possível, provenientes de dados de telemedição, pois assim representarão fielmente o comportamento dos clientes. Matrizes de elasticidade direta e cruzada podem ser obtidas de correlações matemáticas através de estudos econômicos, pesquisas comportamentais e pesquisas de posses e uso, ou, através de um programa piloto na região ou regiões similares.

A concessionária deve definir, *a priori*, o objetivo do programa de resposta à demanda assim como a tarifa que será utilizada. Assim, o sistema poderá buscar o conjunto de clientes mais adequado para atender esse objetivo, não somente do ponto de vista elétrico, mas também minimizando os custos envolvidos (tanto variáveis quanto fixos).

Em um fluxo sequencial da aplicação do sistema, a concessionária primeiramente define o caso a ser analisado (clientes, alimentador, etc.) e o objetivo do programa. Num segundo momento, através do método desenvolvido, seleciona os clientes mais adequados para atender o objetivo e, então, entra em contato com os mesmos para oferecer participação no programa. Para garantir o atendimento na prática dos benefícios previstos através do sistema de otimização de resposta à demanda, é necessário a conscientização e envolvimento dos clientes, através de campanhas específicas envolvendo diversas áreas da empresa.

Esse capítulo detalhará os itens do modelo conceitual apresentado na Figura 4.1, ou seja, os materiais necessários para o desenvolvimento do sistema assim como o método proposto para a resolução do problema apresentado, em suas duas abordagens.

4.1 Materiais

Para o pleno desenvolvimento do sistema de otimização de resposta à demanda, fez-se necessária a utilização dos seguintes materiais:

- Tarifa variável selecionada para o programa;
- Dados do alimentador;

- Dados dos clientes, incluindo curvas de carga históricas, elasticidade preço, elasticidade preço cruzada e consumo mensal de energia;
- Plataforma computacional adequada, composta por *hardware* e *software*;
- Objetivos do programa de resposta à demanda.

4.1.1 Tarifa

Frente ao desafiante cenário brasileiro estabelecido pelo regulador da utilização eficiente da tarifa branca para otimização do uso de energia, essa tarifa será utilizada nas simulações. Comparativamente a essa será utilizado a tarifa convencional monômnia para o setor residencial. É importante ressaltar que o sistema desenvolvido pode receber como entrada quaisquer tarifas, contanto que sejam estabelecidas *a priori* ao programa de resposta à demanda. A Figura 4.2 apresenta o comportamento da tarifa branca ao longo de um dia útil. Uma descrição mais detalhada pode ser obtida na seção 2.2.

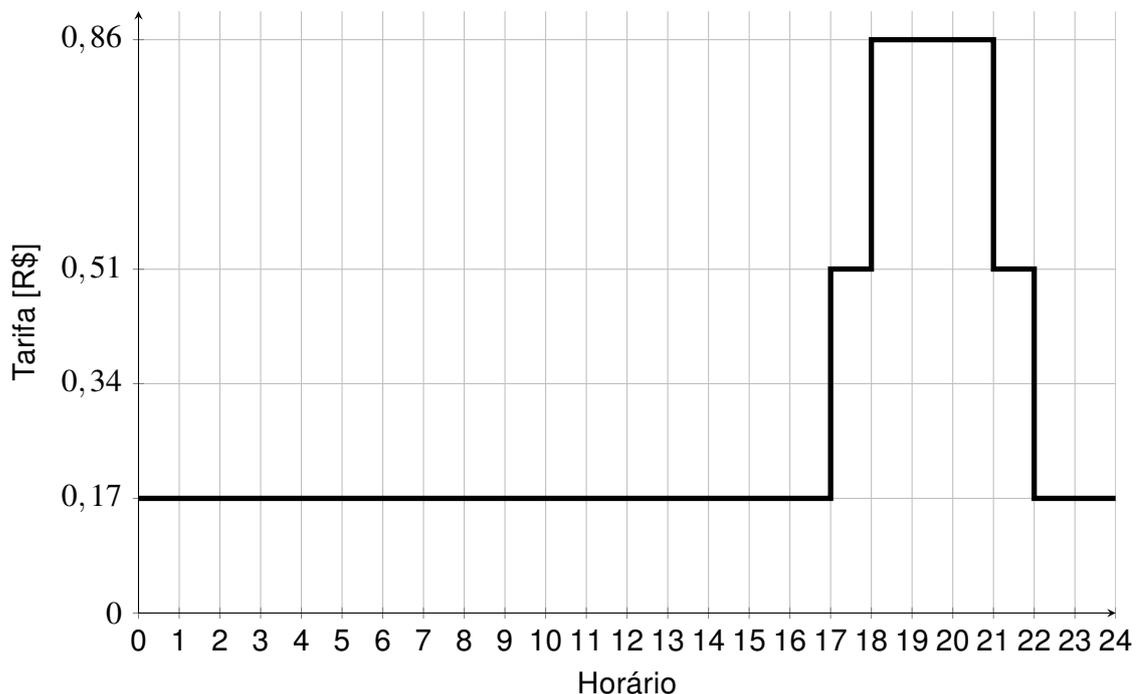


Figura 4.2: Tarifa branca
Fonte: O autor (2013)

Todos os valores de tarifa utilizados nessa dissertação são conforme os praticados por uma concessionária do sudeste do Brasil (LIGHT, 2013). O valor da tarifa convencional monômnia para o grupo B é de R\$0,343/kWh, logo, o preço da tarifa branca para o posto fora de pico é de R\$0,1715/kWh, para o posto intermediário R\$0,5142/kWh e para o posto

de pico R\$0,8575/kWh, como apresentado na Figura 4.2. O período de maior custo foi considerado sendo entre 18h01min e 21h00min.

Será considerada a tarifa horária verde, para consumidores do grupo A4¹, com valor de R\$1,3363/kWh para o posto de maior custo (mesmo horário que tarifa branca) e R\$0,2178/kWh para fora de pico. Na tarifa verde não é considerada a utilização de posto intermediário (ANEEL, 2013).

Para a iluminação pública foi considerada a aplicação da tarifa de rede de distribuição, utilizada quando o sistema pertence ao município, no valor de R\$0,14595/kWh. Embora essa tarifa não varie ao longo do dia, foi importante considerá-la como um dado de entrada, pois assim não impactará quando da análise da receita obtida com o alimentador ao longo de um mês.

4.1.2 Dados do alimentador

Nas simulações desenvolvidas nesta dissertação foram utilizados dados adaptados de alimentadores reais de uma concessionária de energia elétrica brasileira. É importante frisar aqui que embora os dados dos alimentadores foram manipulados para a obtenção de um cenário adequado para os teste do sistema, representam condições condizentes com o cenário brasileiro, contando com diversos clientes conectados a um mesmo transformador e grande extensão.

O alimentador é puramente radial, aéreo, urbano e em Média Tensão (MT) (13 kV), não possui quaisquer fontes de geração distribuída, reguladores de tensão ou bancos de capacitores. Os valores de resistência e reatância de cada trecho do alimentador são apresentados no Apêndice C. Possui 99 barras, sendo uma de geração (subestação) e as demais de carga (transformadores de distribuição), divididas em:

- 5 clientes conectados diretamente à MT;
- 15 transformadores exclusivos para iluminação pública;
- 78 transformadores para clientes conectados à Baixa Tensão (BT) (residenciais).

No caso base, ou seja, considerando todos clientes residenciais com tarifa convencional, tem-se que:

¹Grupo A4 é um grupamento composto de unidades consumidoras com fornecimento em tensão superior a 2,3 kV e inferior a 25 kV (ANEEL, 2013).

- Pico de potência ativa ocorre entre 20h01min e 21h00min horas: 5,6217 MW;
- Pico de potência reativa ocorre entre 12h01min e 13h00min horas: 2,7931 Mvar;
- Valor mínimo de tensão ocorre entre 20h01min e 21h00min horas: 0,9698 p.u. (12.607,95 kV), na barra 75;
- Fator de potência mínimo, médio e máximo na saída do alimentador: 0,8505; 0,8858 e 0,9149, respectivamente.

A Figura 4.3 apresenta o diagrama unifilar do alimentador. Para fins de análises futuras será considerado que o limite de corrente na saída do alimentador é de 325,3 A, logo correntes acima desse valor serão consideradas como sobrecarga.

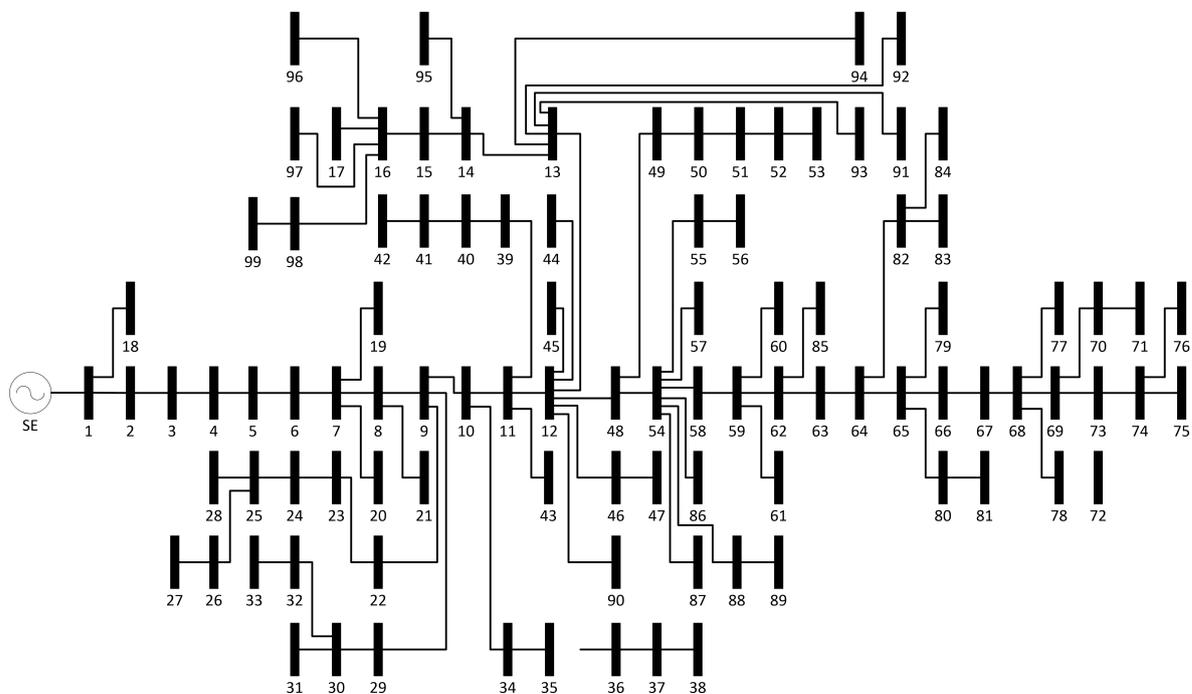


Figura 4.3: Diagrama unifilar do alimentador utilizado
Fonte: O autor (2013)

A receita base mensal para o alimentador pode ser obtida através da multiplicação entre a curva de carga de energia de cada cliente presente no alimentador e suas respectivas tarifas, tanto para dias úteis quanto para sábados e domingos/feriados. Para o caso base, onde todos os clientes são do grupo B (assume-se que todos são clientes residenciais) são tarifados conforme tarifa convencional monômnia; os do grupo A4 conforme tarifa verde e a iluminação pública usando a tarifa de rede de distribuição, cujos valores foram mencionadas na seção 4.1.1, a receita base mensal para o alimentador

em questão é de R\$1.143.123,67. Essa receita base não considera quaisquer tipos de incidências de impostos, valores mínimo para conta de energia, tarifas de demanda ou custos operacionais e de manutenção da rede.

4.1.3 Dados dos clientes

Um programa de resposta à demanda depende diretamente do conhecimento dos hábitos de consumo dos clientes consumidores de energia e também de sua resposta frente a sinais tarifários. O primeiro ponto é obtido através do conhecimento da curva de carga padrão dos clientes, seja de forma individual ou agregada. A resposta frente a sinais tarifários, por sua vez, é obtida através de matrizes de elasticidade dos clientes.

Foram realizadas análises de deslocamento de carga restritas a clientes residencias através de dados de medição de 7044 clientes de uma concessionária de energia elétrica brasileira (apresentados no Apêndice D), os quais foram estratificados em cinco grupos, conforme seu consumo mensal de energia. A Tabela 4.1 apresenta essas classes de consumo, assim como clientes atendidos na MT (comerciais ou industriais) e transformadores dedicados à iluminação pública, com suas participações no alimentador tanto em termos de quantidade de clientes quanto em consumo médio de energia para um mês analisado².

Tabela 4.1: Grupos de clientes presentes no alimentador
Fonte: O autor (2013)

Classe	Consumo Mensal	Participação no alimentador	
		Quantidade clientes	Energia/mês
Residencial Classe 1	Até 80 kWh/mês	10,49%	0,54%
Residencial Classe 2	Entre 80 e 220 kWh/mês	25,09%	8,59%
Residencial Classe 3	Entre 220 e 500 kWh/mês	44,83%	32,96%
Residencial Classe 4	Entre 500 e 1000 kWh/mês	15,58%	22,09%
Residencial Classe 5	Acima de 1000 kWh/mês	3,74%	24,30%
Clientes MT	-	0,07%	8,86%
Iluminação Pública (IP)	-	0,20%	2,66%

Percebe-se que a região do alimentador estudado é predominantemente composta por clientes residenciais de classe média. Embora clientes residenciais de alto consumo de energia (classe 5) apresentem pouca ocorrência no alimentador, esses clientes são responsáveis por uma grande parte da energia consumida, mais do que clientes das classes 1, 2 ou 4, que apresentam uma ocorrência entre 2,8 e 6,7 vezes maior. Clientes

²O mês analisado foi considerado com 20 dias úteis, 5 sábados e 6 domingos ou feriados.

atendidos em média tensão apresentam, como esperado, um consumo ainda maior por unidade consumidora. A participação por quantidade de “clientes” para iluminação pública é tratada em termos de quantidade de transformadores dedicados à tal atividade, não em quantidades de pontos de iluminação.

Devido a falta de estudos sobre elasticidade de clientes residenciais frente à tarifas do tipo TOU no Brasil, optou-se por utilizar para fins de simulação dados provenientes da literatura internacional. É importante ressaltar que a obtenção de dados precisos, tanto através de correlações matemáticas quanto de forma empírica, é de grande importância em estudos de programas de gerenciamento pelo lado da demanda. Particularmente foram utilizados os valores de elasticidade cruzada e direta utilizados em Aalami, Moghaddam e Yousefi (2010), Aalami, Yousefi e Moghadam (2008), Farahani *et al.* (2012b) e Farahani *et al.* (2012a), que consideram três blocos de elasticidade (baixa, média e alta), conforme a Tabela 4.2. Esses valores de elasticidade foram ligeiramente adaptados de Kirschen *et al.* (2000).

Tabela 4.2: Elasticidade direta e cruzada
Fonte: Aalami, Moghaddam e Yousefi (2010)

	Alta	Média	Baixa
Alta	-0,10	0,016	0,012
Média	0,016	-0,10	0,01
Baixa	0,012	0,01	-0,10

O período de baixa elasticidade compreende o horário entre 00h01min e 09h00min; o de média elasticidade entre 09h01min e 16h00min e também entre 21h01min e 24h00min; já o período de alta elasticidade foi considerado como entre 16h01min e 21h00min. Essa divisão é importante pois o cliente possui hábitos distintos de consumo e consequentemente de resposta a um sinal tarifário conforme seus hábitos e atividades diárias, como percebe-se através dos valores fora da diagonal principal da Tabela 4.2, que representam a elasticidade cruzada. Os valores da diagonal principal, por sua vez, representam a elasticidade direta.

Na Tabela 4.2 percebe-se um mesmo valor de elasticidade direta para todos os períodos, embora espere-se que em horários de baixa elasticidade (por exemplo, durante a madrugada) os clientes possuam menos possibilidade de deslocamento de carga. Todavia, algumas ações tanto para redução de carga quanto para aumento ainda são possíveis nesses horários. Para redução pode-se citar ações para evitar o desperdício do consumo de alguns aparelhos em modo de espera (do inglês, *standby*) ou devido a lâmpadas acesas sem função. Para aumentar a carga, dada uma diminuição no preço, tem-se como opção

utilizar determinados eletrodomésticos, tais como máquinas de lavar e secar roupa, nesse período (através de uma programação prévia ou do cliente iniciar o ciclo de lavagem e/ou secagem antes de dormir, por exemplo).

Visando criar uma disparidade dos valores de elasticidade entre as classes de consumo, optou-se por aplicar fatores de multiplicação aos valores da matriz de elasticidade apresentada na Tabela 4.2. Esses fatores foram assumidos como 0,2; 0,65; 1,10; 1,55 e 2, para multiplicar a matriz de elasticidade de consumidores residenciais da classe de consumo 1, 2, 3, 4 e 5, respectivamente. Essa ação foi tomada partindo do pressuposto de que clientes com menor consumo de energia possuem em sua residência somente cargas essenciais, ou seja, menos cargas que podem deslocar, o que resulta em respostas distintas de cada grupo de clientes perante um sinal tarifário.

Os fatores de multiplicação apresentados foram assumidos de forma impositiva, sendo uma possibilidade de valores. Tais fatores não seriam necessários em caso de disponibilidade de dados que representem o comportamento de clientes residenciais com diferentes características entre si.

A partir dos valores de elasticidade direta e cruzada apresentados na Tabela 4.2, com seus devidos fatores de multiplicação, foi realizada uma extensão dos dados para que se adequem aos dados horários de curva de carga que serão apresentados. Para isso, foram tomadas algumas premissas:

- A variação do preço da energia não possui uma influencia cruzada dentro de um mesmo bloco;
- A variação da elasticidade cruzada entre blocos ocorre de maneira uniforme, ou seja, divide-se igualmente entre os horários do bloco afetado;
- As curvas de carga ativa ou reativa variam de modo uniforme, mantendo um fator de potência constante (antes e depois da aplicação da tarifa) para um mesmo período.

Assim, através de (2.4) é possível determinar o impacto da elasticidade em curvas de carga (no caso estudado, é utilizada taxa de amostragem de 1 hora, o que resulta em uma matriz de 24 linhas e 24 colunas). As Figuras 4.4 e 4.5 apresentam as curvas de carga ativa e reativa, respectivamente, para dias úteis, antes e após a aplicação da tarifa branca, considerando impacto de suas respectivas matrizes de elasticidade. Percebe-se a variação da elasticidade, sendo que na Figura 4.4(e) pode-se visualizar um deslocamento de carga significativamente maior do que na Figura 4.4(a), tanto em valor absoluto quanto

percentualmente, devido ao fator de multiplicação estabelecido e ao nível de consumo inicial. Em outras palavras, será deslocado maior percentual de carga em clientes que apresentem maiores valores de elasticidade em sua matriz, como um todo. Maiores valores de elasticidade direta (diagonal principal da matriz) do que o somatório das elasticidades cruzadas (demais elementos) em um dado período (uma linha da matriz) representam uma diminuição no montante total de energia consumida ao longo de um dia.

Os valores das curvas de cargas ativas residenciais, apresentados nas Figuras 4.4 e 4.5, assim como para sábados e domingos/feriados, em clientes residenciais, se encontram no Apêndice D, como anteriormente mencionado. O valor de carga em um determinado horário representa a média da demanda dos últimos 60 minutos, incluindo o momento do valor apresentado. Essas curvas de carga para clientes residenciais provêm de dados reais de uma concessionária de energia elétrica do Brasil, através do tratamento de uma extensiva base de dados, assim como da utilização dos dados de elasticidade apresentados na Tabela 4.2.

O comportamento encontrado nessas curvas de carga mostraram a possibilidade desses clientes em diminuir seus gastos com energia na utilização da tarifa branca, como mostra a Tabela 4.3, na qual foram considerados os valores de tarifa anteriormente mencionados e o efeito das matrizes de elasticidade, já considerando seus devidos fatores de multiplicação. Nenhum custo com impostos, taxa mínima ou demais taxas estão contabilizadas. Para as curvas de carga nos sábados e domingos/feriados haverá naturalmente uma redução de custo na utilização da tarifa branca, pois não havendo um período considerado de pico, a tarifa mais baixa (metade da convencional) é aplicada durante todo o dia. Vale ressaltar que a diferenças dos gastos com energia não se deve exclusivamente devido ao deslocamento de carga dos clientes (elasticidade), mas também devido ao formato base da curva de carga. Ou seja, se um determinado cliente usualmente consome mais energia fora do horário considerado de pico pela concessionária, ele terá uma redução dos seus gastos com energia quando da adoção da tarifa branca mesmo sem alterar seu padrão de consumo (elasticidade nula).

Tabela 4.3: Gastos das diferentes classes de curvas de carga para um dia útil
Fonte: O autor (2013)

Tarifa	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5
	Gastos com energia [R\$]				
Convencional	0,5684	1,6722	3,6899	7,6250	20,6127
Branca	0,5125	1,5145	3,2735	6,5660	17,7588

Devido a indisponibilidade de dados de curva reativa dessa mesma base de dados,

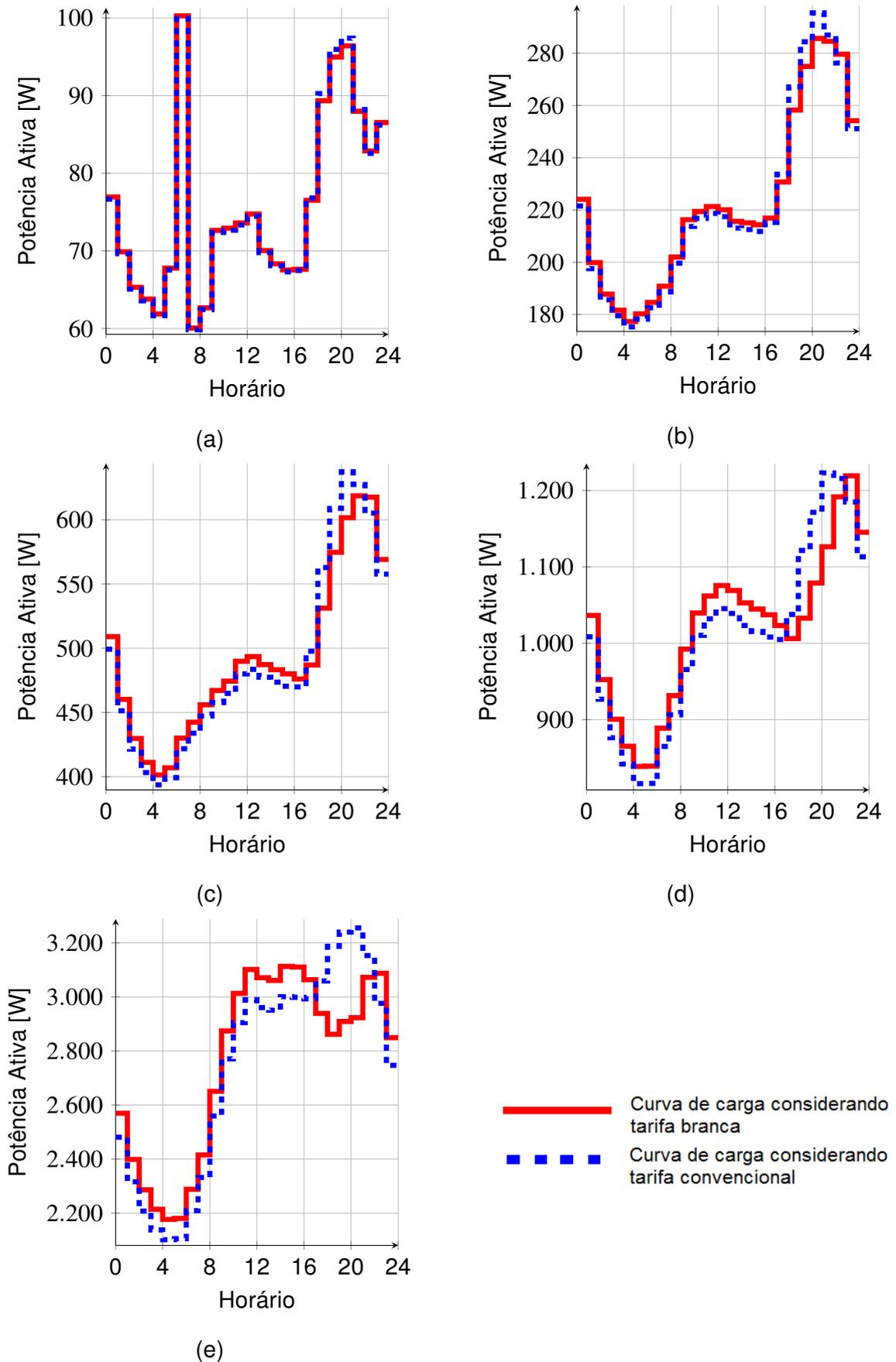


Figura 4.4: Curvas de carga da potência ativa dos clientes residenciais: (a) Classe 1; (b) Classe 2; (c) Classe 3; (d) Classe 4; (e) Classe (5)

Fonte: O autor (2013)

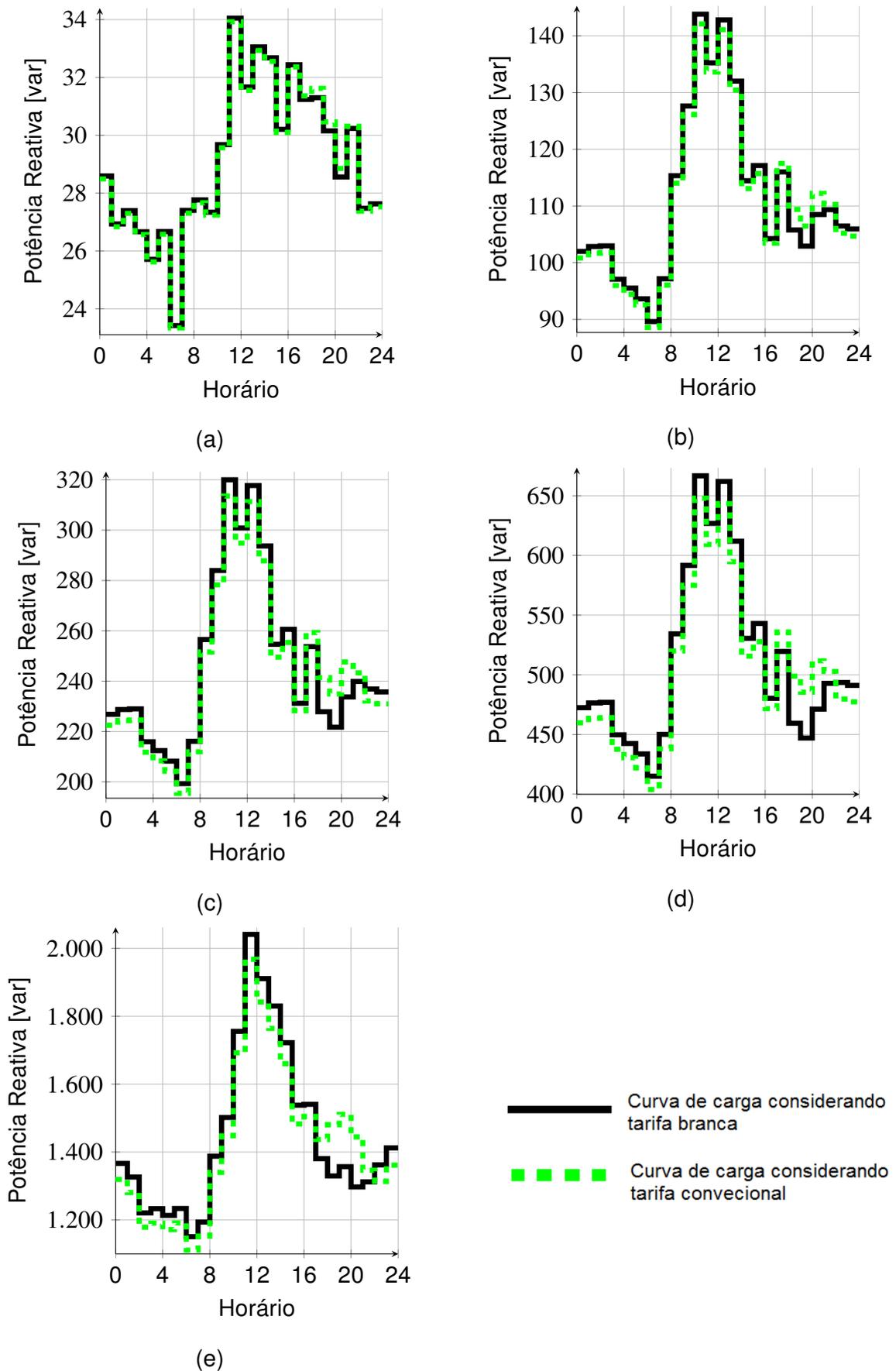


Figura 4.5: Curvas de carga da potência reativa dos clientes residenciais: (a) Classe 1; (b) Classe 2; (c) Classe 3; (d) Classe 4; (e) Classe 5

Fonte: O autor (2013)

a curva de carga reativa para dias úteis foi estimada a partir de fatores de potência apresentados em Yamakawa (2007). Em consequência da característica da tarifa branca de possuir somente um preço de energia nos finais de semana e feriado, e de que a faturação de energia para clientes do grupo B é realizada de forma monômnia (somente através de energia ativa), as demais curvas reativas não foram estimadas.

As curvas de carga de clientes comerciais utilizadas foram obtidas também em Yamakawa (2007). As curvas de carga para iluminação pública foram estimadas considerando funcionamento pleno diário entre as 18h30min e 05h30min.

Além das curvas de carga dos clientes, é ainda necessário apresentar a associação entre os clientes e as barras (transformadores) do alimentador de distribuição, ou seja, quantos clientes de cada classe, no caso de residencial, estão conectados na barra em questão, ou se essa barra é exclusiva para um cliente do grupo A4 ou para iluminação pública. Essa associação pode ser vista no Apêndice D, Tabela D.1.

Adicionalmente aos dados apresentados, foi também considerada nessa dissertação valores individuais de consumo mensal de energia por unidade consumidora. Com esses dados, as curvas foram então ajustadas para que representem tal consumo, utilizando para isso um fator de ajuste obtido para cada cliente, através da equação abaixo:

$$fa = \frac{CM}{E_{DU} \cdot N_{DU} + E_{SA} \cdot N_{SA} + E_{DOM} \cdot N_{DOM}} \quad (4.1)$$

sendo fa o fator de ajuste, CM o consumo mensal do cliente em questão, E_{DU} a energia consumida pelo cliente no dia útil padrão, E_{SAB} a energia consumida no sábado padrão e E_{DOM} a energia consumida no domingo padrão. N_{DU} , N_{SAB} e N_{DOM} representam, respectivamente, a quantidade de dias úteis, sábados e domingos ou feriados no mês em questão.

Esse ajuste é importante para fornecer uma característica mais real ao cliente, sendo que dessa maneira somente os clientes cujos consumos mensais são idênticos possuem curvas de carga idênticas, ou seja, é possibilitada uma maior diversidade de curvas de carga para clientes de uma mesma classe. Além disso, esse ajuste foi importante principalmente para algumas residências que possuem um alto consumo mensal, destoando dos demais de sua classe, pois, caso não tivesse sido realizado, a carga total do alimentador seria consideravelmente reduzida em determinadas áreas. Em suma, as curvas de carga ajustadas de cada cliente residencial presente no alimentador podem ser obtidas através dos seguintes passos : i) Determinar a qual classe de consumo

o cliente pertence, com base em seu consumo médio; ii) Determina fator de ajuste conforme equação (4.1); iii) Multiplicar cada valor da curva de carga do cliente pelo fator de ajuste (fa) obtido.

4.1.4 Plataforma computacional

Todas as simulações foram realizadas em ambiente computacional MATLAB, do fabricante *MathWorks*, instalado no sistema operacional Windows 8 Pro de 64 bits, através de um *hardware (notebook)* com um processador Intel i5 3210M, 2,5 GHz, 6 GB de memória RAM.

Na abordagem heurística foi utilizado o *software* openDSS (do inglês, *Open Distribution System Simulator*), do *Electric Power Research Institute (EPRI)* para a realização do fluxo de potência *backward/forward* monofásico (equivalente trifásico) na avaliação da FO, através de chamada do MATLAB. Essa ferramenta foi selecionada por sua ótima performance computacional, o que viabilizou a simulação da abordagem heurística no *hardware* mencionado. Mais detalhes sobre o openDSS podem ser encontrados em Dugan (2013).

Na abordagem híbrida, assim como nas análises realizadas antes e depois do processo de otimização para seleção de clientes em ambas abordagens, foi utilizado algoritmo para fluxo de potência implementado em MATLAB.

4.2 Método

Nessa seção será apresentado o método do sistema de otimização de resposta à demanda. Inicialmente serão tecidas considerações acerca da visão geral do sistema, que tem como público alvo concessionárias de energia elétrica que desejem simular um programa de RDBT. A Figura 4.6 apresenta o fluxograma geral do funcionamento do sistema.

O primeiro passo é o carregamento de todos os dados dos alimentadores e de clientes, apresentados na seção 4.1. Na sequência é realizada uma análise da variação das curvas de carga dos clientes elegíveis devido aos dados de elasticidade direta e cruzada e a tarifa que será considerada na simulação. No final desse passo tem-se, portanto, duas curvas de carga para cada cliente elegível para o programa de resposta à demanda: uma contendo os dados de potência ativa e reativa caso o cliente estivesse

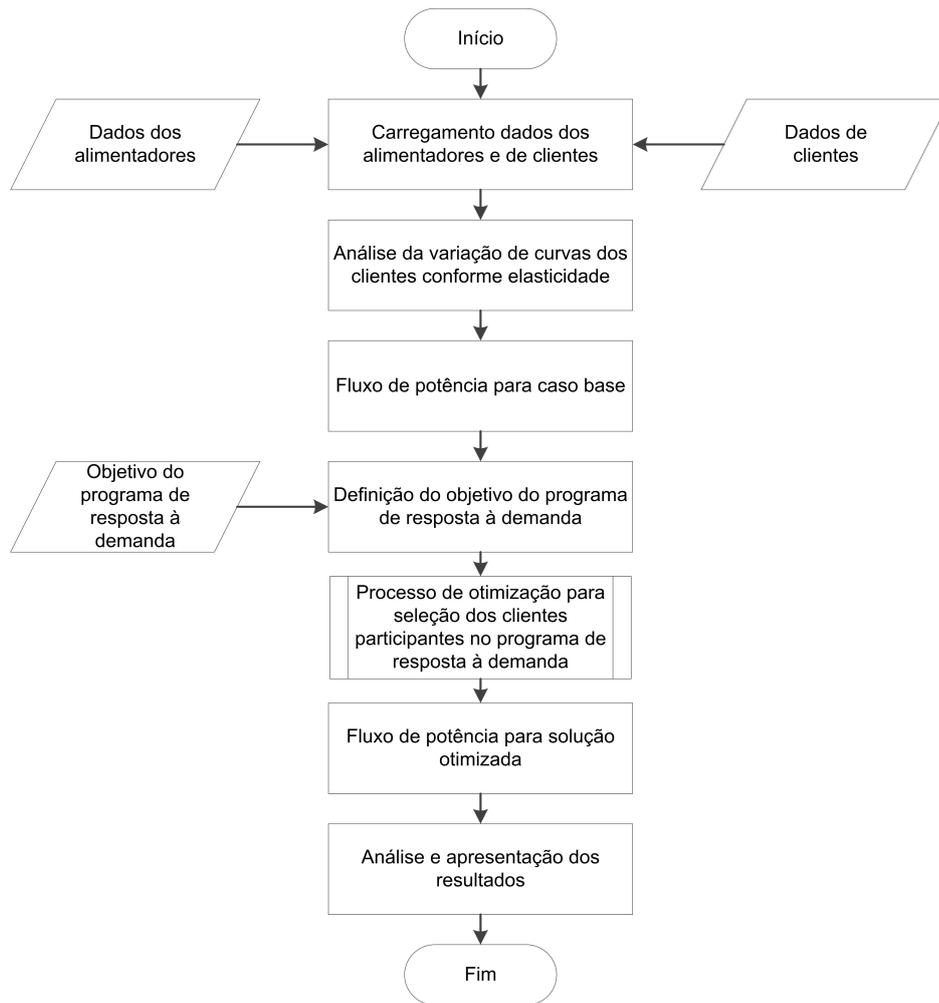


Figura 4.6: Fluxograma geral de funcionamento do sistema de otimização de resposta à demanda

Fonte: O autor (2013)

participando do programa de resposta à demanda, e outra contendo a curva de carga base, considerando tarifação convencional³.

Antes do início do processo de otimização é realizado o cálculo de fluxo de potência para o caso base, ou seja, a situação atual, antes do programa de resposta à demanda, possibilitando comparações posteriores, através do algoritmo BFS apresentado na seção 3.1.1.

Na sequência é necessário informar o objetivo do programa de resposta à demanda, etapa que representa a intenção do planejador no programa quando da

³No presente trabalho é considerado que todos clientes residenciais são tarifados convencionalmente (quando não selecionados para participação no programa de RDBT), ou seja, tarifa monômnia com valor único de energia para todos horários.

elaboração da mesma, usualmente em termos elétricos. O objetivo do programa de resposta à demanda considerado nessa dissertação foi a redução percentual do fluxo de potência ativa na saída do alimentador para um determinado período em dias úteis.

O método desenvolvido pode também realizar a seleção de clientes para programas de resposta à demanda visando atender limites de tensão no alimentador, redução do fluxo em determinados trechos da rede, preenchimento de vales em horários de carga leve, otimização de reativos, entre outros, através de alterações nas FOs, as quais não estão contempladas nesse trabalho.

Alimentadores radiais urbanos, no formato que são geralmente utilizados no Brasil assim como em diversos outros países, são extensos e possuem muitos clientes conectados a cada transformador. Para a realização de um processo de otimização para seleção dos clientes participantes em um programa de resposta à demanda, é necessário analisar as características individuais desses clientes, o que resulta em um problema bastante custoso computacionalmente. Para o caso analisado nessa dissertação, pode-se ter até 7044 clientes elegíveis, como mencionado na seção 4.1.3, para o programa de resposta à demanda. Sendo que a quantidade de combinações possíveis de um conjunto binário é representada por 2^n , onde n é a quantidade de variáveis desse conjunto, percebe-se a inviabilidade de seleção através de métodos de força bruta. Devido a isso, foi necessário o desenvolvimento de um método de otimização para realizar a seleção dos clientes participantes no programa de resposta à demanda, tendo todos os dados de entrada carregados e devidamente tratados bem como o objetivo do programa definido.

Duas abordagens foram desenvolvidas: abordagem heurística e abordagem híbrida, a última contando com dois métodos distintos. Essas abordagens seguem o fluxo lógico de desenvolvimento do qual essa dissertação proveu. Inicialmente optou-se por realizar uma análise puramente heurística dos resultados. No entanto, devido ao grande custo computacional que essa abordagem apresentou, optou-se pelo desenvolvimento também da abordagem híbrida. Ambas abordagens serão detalhadas nas seções consequentes.

Após a seleção dos clientes para participação no programa de resposta à demanda, é realizada uma análise elétrica e financeira final dos alimentadores, para então apresentá-los de modo gráfico e descritivo, permitindo uma melhor visualização dos resultados obtidos.

4.2.1 Abordagem Heurística

A Figura 4.7 apresenta o fluxograma de ações da abordagem heurística.

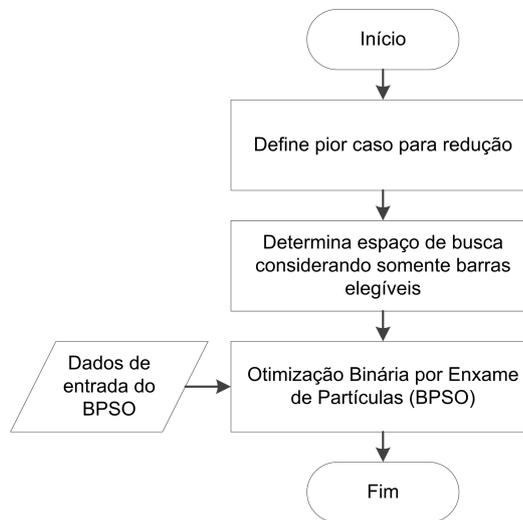


Figura 4.7: Fluxograma para abordagem heurística
Fonte: O autor (2013)

Embora aparentemente seja de uma complexidade consideravelmente inferior à abordagem híbrida, que será abordada na próxima seção, o custo computacional da abordagem heurística é muito maior. Isso ocorre devido a necessidade de realizar uma análise elétrica (fluxo de potência) para cada avaliação da FO, enquanto a abordagem híbrida realiza somente análises combinatórias em seu processo de seleção de clientes.

Quando a otimização a ser realizada engloba mais de um horário⁴, por exemplo reduzir a carga em um determinado percentual para a ponta do sistema com duração de três horas, o primeiro passo é selecionar quais dos períodos, conforme taxa de amostragem utilizada, representa o pior caso para redução. Quando mais de um horário é selecionado para otimização simultânea, é necessário garantir que todos se encontram dentro de um mesmo bloco de elasticidade, conforme premissas apresentadas na seção 4.1.3, para garantir que as reduções em cada horário não sejam objetivos conflitantes.

A seleção do pior caso para redução é realizada visando a redução de demanda pretendida em todos horários do objetivo e, ao mesmo tempo, reduzindo o custo computacional do método. A determinação do pior caso é realizada através da análise

⁴Nessa dissertação são considerados dados horários de uma curva de carga, porém sendo fornecida curvas com diferentes taxas de amostragem o sistema é capaz de se ajustar à resolução desejada.

de qual horário satisfaz a seguinte expressão:

$$\text{máximo} \left(fl_{base}(1, h) \cdot \frac{Obj}{100} \right) \quad (4.2)$$

onde $fl_{base}(1, h)$ é o fluxo de potência ativa na saída do alimentador para o caso base, Obj o valor percentual de fluxo de potência a ser reduzido, conforme objetivo do programa de resposta à demanda e h os horários que compõem o período objetivo. Essa equação pode ser ajustada simplesmente para lidar com valores absolutos de redução, quando necessário.

Tendo o “pior caso” definido, é realizada uma parametrização da quantidade de avaliações da FO a serem realizadas. Essa parametrização é realizada para que em todas abordagens desenvolvidas, heurística e híbrida (global e por barra), sejam realizadas a mesma quantidade de avaliações da FO por barra analisada, permitindo comparações. Para a abordagem heurística essa parametrização é realizada através de:

$$AvalFO_{heur} = AvalFO_{base} \cdot nb_{elegíveis} \quad (4.3)$$

onde $AvalFO_{heur}$ é a quantidade de avaliações da FO a ser realizada a cada processo de otimização na abordagem híbrida e $nb_{elegíveis}$ a quantidade de barras elegíveis para o programa de resposta à demanda no alimentador.

Na sequência é definido o espaço de busca para o processo de otimização, o qual conta com todos os clientes elegíveis para o programa de resposta à demanda do alimentador em questão. Em seguida, é iniciado o processo de seleção do grupo ótimo de clientes para o programa de resposta à demanda, através do BPSO. A FO considerada no processo de otimização foi:

$$FO = w_1 \cdot |fl(1) - fl_{obj}(1)| + \sum_{i=1}^{nb_s} \left(w_2 \cdot (R_i^0 - R_i) + w_3 \cdot \left(\frac{nc_i}{nc_{tot_i}} \right) \right) \quad (4.4)$$

onde $fl(1)$ representa o fluxo de potência ativa na saída do alimentador para o “pior caso”, $fl_{obj}(1)$ o fluxo de potência ativa na saída do alimentador para o mesmo período, considerando a redução percentual desejada, R_i a estimativa de receita nos clientes conectados à barra (transformador) em questão após o programa de resposta à demanda, R_i^0 a estimativa de receita para a barra antes do programa de resposta à demanda, nc_i a quantidade de clientes selecionados para o programa, nc_{tot_i} a quantidade de clientes

elegíveis. Todas as variáveis são referentes à barra i . Os índices multiplicadores w_1 , w_2 e w_3 realizam a ponderação entre os objetivos.

Embora não tenha sido realizada uma normalização das parcelas da FO, foi constatado que a primeira e a segunda parcela possuem escalas (*ranges*) semelhantes para o caso proposto. A terceira parcela possui uma escala bastante abaixo das demais, porém tal efeito pode ser mantido ou alterado conforme pesos propostos.

A primeira parcela da FO representa o resultado elétrico esperado do processo de otimização, ou seja, a diferença entre a redução esperada e a redução estimada, incluindo perdas técnicas devido à posição dos clientes no alimentador, através do comportamento presumido desses perante os sinais tarifários.

A segunda parcela representa o “gasto” ou perda de receita que a concessionária terá com o programa de resposta à demanda, com base mensal. A terceira parcela representa o objetivo de minimizar a quantidade de clientes selecionados, e foi adicionada principalmente por dois motivos: presume-se ser menos custoso e mais efetivo gerenciar um número menor de clientes e, considerando a situação atual do Brasil quanto à utilização de medidores eletrônicos, a seleção de uma menor quantidade de clientes implica na redução da necessidade de troca de medidores, logo essa parcela permite a redução do custo fixo do programa de resposta à demanda.

A definição da segunda e terceira parcela permite que o otimizador obtenha uma solução para o problema de otimização que simultaneamente atenda às restrições elétricas consideradas na elaboração do objetivo de redução, gere a menor perda de receita e também reduza os custos de implementação do programa. A segunda parcela possui uma função ainda mais importante quando da utilização de diferentes tarifas simultaneamente (para diferentes tipos de clientes).

Embora não esteja explicitada a minimização de perdas na FO, há uma minimização das perdas através da combinação entre a primeira e a segunda parcela, ou seja, para um mesma redução no fluxo de potência ativa na saída do alimentador pode-se ter diferentes combinações de clientes que a atendam. Espera-se que o BPSO selecione os clientes que proporcionem a menor perda de receita, o que, conseqüentemente impacta na diminuição das perdas em relação às outras combinações possíveis. Todavia, tal seleção é dependente da quantidade de clientes selecionados e dos pesos fornecidos a cada parcela da FO.

4.2.2 Abordagem Híbrida

A abordagem híbrida utiliza o FPO para deslocamento de carga, ou seja, para quantificar a contribuição de cada barra na redução esperada de modo a minimizar as perdas elétricas e manter os níveis de tensão da rede, e, na sequência, BPSO para a seleção dos clientes que atendam essa redução apresentada. Um fluxograma da abordagem, que possibilita uma redução significativa no custo computacional, é apresentado na Figura 4.8.

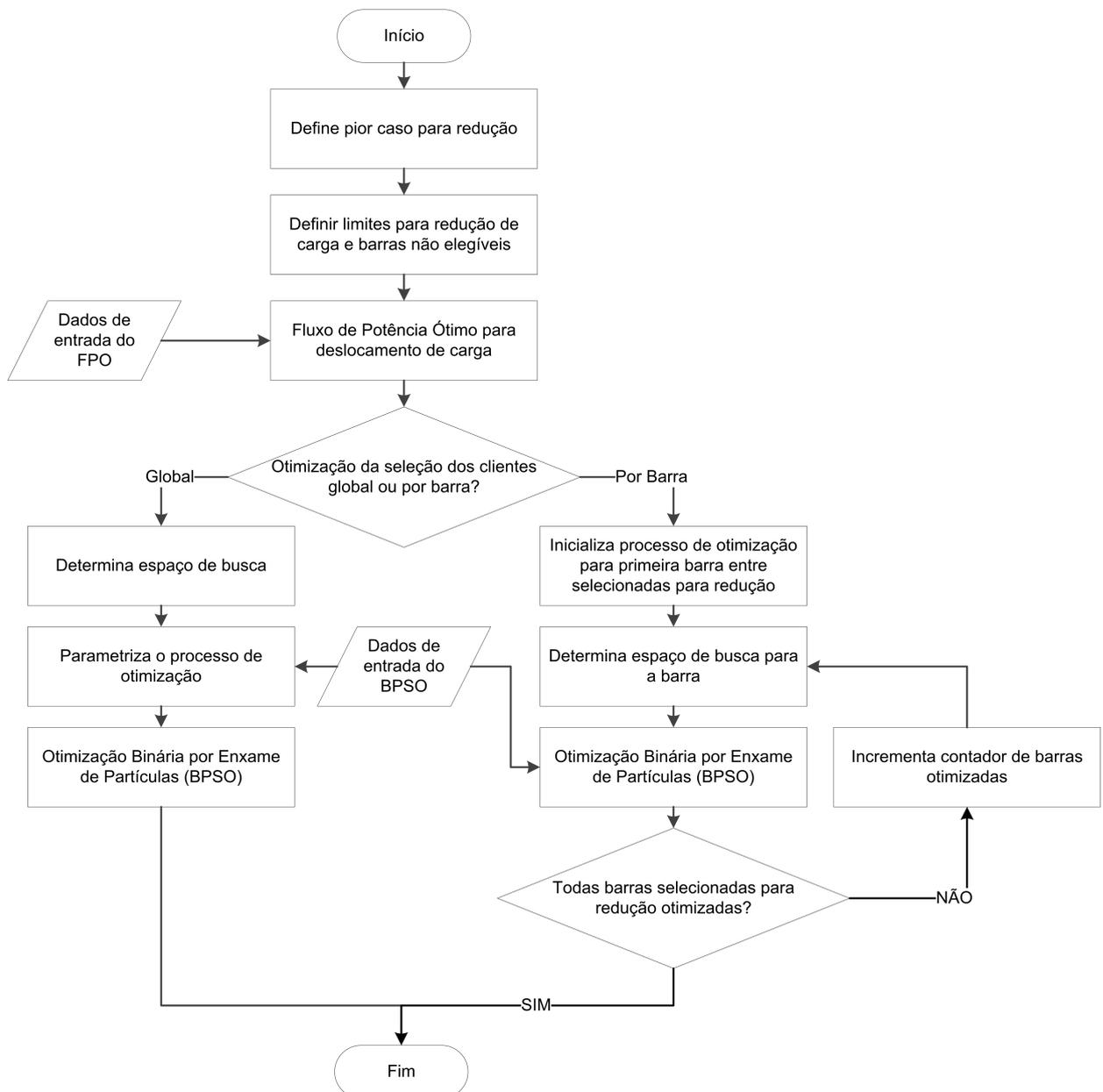


Figura 4.8: Fluxograma para abordagem híbrida
Fonte: O autor (2013)

Inicialmente, é definido qual horário é o “pior caso” conforme os motivos apresentados na seção anterior, utilizando-se para isso (4.2). Esse procedimento reduz a quantidade de avaliações da FO e, conseqüentemente, cálculos de fluxo de potência.

Na seqüência o método define os limites para redução de carga para as barras do alimentador no horário considerado como pior caso, ou seja, o vetor ΔPd^{max} com a redução máxima a ser demandada pelo FPO, obtido através de:

$$\Delta Pd^{max} = \sum_{c=1}^{nc_i} (d^c - d_0^c) \quad (4.5)$$

onde nc_i representa a quantidade de consumidores na barra i , d^c a curva de carga do cliente c considerando elasticidade direta e cruzada através da tarifa considerada no programa de resposta à demanda e d_0^c a curva de carga do cliente c representando o comportamento base do cliente tarifado convencionalmente. Esse vetor possui portanto uma dimensão nb (quantidade de barras do alimentador) e representa quanto seria a redução caso todos os clientes fossem selecionados para o programa de resposta à demanda, deslocando suas cargas conforme os dados de elasticidade assumidos.

Nessa etapa do método deve-se também determinar quais barras não serão elegíveis, ou seja, desconsideradas no processo de otimização para seleção de clientes. No presente trabalho serão realizadas análises de deslocamento de carga somente para clientes residenciais do grupo B, logo clientes conectadas à MT ou de iluminação pública serão considerados como não elegíveis.

O FPO para deslocamento de carga, conforme formulação apresentada na seção 3.2.1.1 é então executado, apresentando como resultado quais barras devem ter sua potência reduzida e quanto é essa redução, para assim atender aos objetivos do programa de resposta à demanda. O FPO, como o próprio nome diz, não encontra um conjunto de reduções ou cortes nas barras que meramente atenda a restrição de fluxo de potência ativa na saída do alimentador, mas sim encontra um conjunto ótimo de clientes para isso, minimizando as perdas do sistema e garantindo o atendimento de restrições tais como limites de tensão.

Nesse ponto do fluxograma da abordagem híbrida, é necessário informar ao sistema qual técnica de otimização para a seleção dos clientes deve ser realizada. Como mencionando anteriormente, foram desenvolvidas duas técnicas para tratar do problema da seleção de clientes considerando uma proposição de redução através do FPO: global ou por barra. Antes de descrever as técnicas mencionadas, é importante apresentar as

FOs utilizadas. Vale ressaltar que essas diferem da FO utilizada na abordagem heurística, pois deve-se levar em conta a resposta fornecida pelo FPO, processo de otimização que não é utilizado na abordagem heurística. As FOs consideradas foram:

$$FO_{barra} = w_1 \cdot |Pd_i - Pd_i^{Obj}| + w_2 \cdot (R_i^0 - R_i) + w_3 \cdot \left(\frac{nc_i}{nc_{tot_i}} \right) \quad (4.6)$$

$$FO_{global} = \sum_{i=1}^{nb_s} (FO_{barra}) \quad (4.7)$$

onde Pd_i representa o somatório da potência ativa, em Watts, dos clientes da barra i selecionados na iteração do processo de otimização, Pd_i^{Obj} a potência ativa “ótima”, em Watts, buscada pelo BPSO (fornecida através do FPO), o índice nb_s representa a quantidade de barras selecionadas através do FPO, e as demais variáveis são idênticas às apresentadas em (4.4).

Como pode ser observado nas expressões (4.6) e (4.7), não é necessária a realização de um fluxo de potência a cada avaliação dessa.

Devido a necessidade mencionada de utilizar FOs distintas, não será possível a comparação, entre abordagens, de valores da FO. Todavia, comparações derivadas dessa, apresentando o resultado em termos técnicos e econômicos, assim como de performance computacional, serão realizadas.

A primeira parcela da FO representa a garantia de se satisfazer as restrições elétricas, que é objetivo do programa de resposta à demanda (redução de fluxo de potência ativa na saída do alimentador). Os valores de Pd_i^{Obj} são obtidos através da simulação do FPO. A segunda e terceira parcelas são idênticas à (4.4).

Assim como mencionado para a expressão (4.4), FO da abordagem heurística, os valores da primeira e a segunda parcela possuem escalas semelhantes para o caso proposto. A terceira parcela possui uma escala bastante abaixo das demais, o que implica que tal efeito pode ser mantido ou alterado conforme pesos propostos.

Tendo em vista as considerações apresentadas, é possível a descrição das técnicas para seleção de clientes. Primeiramente será descrita a técnica global, que considera a seleção de todos os clientes de um programa de resposta à demanda através de um único processo de otimização, ou seja, encontrar um conjunto de clientes que desloquem a carga conforme o somatório das reduções propostas pelo FPO.

O espaço de busca do processo de otimização, único, realizado através do BPSO na técnica global é diretamente proporcional à quantidade de barras selecionadas para redução pelo FPO e da quantidade de clientes que estão conectados a essas barras/transformadores. Ou seja, o espaço de busca será proporcionalmente à quantidade de clientes elegíveis para as barras estudadas.

Após a determinação do espaço de busca, que em muitos casos pode ser de grande porte, é realizada a parametrização da quantidade de avaliações da FO que serão realizadas, devido aos motivos expostos na seção 4.2.1. Essa parametrização é realizada através de:

$$AvalFO_{barra} = AvalFO_{base} \quad (4.8)$$

$$AvalFO_{global} = AvalFO_{base} \cdot nb_s \quad (4.9)$$

onde $AvalFO_{base}$ é a quantidade base estabelecida para avaliações da FO por barra, $AvalFO_{barra}$ a quantidade de avaliações da FO a ser realizada a cada processo de otimização no método por barra da abordagem híbrida, $AvalFO_{global}$ a quantidade de avaliações da FO a ser realizada no processo de otimização único no método global da abordagem híbrida e nb_s a quantidade de barras selecionadas para corte através do FPO para deslocamento de carga.

A quantidade de iterações a serem executadas pelo BPSO pode então ser obtida através da razão entre a quantidade de avaliações estabelecida e a quantidade de partículas desse.

O BPSO é então executado, apresentando como resultado o conjunto de clientes selecionados para o programa de resposta à demanda planejado.

A abordagem híbrida via otimização global não considera a divisão da redução por barra proposta pelo FPO, mas somente o valor total, de modo que a minimização das perdas técnicas, nessa segunda etapa, é desprezada. Para que tais perdas técnicas fossem mantidas no mesmo nível que proposto pelo FPO, seria necessário a execução de um fluxo de potência a cada avaliação da FO, assim como a adição de uma parcela adicional tratando das perdas na FO.

A técnica de otimização por barra, por sua vez, realiza diversos processos de otimização sequenciais, independentes entre si, para realizar a seleção dos clientes

participantes. Assim, o espaço de busca do BPSO, para cada iteração realizada, possui uma ordem de grandeza significativamente menor, contribuindo para a velocidade do processo de otimização. Essa técnica não considera como parâmetros da FO os valores globais de redução obtidos através do FPO, mas sim esses valores discretizados para cada barra selecionada. Assim, é necessário, a cada iteração, definir o espaço de busca para a barra assim como os parâmetros elétricos, econômicos e de quantidade de clientes dessa. Para a otimização por barra também é necessário a parametrização da quantidade de avaliações da FO, através de (4.8).

4.3 Considerações Finais do Capítulo

O presente capítulo apresentou inicialmente os materiais utilizados para o desenvolvimento das simulações que serão apresentadas no próximo capítulo. Os materiais apresentados de alimentadores e clientes foram em grande parte provenientes de dados reais de uma concessionária de energia elétrica brasileira, fato que fornece suporte às análises que serão realizadas quanto à aplicabilidade do método desenvolvido para concessionárias de energia. Dados de elasticidade preço direta e cruzada foram utilizadas com base em dados da literatura internacional, devido a indisponibilidade de tais dados para curto prazo no cenários brasileiro.

Então foi apresentado o sistema desenvolvido para otimização de programas de resposta à demanda, o qual contou com duas abordagens: híbrida e heurística. A abordagem heurística realiza a seleção de clientes para atingir o objetivo do programa de resposta à demanda exclusivamente através do BPSO. A abordagem híbrida, que contou com duas técnicas (otimização por barra e otimização global), realiza uma análise através de FPO para determinar quais barras são mais pertinentes para um determinado programa de resposta à demanda para só assim realizar a seleção de clientes através do BPSO.

5 Testes e Análise de Resultados

Esse capítulo apresenta e analisa os resultados obtidos com o sistema de otimização de resposta à demanda desenvolvido. Ambas as abordagens, heurística e híbrida, são testadas e analisadas, primeiramente de modo separado e após comparativamente, em termos elétricos, econômicos e computacionais.

Os parâmetros considerados para o FPO, utilizado na abordagem híbrida (cujo objetivo foi a minimização da quantidade de carga a ser deslocada do horário de ponta e perdas), assim como os parâmetros considerados para o BPSO utilizado para a seleção de clientes em ambas técnicas, podem ser visualizados na Tabela 5.1. Os parâmetros Pd^{max} (vetor de valores de redução máxima de carga em cada barra) e fl^{max} (fluxo máximo de potência ativa) são calculados dinamicamente para cada iteração, a partir dos dados de elasticidade, para Pd^{max} , e do objetivo do programa de resposta à demanda (percentual de redução de fluxo na saída do alimentador), para fl^{max} . Foi considerado que o valor do custo do deslocamento de carga na FO do FPO, conforme apresentado na seção 3.2.1.1, é um vetor unitário com dimensão igual à quantidade de barras consideradas no espaço de busca em cada simulação da abordagem híbrida.

Utilizando as equações (4.3), (4.8) e (4.9) para as abordagens heurística, híbrida por barra e híbrida global, respectivamente, e também o valor de $AvalFO_{base}$, apresentado na tabela 5.1, pode-se realizar a parametrização do processo de otimização para seleção de clientes através do BPSO.

Em todas as simulações realizadas as ponderações na FO, apresentada em (4.6) e (4.7) para a abordagem híbrida, e em (4.4) para a abordagem puramente heurística, foram: $w_1=10$; $w_2=1$ e $w_3=1$.

A ponderação assumida visa dar ênfase à primeira parcela da FO pois ela representa a redução no fluxo de potência na saída do alimentador obtida, ou seja, o motivo pelo qual o programa de resposta à demanda foi inicialmente concebido. Na sequência, a prioridade foi reduzir a perda de receita através do programa de resposta à demanda e,

Tabela 5.1: Parâmetros dos métodos de otimização e técnicas de análise utilizadas
Fonte: O autor (2013)

Método de otimização	Parâmetro	Valor
FPO	Tolerância	10^{-6}
	Número máximo de iterações	200
	α^t	[1 ... 1]
	Pg^{min}	0
	Pg^{max}	$2 \cdot \sum_{i=1}^{nb} Pd_i$
	Qg^{min}	$-2 \cdot \sum_{i=1}^{nb} Qd_i$
	Qg^{max}	$2 \cdot \sum_{i=1}^{nb} Qd_i$
	V^{min}	0,93 p.u.
BPSO	V^{max}	1,05 p.u.
	Quantidade de partículas	30
	Peso da inércia na atualização das velocidades	2
	Inércia máxima	0,9
	Inércia mínima	0,4
	Velocidade máxima	6
BFS	$AvalFO_{base}$	1000
	Tolerância	10^{-5}
	Número máximo de iterações	100

por último, a redução da quantidade de clientes selecionados.

Embora os valores de w_2 e w_3 são idênticos, eles impactam de modo diferente no valor da FO, visto que os termos aos quais eles multiplicam nas FOs, conforme equações (4.4), (4.6) e (4.7), não foram normalizados. Como a escala da primeira e segunda parcela das FOs são semelhantes, o processo de otimização através de BPSO priorizará a redução de demanda.

Esses valores de ponderação foram assumidos para os testes realizados, todavia outras combinações de ponderação podem ser definidas para representar objetivos distintos durante a elaboração do programa de resposta à demanda a ser otimizado, conforme a intenção do usuário do sistema. Uma variação dos pesos estabelecidos pode ser observada no Apêndice A.

O processo de otimização visa reduzir o fluxo de potência ativa na saída do alimentador no horário usualmente tratado como de ponta em sistemas de distribuição no Brasil, ou seja, entre as 18h01min e as 21h00min, e, em face disso, apresenta o maior custo na tarifa branca. Essa redução no fluxo de potência ativa no horário de pico será obtida através do deslocamento parcial do consumo de energia para horários de menor demanda, realizado pelos clientes selecionados para o programa de resposta à demanda.

Através de uma análise dos dados do alimentador juntamente com o dado dos clientes, verificou-se que o fluxo de potência ativa na saída do alimentador quando da ausência de qualquer programa de resposta à demanda é, no horário “pior caso”, ou seja, entre 20h01min e 21h00min, 5,732 MW. Caso todos clientes residenciais do alimentador fossem selecionados para o programa de RDBT simulado (tarifa branca para clientes residencias), a redução de carga para esse horário seria de 5,279 MW. Pode-se inferir, portanto, que o máximo percentual de redução para as simulações é de 7,913%. Levando isso em conta, serão apresentados nas próximas seções três casos de estudo, para cada abordagem, quanto ao objetivo do programa de resposta à demanda:

- Caso A: Redução de 2% no fluxo de potência na saída do alimentador;
- Caso B: Redução de 5% no fluxo de potência na saída do alimentador;
- Caso C: Redução de 10% no fluxo de potência na saída do alimentador.

Esses valores representam o objetivo do programa de resposta à demanda, dado de entrada apresentado no fluxograma da Figura 4.6. Os três objetivos, representados pelos casos A, B e C foram selecionados visando fornecer uma diversidade nos resultados. O objetivo do caso A representa uma redução consideravelmente baixa, especificamente 2%, de fluxo de potência ativa na saída do alimentador, ou seja, espera-se que o fluxo de potência ativa na saída do alimentador (5,733 MW) seja reduzido para 5,618 MW, no horário de “pior caso”, através da seleção de uma quantidade relativamente pequena de clientes.

O objetivo representado no caso B, por sua vez, solicita uma redução no fluxo de potência de 286 kW, atingindo o nível de 5,447 MW na saída do alimentador. Esse valor se encontra dentro da faixa possível de obtenção do resultado, considerando os dados de alimentador, clientes e elasticidade anteriormente mencionados. Dado que a redução máxima é de 7,913%, o caso B solicitará a participação de uma quantidade maior de clientes, do que o caso A.

Para analisar a capacidade do sistema em obter resultados coerentes quando de uma superestimação por parte do usuário da resposta dos clientes ao programa de RDBT, foi então testado o caso C, cujo objetivo de redução de fluxo é 10%, consideravelmente acima da redução máxima possível.

5.1 Abordagem Heurística

A abordagem puramente heurística, através de BPSO, foi a técnica primeiramente estudada no desenvolvimento dessa dissertação. No entanto, o custo computacional mostrou-se bastante elevado, o que levou ao desenvolvimento da abordagem híbrida. Embora tenha custo computacional elevado, a otimização é irrestrita no sentido de permitir a seleção de quaisquer clientes para o programa de resposta à demanda, não havendo uma pré-seleção de barras pelo FPO.

A Tabela 5.2 apresenta alguns parâmetros da solução obtida através da abordagem heurística. Os valores de fluxo nos diversos horários do pico são fluxos de potência ativa na saída do alimentador. O atingimento do objetivo, por sua vez, reflete o percentual de redução obtida quando comparado ao solicitado, conforme cada caso, somente do ponto de vista do fluxo mencionado.

A perda de receita, como anteriormente mencionado, leva em conta somente a receita obtida pela concessionária através da venda de energia, não levando em conta impostos, taxas mínimas de consumo ou demais valores.

As perdas são apresentadas como a razão entre a energia perdida em um dia útil e a energia total consumida. O índice I_s máximo representa a razão entre a corrente máxima na saída do alimentador (325,3 A) e a corrente obtida, logo, horários com sobrecarga possuirão um valor acima de 1 e horários sem sobrecarga valor menor do que 1. Vale destacar que o alimentador em questão possui sobrecarga no horário de pico para o caso base.

O fator de carga representa a relação entre a demanda média e a demanda máxima de uma dada curva de carga, logo, quanto maior o índice mais “plana” é a curva, o que pode vir a trazer diversos benefícios para a concessionária.

Para obtenção desses resultados foram realizadas 2.340.000 avaliação da FO para cada caso, ou seja, 78.000 iterações com uma população de enxame de 30. A quantidade de avaliações da FO é constante para todos os casos pois todas as barras são consideradas no espaço de busca do BPSO.

A Figura 5.1 apresenta o fluxo de potência na saída do alimentador para o caso A, na qual pode-se verificar que o fluxo de potência ativa obtido foi bastante próximo à quantidade de redução que foi objetivada (2%). Os valor superior a 100% encontrado no atingimento da meta às 21 horas para o caso A indica que a redução encontrada, excedeu

Tabela 5.2: Resultados da abordagem heurística
Fonte: O autor (2013)

	Caso base	Caso A (2%)	Caso B (5%)	Caso C (10%)
Fluxo 19h	5,2220 MW	5,1165 MW	4,9505 MW	4,8986 MW
Atingimento objetivo 19h	-	101,05%	103,98%	61,92%
Fluxo 20h	5,6010 MW	5,4887 MW	5,6187 MW	5,2636 MW
Atingimento objetivo 20h	-	100,22%	100,79%	60,24%
Fluxo 21h	5,7327 MW	5,6157 MW	5,4436 MW	5,3860 MW
Atingimento meta 21h	-	102,09%	100,85%	60,48%
Energia consumida - dia útil	109,66 MWh	109,90 MWh	110,25 MWh	110,29 MWh
Perda de receita - mês	-	R\$ 21.909,61	R\$ 47.235,12	R\$ 57.981,97
Fator de carga médio - dia útil	0,1368	0,1368	0,1367	0,1367
Perdas em dia útil - dia útil	1,6615%	1,6634%	1,6674%	1,6687%
Perdas no pico - dia útil	1,8757%	1,8375%	1,7802%	1,7627%
I_s máximo - dia útil	1,3556 p.u.	1,3279 p.u.	1,3142 p.u.	1,3126 p.u.
Tensão mínima - dia útil	0,9698 p.u.	0,9705 p.u.	0,9708 p.u.	0,9709 p.u.
Horário tensão mínima - dia útil	21h	21h	22h	22h

em 2,346 kW a redução solicitada. Essa redução pode ser interpretada como uma margem de segurança para garantir a redução solicitada, ou como perda desnecessária de receita, conforme entendimento do planejador do programa de resposta à demanda.

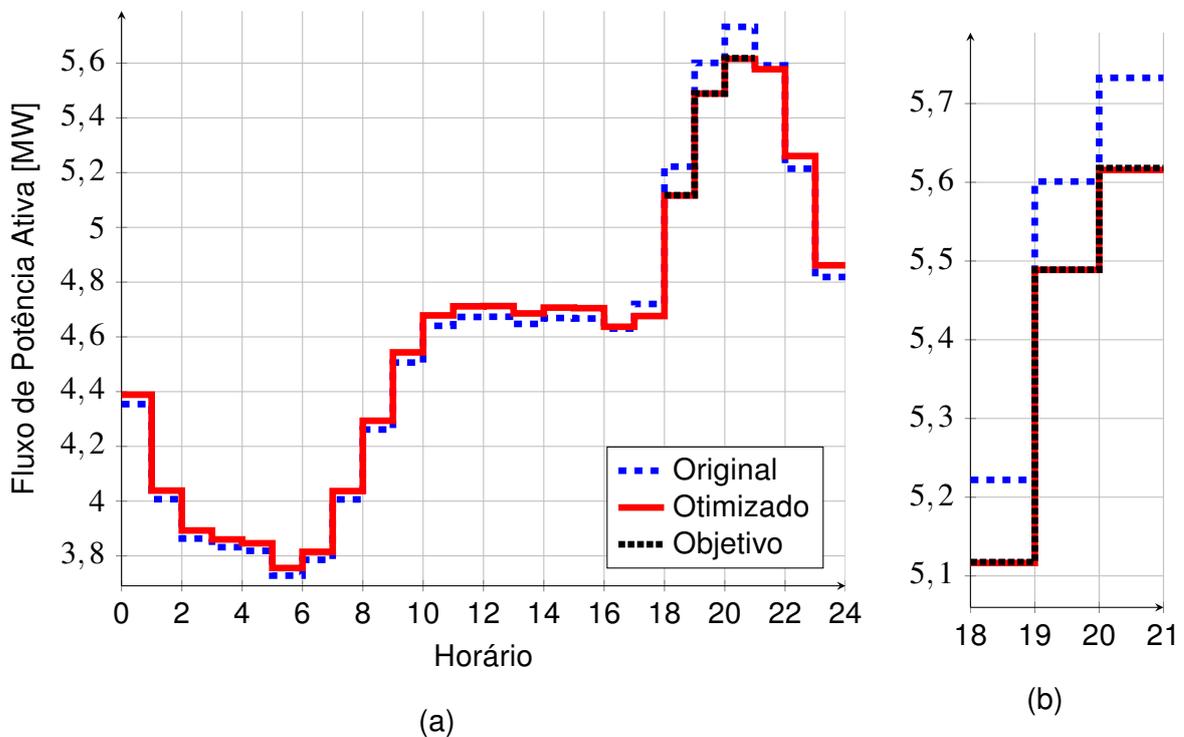


Figura 5.1: Fluxo de potência na saída do alimentador para abordagem heurística - Caso A (2%): (a) Dia Útil; (b) Detalhe do horário de pico
Fonte: O autor (2013)

A seleção de clientes não priorizou a redução de perdas técnicas para o horário de pico, para que essas contribuam na redução de carga nesse horário, como percebe-se na Figura 5.2, onde os clientes selecionados para o caso A estão localizados em praticamente todo o alimentador. Caso a redução de perdas técnicas fosse priorizadas haveria uma seleção em maior quantidade de clientes mais distantes eletricamente da subestação.

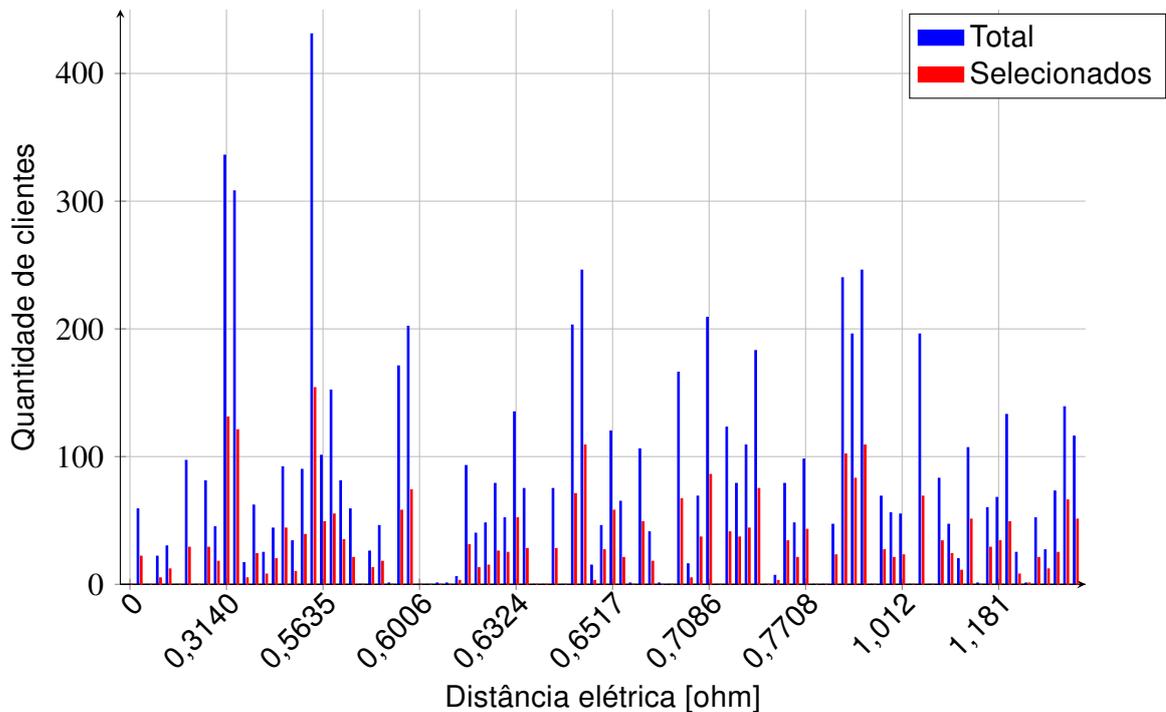


Figura 5.2: Quantidade de clientes para abordagem heurística - Caso A (2%)
Fonte: O autor (2013)

O fluxo de potência ativa na saída do alimentador para caso B pode ser observado na Figura 5.3. Os clientes selecionados, cujas distâncias elétricas das barras onde estão conectados podem ser observadas na Figura 5.4, proporcionaram uma redução elétrica ligeiramente maior do que a solicitada.

O fluxo de potência ativa na saída do alimentador e os clientes selecionados para o caso C são apresentados nas Figuras 5.5 e 5.6, respectivamente. O fluxo de potência entre as 20h01min e 21h00min foi de 5,3860 MW, ou seja, uma redução de 6,0475% em relação ao fluxo do caso base, quando o objetivo era obter uma redução de 10%. Todavia, como mencionado anteriormente, a redução de 10% é infactível para os materiais (curvas de carga, elasticidade, alimentadores) considerados nesse trabalho. O atingimento máximo da meta seria de 79,13%, quando da seleção de todos clientes residenciais para participação no programa.

Em todos os casos testados o sistema foi capaz de aumentar o valor mínimo

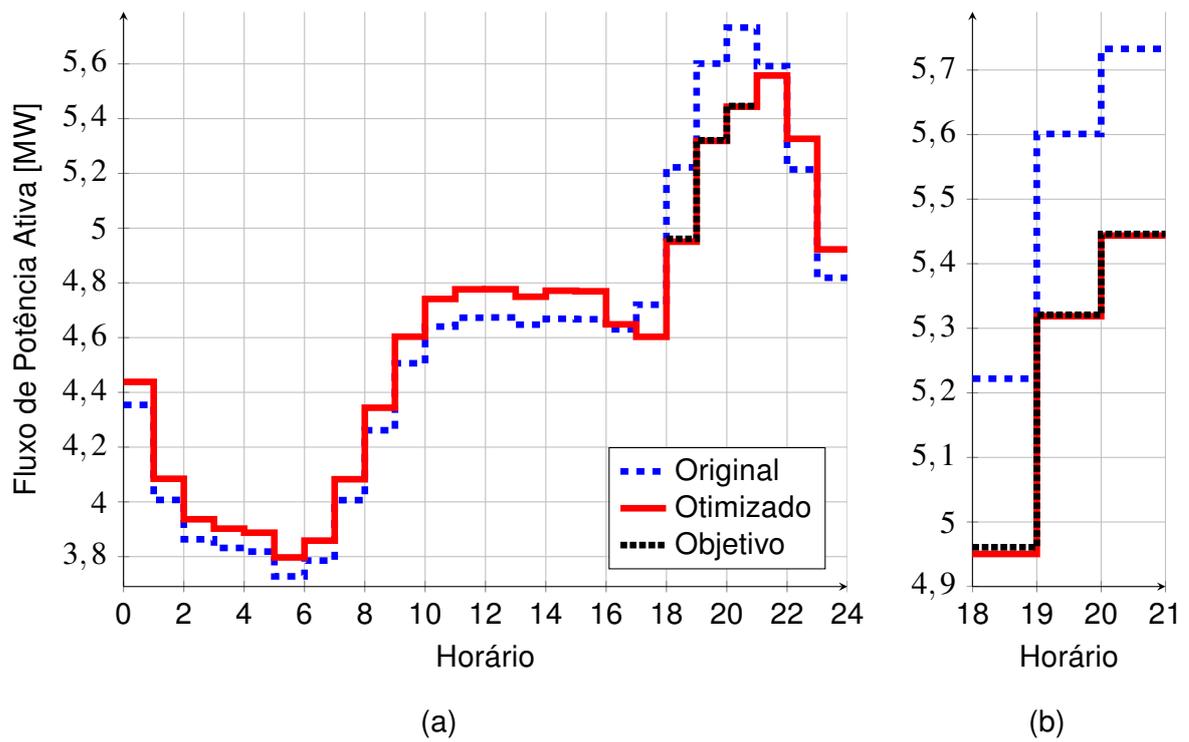


Figura 5.3: Fluxo de potência na saída do alimentador para abordagem heurística - Caso B (5%): (a) Dia Útil; (b) Detalhe do horário de pico
Fonte: O autor (2013)

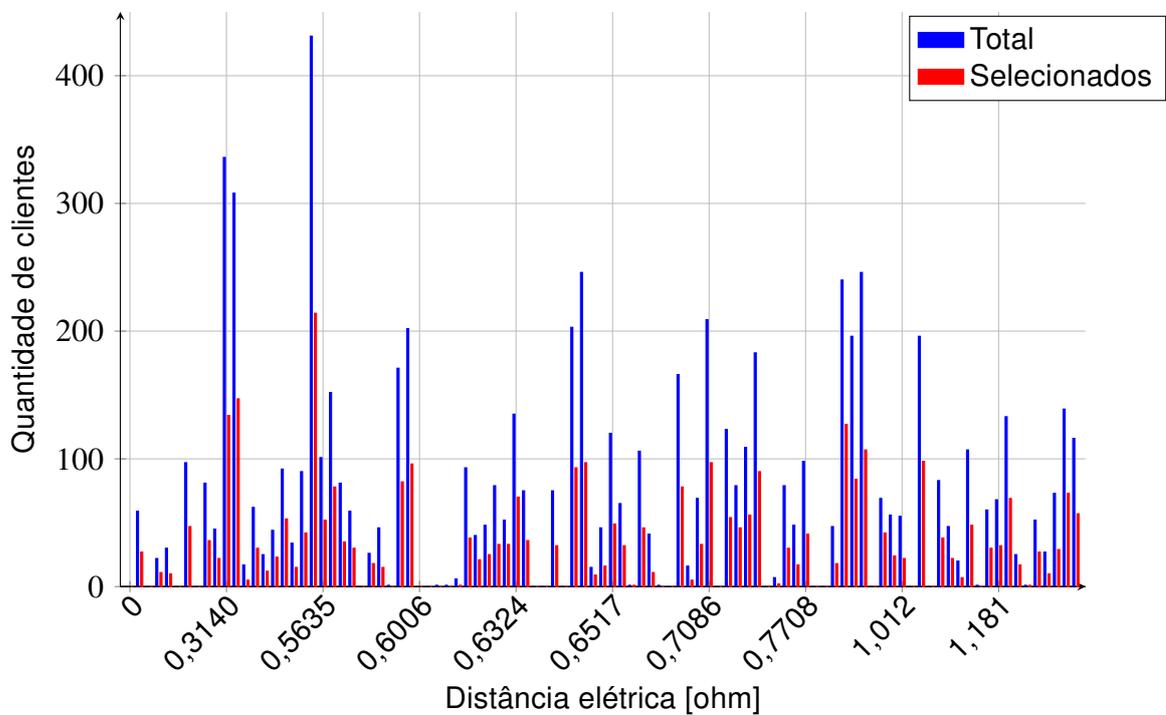


Figura 5.4: Quantidade de clientes para abordagem heurística - Caso B (2%)
Fonte: O autor (2013)

de tensão, sendo que para os casos B e C esse valor também foi postergado em uma hora (das 21 horas para as 22 horas), devido ao efeito da elasticidade nos clientes selecionados. Pode-se citar também um alívio no carregamento do sistema (em termos de “ I_s máximo”) de 2,0434%, 3,0540% e 3,1720%, em relação ao caso base, para os casos A, B e C, respectivamente. Embora esse alívio não tenha sido suficiente para que o alimentador opere ao longo do dia dentro dos limites de ampacidade de corrente na saída do alimentador, pode ser considerado como um efeito positivo do programa de resposta à demanda.

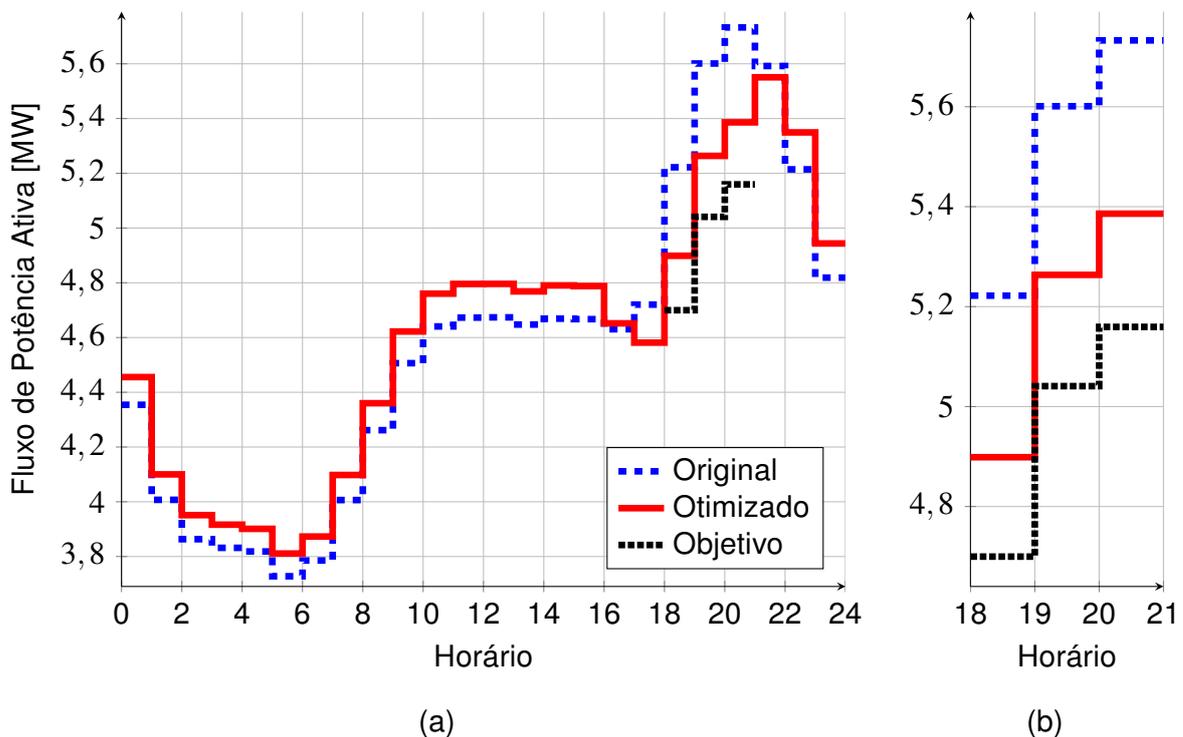


Figura 5.5: Fluxo de potência na saída do alimentador para abordagem heurística - Caso C (10%): (a) Dia Útil; (b) Detalhe do horário de pico
Fonte: O autor (2013)

O caso A encontrou o mínimo valor da FO com 1.278.660 avaliações da FO, o caso B com 1.367.940 e o caso C com 1.224.540 (a Figura 5.7 apresenta essas informações em termos de iterações do BPSO, considerando a presença de 30 partículas). Em média, portanto, os algoritmos encontraram seus valores mínimos em 55,14% das avaliações da FO. A quantidade de avaliações da FO para todos os casos foi igual, visto que não há seleção prévia através do FPO, sendo $nb_{elegveis}$ sempre 78 (quantidade de barras onde estão conectados clientes residenciais).

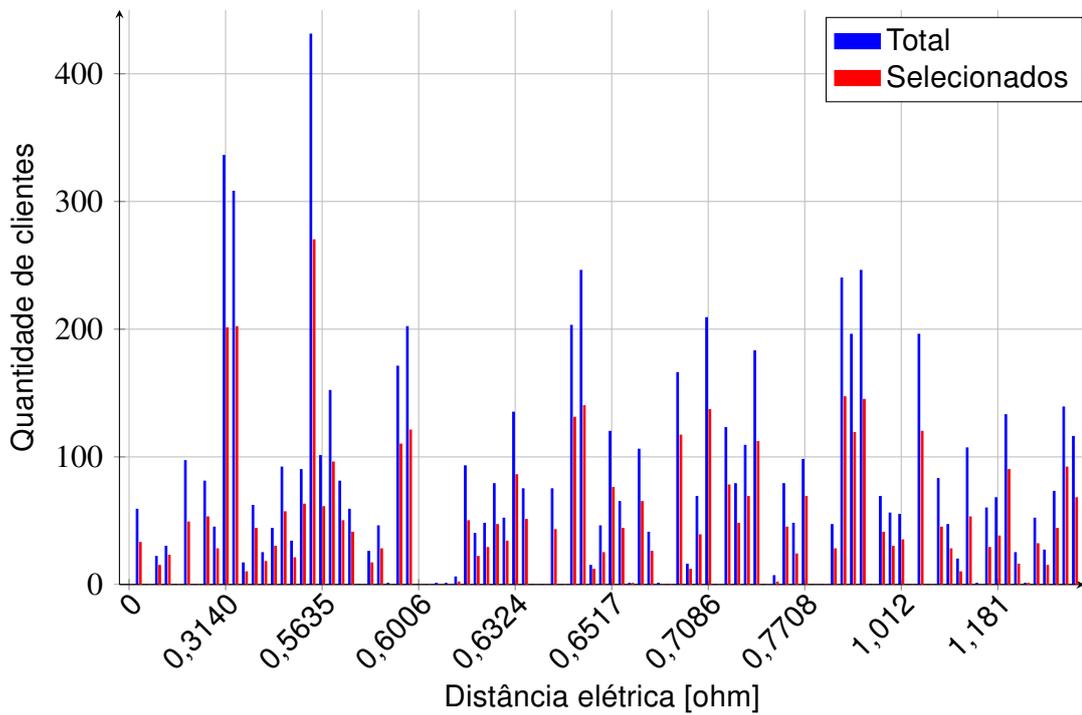


Figura 5.6: Quantidade de clientes para abordagem heurística - Caso C (10%)
Fonte: O autor (2013)

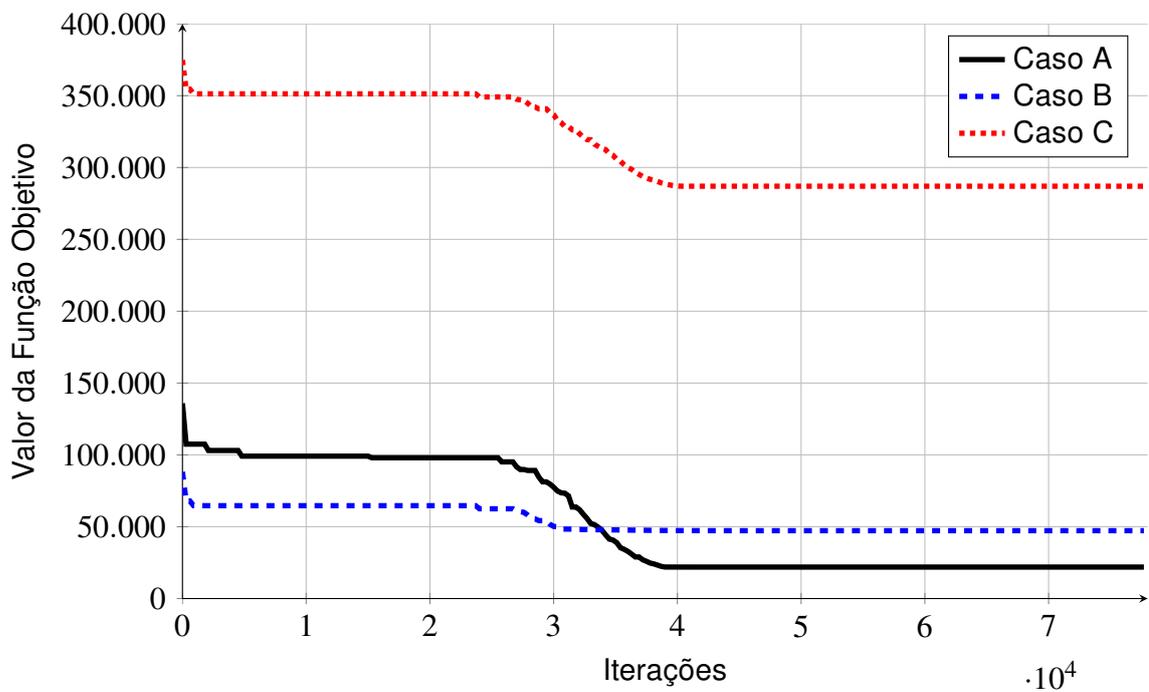


Figura 5.7: Evolução da função objetivo do BPSO para a abordagem heurística
Fonte: O autor (2013)

5.2 Abordagem Híbrida

Nessa seção serão apresentados os resultados da abordagem híbrida, sub-divididos entre as técnicas de otimização por barra e otimização global.

Na abordagem híbrida com ambas técnicas foram realizadas 660.000, 1.440.000 e 2.250.000 avaliações da FO nos casos A, B e C, respectivamente, conforme parametrização realizada através das equações (4.6) e (4.7). Embora a quantidade de avaliações seja elevada, vale lembrar que nessa abordagem não é necessária a realização de fluxo de potência a cada iteração. As avaliações da FO serão divididas igualmente em processos de otimização sequenciais na abordagem híbrida por barra, enquanto que na global serão realizadas todas as avaliações em um único processo.

5.2.1 Otimização por Barra

A Tabela 5.3 apresenta alguns parâmetros da solução obtida através da abordagem híbrida por barra.

Tabela 5.3: Resultados da abordagem híbrida por barra
Fonte: O autor (2013)

	Caso base	Caso A (2%)	Caso B (5%)	Caso C (10%)
Fluxo 19h	5,2220 MW	5,1272 MW	4,9688 MW	4,8159 MW
Atingimento objetivo 19h	-	90,76%	96,97%	77,77%
Fluxo 20h	5,6010 MW	5,5012 MW	5,3355 MW	5,1754 MW
Atingimento objetivo 20h	-	89,11%	94,80%	75,99%
Fluxo 21h	5,7327 MW	5,6295 MW	5,4590 MW	5,2940 MW
Atingimento meta 21h	-	90,04%	95,49%	76,53%
Energia consumida - dia útil	109,66 MWh	109,88 MWh	110,25 MWh	110,60 MWh
Perda de receita - mês	-	R\$ 17.996,54	R\$ 46.780,29	R\$ 75.279,72
Fator de carga médio - dia útil	0,1368	0,1376	0,1369	0,1367
Perdas diárias - dia útil	1,6615%	1,6643%	1,6688%	1,6713%
Perdas no pico - dia útil	1,8757%	1,8285%	1,7647%	1,7312%
I_s máximo - dia útil	1,3556 p.u.	1,3312 p.u.	1,3146 p.u.	1,3100 p.u.
Tensão mínima - dia útil	0,9698 p.u.	0,9707 p.u.	0,9708 p.u.	0,9709 p.u.
Horário tensão mínima - dia útil	21h	21h	22h	22h

Para o caso A (redução de 2%) a meta foi atingida em 90,04% às 21 horas (entre 20h01min e 21h00min), considerado “pior caso” conforme (4.2). Isso representa um diferença de 11,42 kW entre o fluxo esperado (5,6181 MW) e o obtido (5,6295 MW).

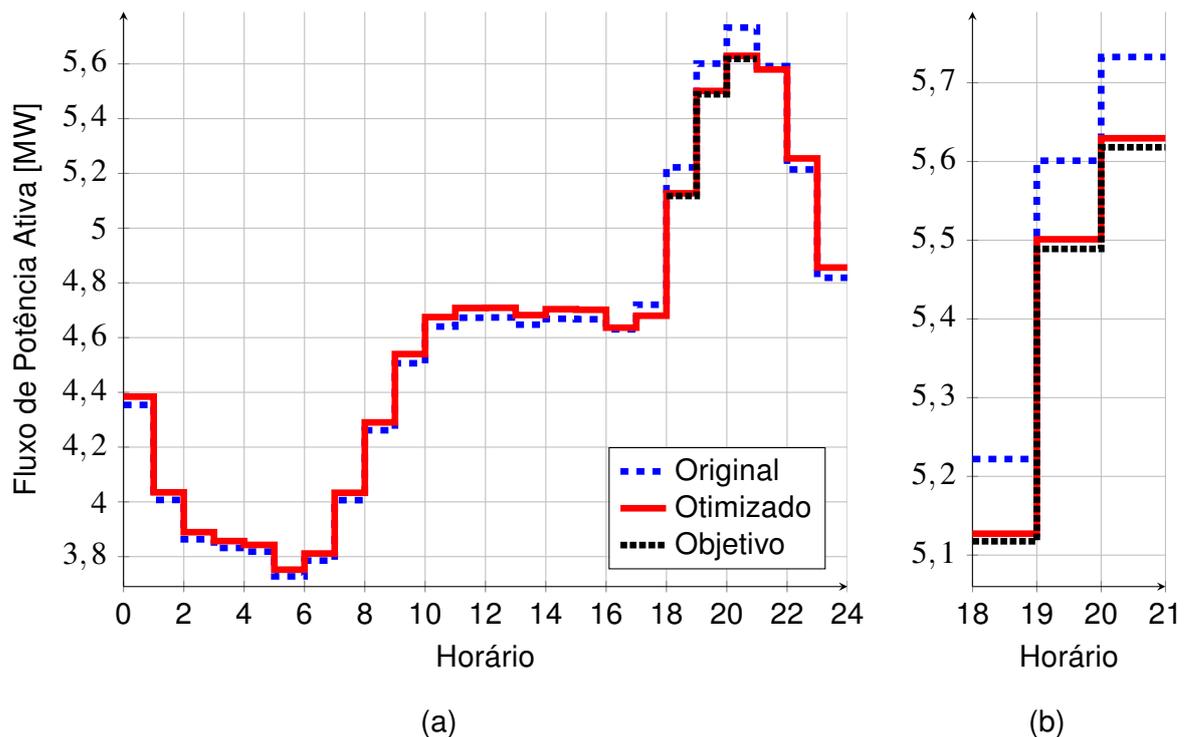


Figura 5.8: Fluxo de potência na saída do alimentador para abordagem híbrida por barra - Caso A (2%): (a) Dia Útil; (b) Detalhe do horário de pico
Fonte: O autor (2013)

Esse desvio é esperado na abordagem híbrida por barra, pois o FPO fornece uma redução esperada e o BPSO irá selecionar em cada barra, de modo independente, um grupo de clientes que atenda esse objetivo. Entretanto, há casos onde nenhuma combinação de clientes atenda a redução solicitada pelo FPO para a barra em questão, seja devido ao grande porte dos clientes ou pequena quantidade de clientes conectados em uma determinada barra.

Percebe-se também que, conforme esperado, houve um deslocamento da carga do horário de pico para fora de pico. Isso beneficiou, mesmo que ligeiramente, na suavização da curva de carga, através de um aumento percentual de 0,1977% no fator de carga, para o caso A.

A média de avaliações da FO para o caso A atingir o valor mínimo encontrado da FO foi de 20.622,4. Dentre os processos de otimização realizados, a barra 61 foi a que necessitou de mais avaliações para encontrar o valor mínimo da FO, 28.350 dentre as 30.000 realizadas.

A Figura 5.9 apresenta os clientes selecionados no caso A. Percebe-se nesse caso que os clientes selecionados, os quais totalizam 1844 (25,25% do total de clientes residenciais), se encontram distantes eletricamente da subestação, o que sugere, em

primeira análise, menores perdas técnicas em geral para o sistema. Essa figura foi obtida através da análise da distância elétrica, em relação a subestação, de cada barra do sistema.

A constatação de redução de perdas técnicas do sistema somente se aplica para o horário de pico, como pôde ser observado na Tabela 5.3. Tal comportamento ocorreu devido ao aumento na demanda nos horários fora de pico (vales) e um conseqüente aumento nas perdas nesses períodos. Logo, a energia que não é perdida no horário de pico é perdida nos demais horários.

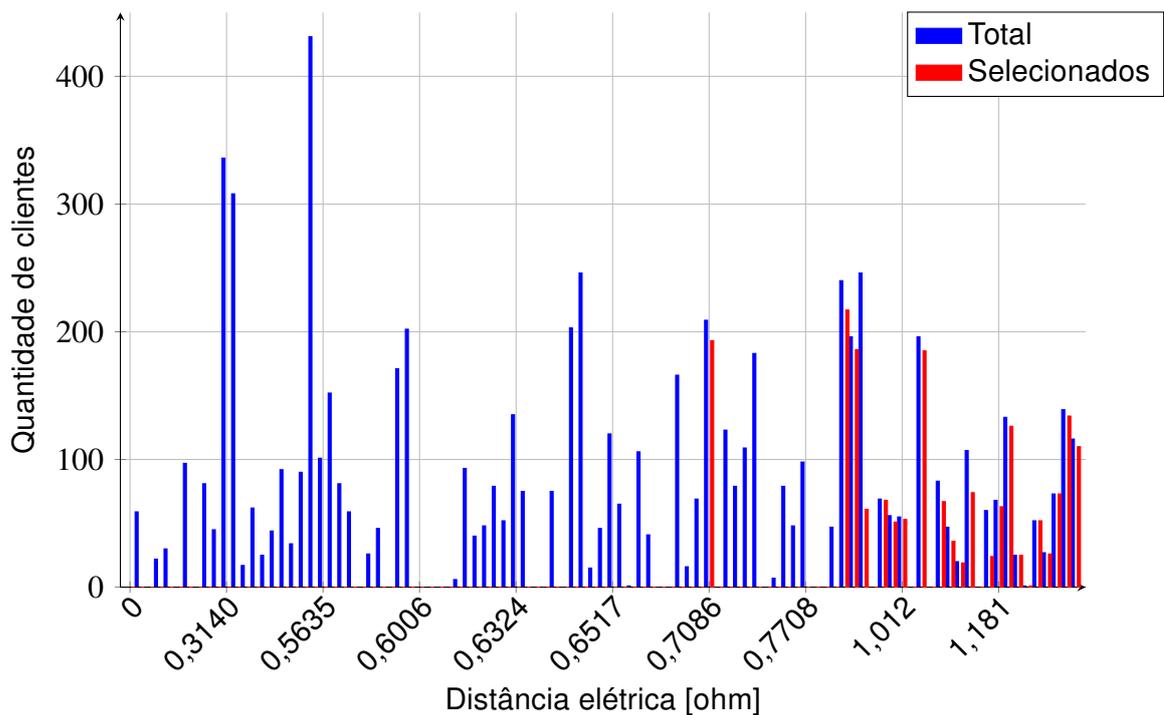


Figura 5.9: Quantidade de clientes para abordagem híbrida por barra - Caso A (2%)
Fonte: O autor (2013)

Esse comportamento esperado de redução de perdas não é válido para o deslocamento de carga ao longo de um dia útil (foco desse sistema de otimização), mas sim para outras estratégias de GLD, tais como conservação estratégica ou redução do pico. Caso seja analisado somente o horário de ponta, tinha-se 1,8756% de perdas técnicas no caso base, no caso A estas reduziram-se para 1,8285%, ou seja, uma redução de 2,5153% entre os dois valores. Essa redução de perdas no horário de ponta é importante pois contribui, mesmo que ligeiramente, para a obtenção da redução esperada no fluxo de potência ativa na saída da subestação para esses horários.

As análises quanto a perdas em um sistema devem ser realizadas percentualmente pois o valor absoluto de energia consumida nos diversos casos depende

diretamente do grupo de clientes selecionados, e de suas elasticidades. O caso base possui um fornecimento de energia ao longo de um dia útil de 109,66 MWh, o que foi alterado para 109,88 MWh no caso A. Há portanto um aumento de 0,19777 %. É importante frisar que o objetivo do programa de resposta à demanda é o deslocamento de carga, então ligeiros aumentos ou decréscimos no consumo total ao longo de um dia são esperados e não invalidam o sistema desenvolvido. Esses aumentos são advindos das características da matriz de elasticidade utilizada.

A Figura 5.10 apresenta o fluxo de potência na saída do alimentador para o caso B, onde pode-se verificar um maior atendimento do objetivo de redução de fluxo especificado do que no caso A. O valor de pico da curva de carga “Otimizado” (em vermelho) foi consideravelmente reduzido, assim como deslocado, apresentando um valor maior entre as 21h01min e 22h00min do que no horário considerado como de pico. Todavia não se considera isso como um efeito crítico de *Cold Load Pickup* (CLPU), pois não houve um incremento do pico em relação ao valor original.

Quanto ao índice de sobrecarga, I_s máximo, é possível observar na Tabela 5.3 que embora a sobrecarga existente não tenha sido eliminada, esse valor foi diminuído.

A média de avaliações da FO para se encontrar o valor mínimo da FO no caso B foi de 19.765,20. Dentre os processos de otimização realizados, a barra 59 foi a que necessitou de mais avaliações para encontrar o valor mínimo da FO (26.520 de 30.000 avaliações).

Os clientes selecionados no caso B, que se encontram em geral distantes da subestação, são apresentados na figura 5.11.

A Figura 5.12 apresenta o fluxo de potência na saída do alimentador para o caso C (10%). Nesse caso, foi solicitado um valor de redução ineficaz para o cenário apresentado, e, como mencionado anteriormente, mesmo que todos clientes do público alvo (setor residencial) sejam selecionados para participação no programa de resposta à demanda através da utilização da tarifa branca não seria possível atingir plenamente o objetivo.

O fluxo na saída do alimentador para o caso C entre as 20h01min e 21h00min horas obtido foi de 5,1594 MW, o que representa 7,6535 % de redução em relação ao caso base. A média de avaliações da FO para o caso C atingir o valor mínimo encontrado da FO foi de 20.152. Dentre os processos de otimização realizados, a barra 43 foi a que necessitou de mais avaliações para encontrar o valor mínimo da FO, 27.750 dentre as

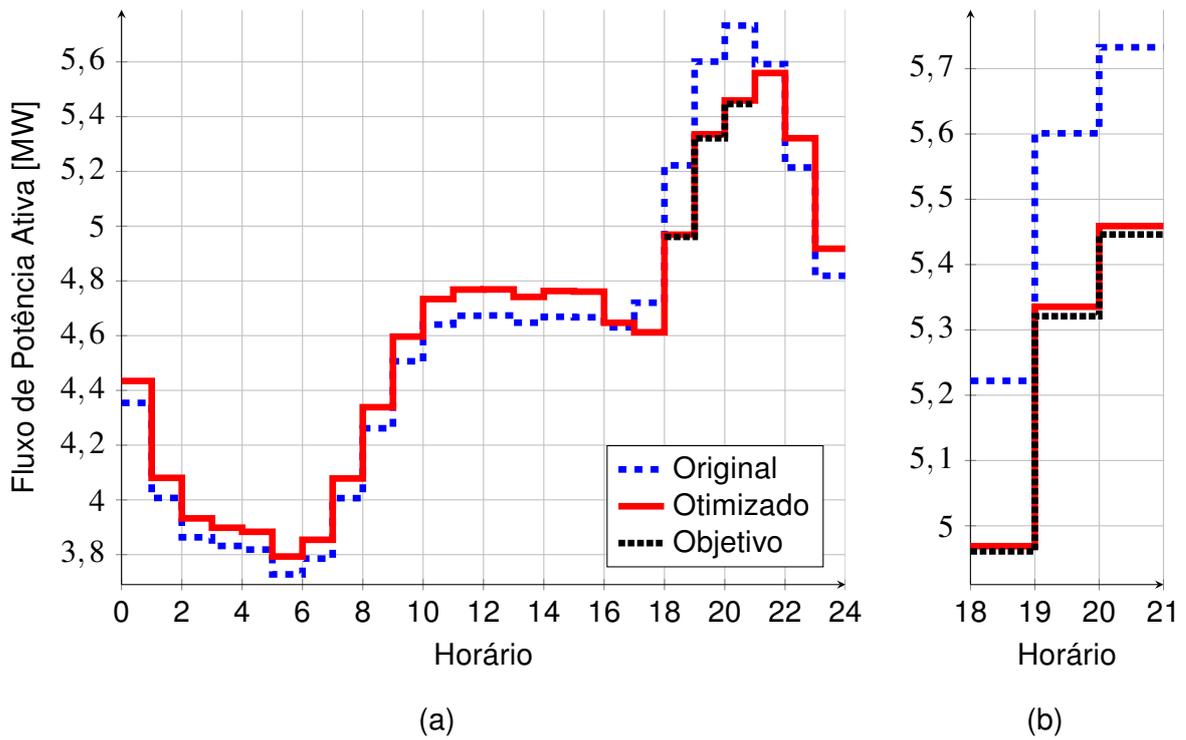


Figura 5.10: Fluxo de potência na saída do alimentador para abordagem híbrida por barra - Caso B (5%): (a) Dia Útil; (b) Detalhe do horário de pico
 Fonte: O autor (2013)

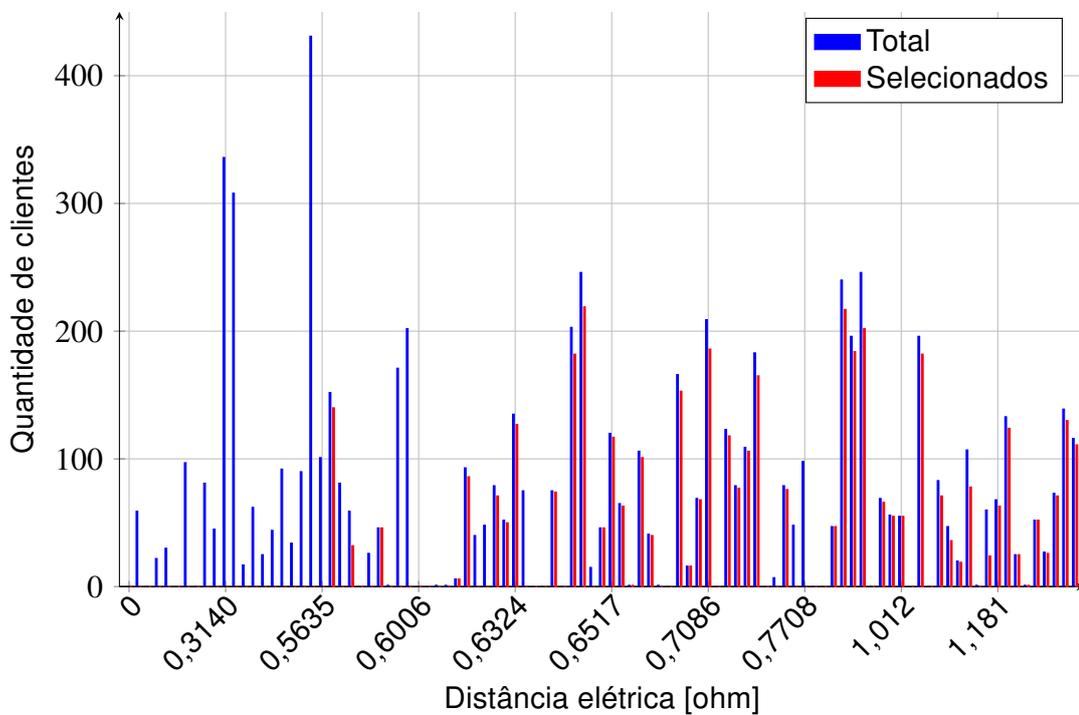


Figura 5.11: Quantidade de clientes para abordagem híbrida por barra - Caso B (5%)
 Fonte: O autor (2013)

30.000 realizadas.

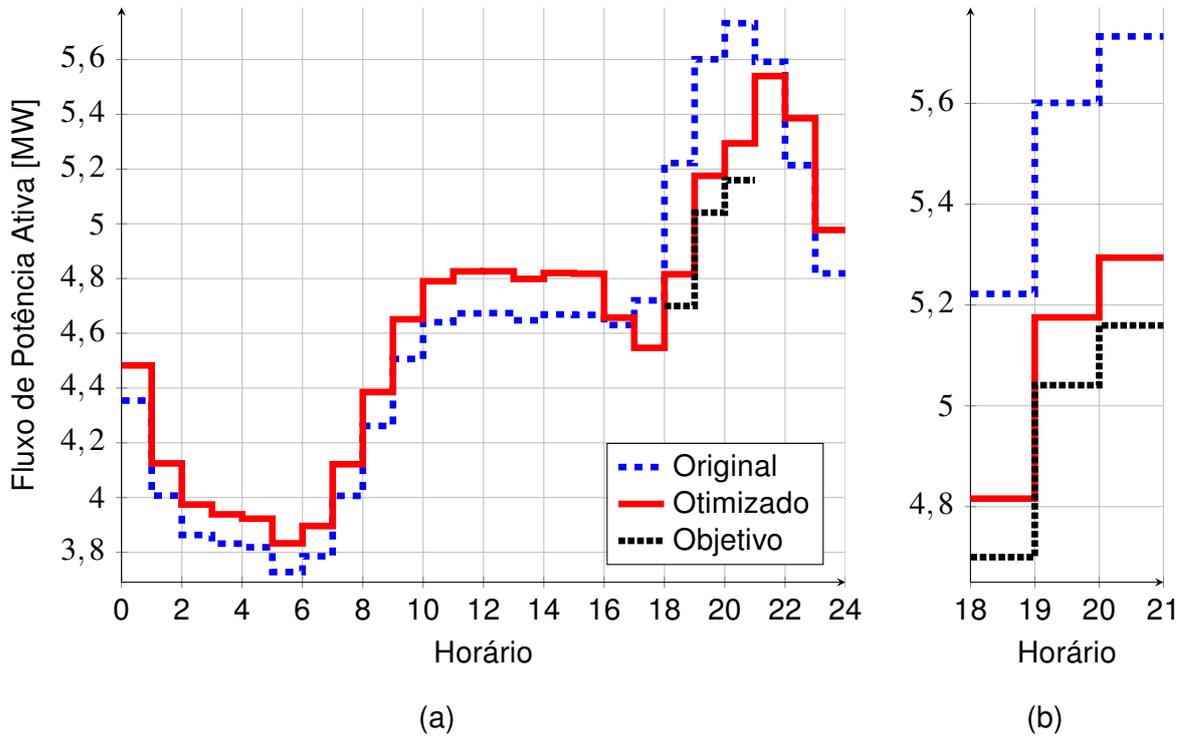


Figura 5.12: Fluxo de potência na saída do alimentador para abordagem híbrida por barra - Caso C (10%): (a) Dia Útil; (b) Detalhe do horário de pico
 Fonte: O autor (2013)

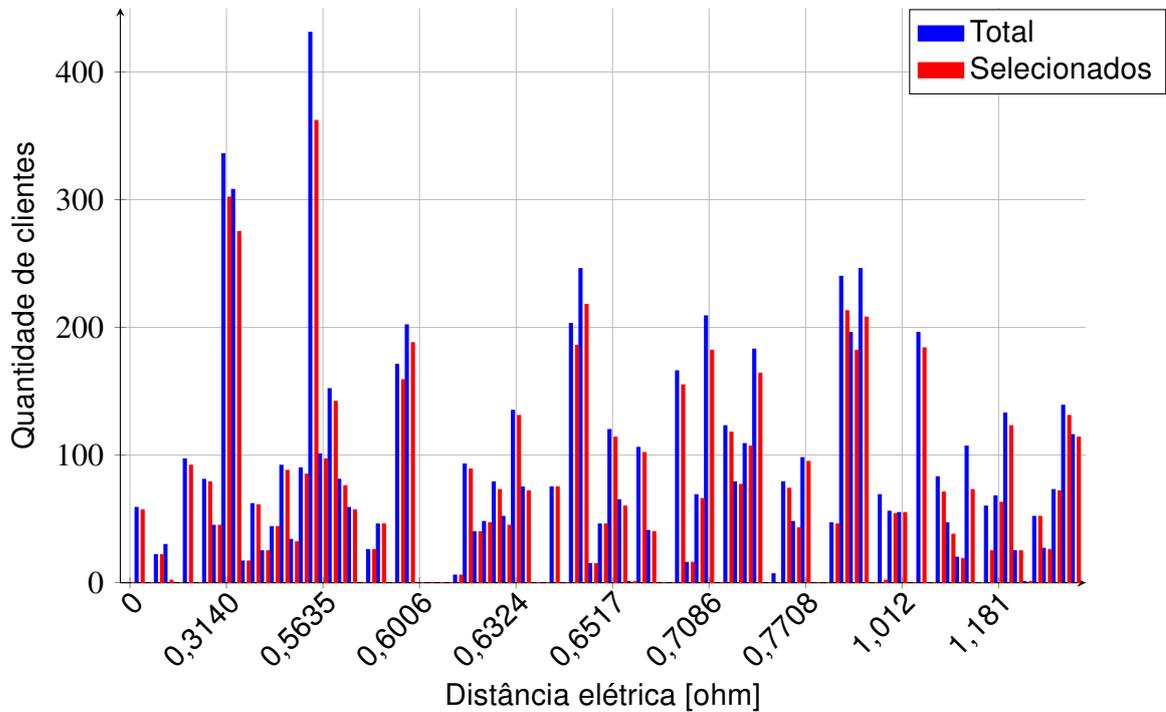


Figura 5.13: Quantidade de clientes para abordagem híbrida por barra - Caso C (10%)
 Fonte: O autor (2013)

Todos os casos apresentados foram capazes de aumentar o nível de tensão no alimentador. Embora a tensão para o caso base esteja de acordo com os valores normativos (ANEEL, 2012), esse acréscimo dos valores de tensão fornece um aumento na robustez do sistema, diminuindo possibilidade de eventuais violações do limite mínimo de tensão. O valor mínimo de tensão para todos os casos e todas abordagens ocorre na barra 75, conforme esperado, pois essa é a última barra do tronco do alimentador, como pode ser visto na Figura 4.3.

5.2.2 Otimização Global

A Tabela 5.4 apresenta alguns parâmetros da solução obtida através da abordagem híbrida global.

Tabela 5.4: Resultados da abordagem híbrida global
Fonte: O autor (2013)

	Caso base	Caso A (2%)	Caso B (5%)	Caso C (10%)
Fluxo 19h	5,2220 MW	5,1360 MW	5,0178 MW	4,8995 MW
Atingimento objetivo 19h	-	82,30%	78,19%	61,76%
Fluxo 20h	5,6010 MW	5,5511 MW	5,3878 MW	5,2645 MW
Atingimento objetivo 20h	-	80,64%	76,13%	60,07%
Fluxo 21h	5,7327 MW	5,6394 MW	5,5136 MW	5,3870 MW
Atingimento meta 21h	-	81,38%	76,44%	60,31%
Energia consumida - dia útil	109,66 MWh	109,86 MWh	110,13 MWh	110,60 MWh
Perda de receita - mês	-	R\$ 16.043,21	R\$ 36.517,76	R\$ 57.772,26
Fator de carga médio - dia útil	0,1368	0,1369	0,1369	0,1367
Perdas em dia útil	1,6615%	1,6640%	1,6671%	1,6687%
Perdas no pico - dia útil	1,8757%	1,8331%	1,7866%	1,7629%
I_s máximo - dia útil	1,3556 p.u.	1,3335 p.u.	1,3161 p.u.	1,3126 p.u.
Tensão mínima - dia útil	0,9698 p.u.	0,9706 p.u.	0,9708 p.u.	0,9709 p.u.
Horário tensão mínima - dia útil	21h	21h	22h	22h

No caso A o espaço de busca foi de 2.218 variáveis binárias (clientes a serem selecionados), no caso B 4.614 variáveis e no caso C 7.292. Sabendo que a quantidade de combinações possíveis entre variáveis binárias se dá por 2^n , onde n é a quantidade de variáveis binárias, percebe-se a enorme complexidade desses problemas de otimização.

A Figura 5.14 apresenta o fluxo de potência na saída do alimentador e a Figura 5.15 os clientes selecionados, ambas relacionadas ao caso A. Houve uma divergência média de 18,5608% entre o fluxo de potência ativa na saída do alimentador obtido e o esperado. Na Figura 5.15 percebe-se que foram selecionados os clientes mais

eletricamente distante da subestação, conforme o esperado devido a formulação do FPO utilizada, que minimiza as perdas elétricas no horário analisado.

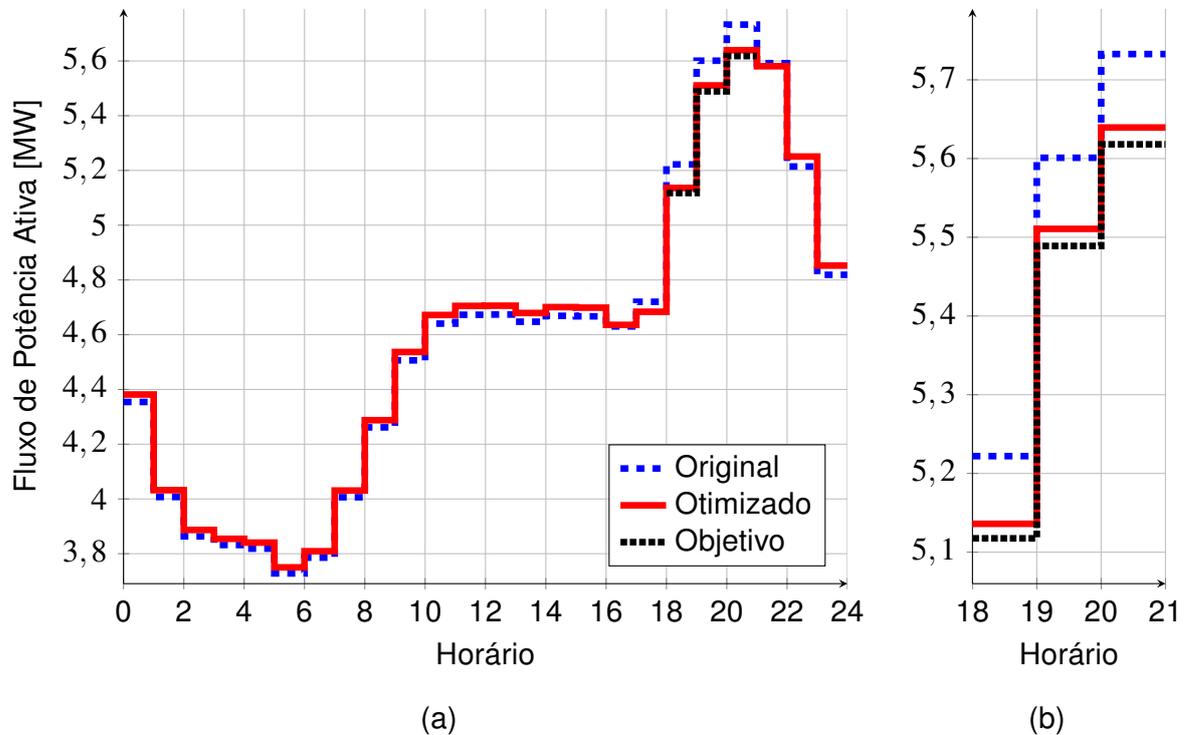


Figura 5.14: Fluxo de potência na saída do alimentador para abordagem híbrida global - Caso A (2%): (a) Dia Útil; (b) Detalhe do horário de pico
Fonte: O autor (2013)

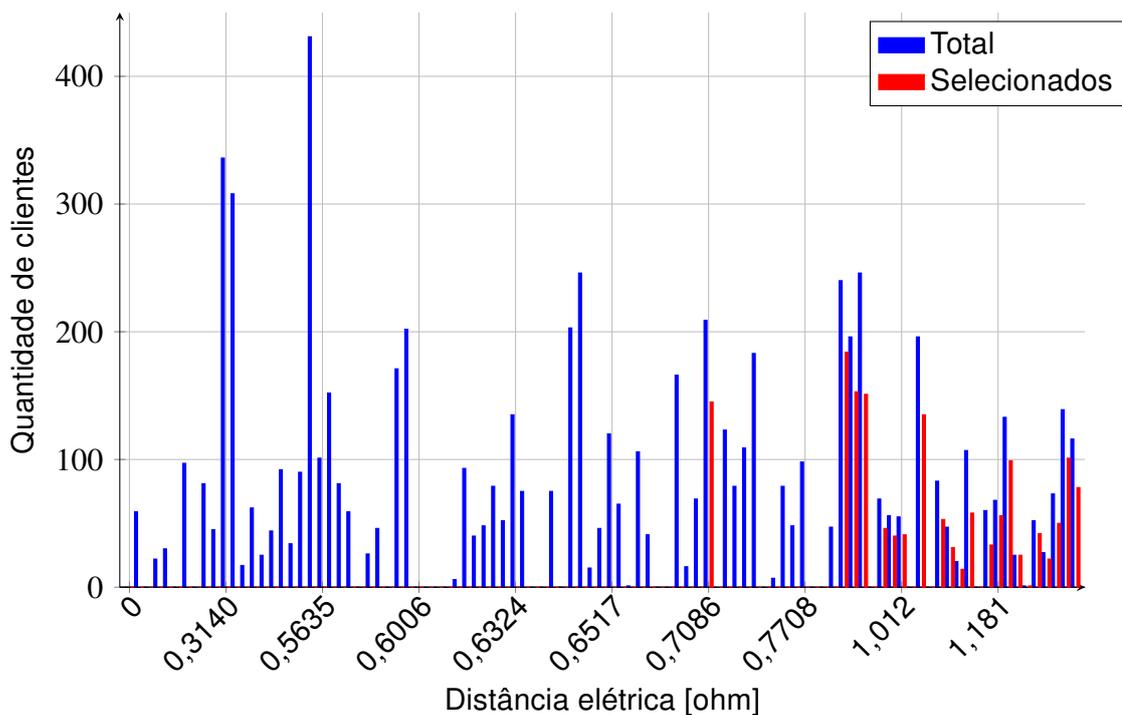


Figura 5.15: Quantidade de clientes para abordagem híbrida global - Caso A (2%).

As Figuras 5.16 e 5.17 apresentam o fluxo de potência na saída do alimentador e os clientes selecionados, respectivamente, para o caso B. Percebe-se que foi selecionada uma quantidade menor de clientes do que quando comparado ao caso B com otimização por barra, Figura 5.11, o que ocasionou maior desvio percentual do objetivo de redução.

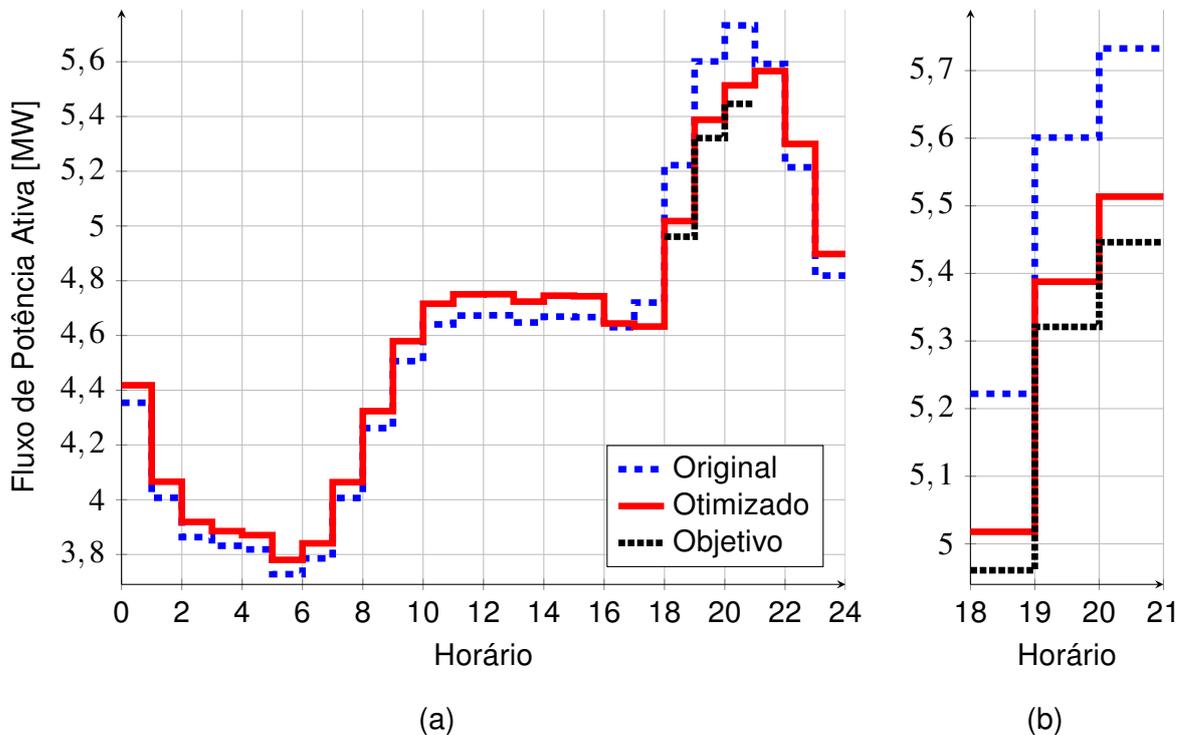


Figura 5.16: Fluxo de potência na saída do alimentador para abordagem híbrida global - Caso B (2%): (a) Dia Útil; (b) Detalhe do horário de pico
Fonte: O autor (2013)

O fluxo de potência ativa na saída do alimentador e os clientes selecionados para o caso C estão apresentados nas Figuras 5.18 e 5.19, respectivamente.

Todos os casos apresentados foram capazes de aumentar o nível de tensão no alimentador. Nos casos B e C o menor valor de tensão foi deslocado das 21 horas para as 22 horas, o que é um comportamento relacionado ao deslocamento do pico de carga para esse horário. Dado que o valor de tensão varia principalmente devido aos valores de carga, percebe-se que houve também um deslocamento do máximo valor de demanda das 21 horas para as 22 horas (entre 21h01min e 22h00min). Todavia, o valor máximo de demanda foi reduzido em todos os casos.

A Figura 5.20 apresenta a evolução da FO para os três casos testados com abordagem híbrida global. Uma vez que a métrica para o estabelecimento da quantidade de iterações do BPSO é realizada em função da quantidade de barras envolvidas no processo de otimização, os casos diferem no número máximo de iterações realizadas,

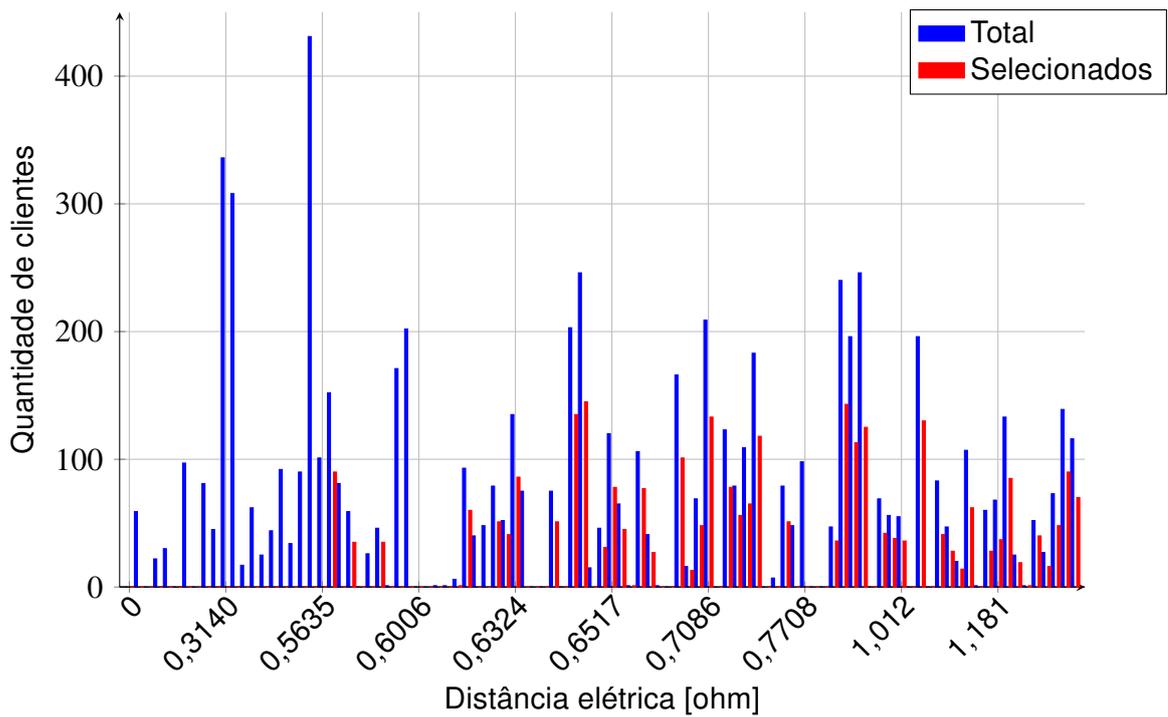


Figura 5.17: Quantidade de clientes para abordagem híbrida global - Caso B (5%)
Fonte: O autor (2013)

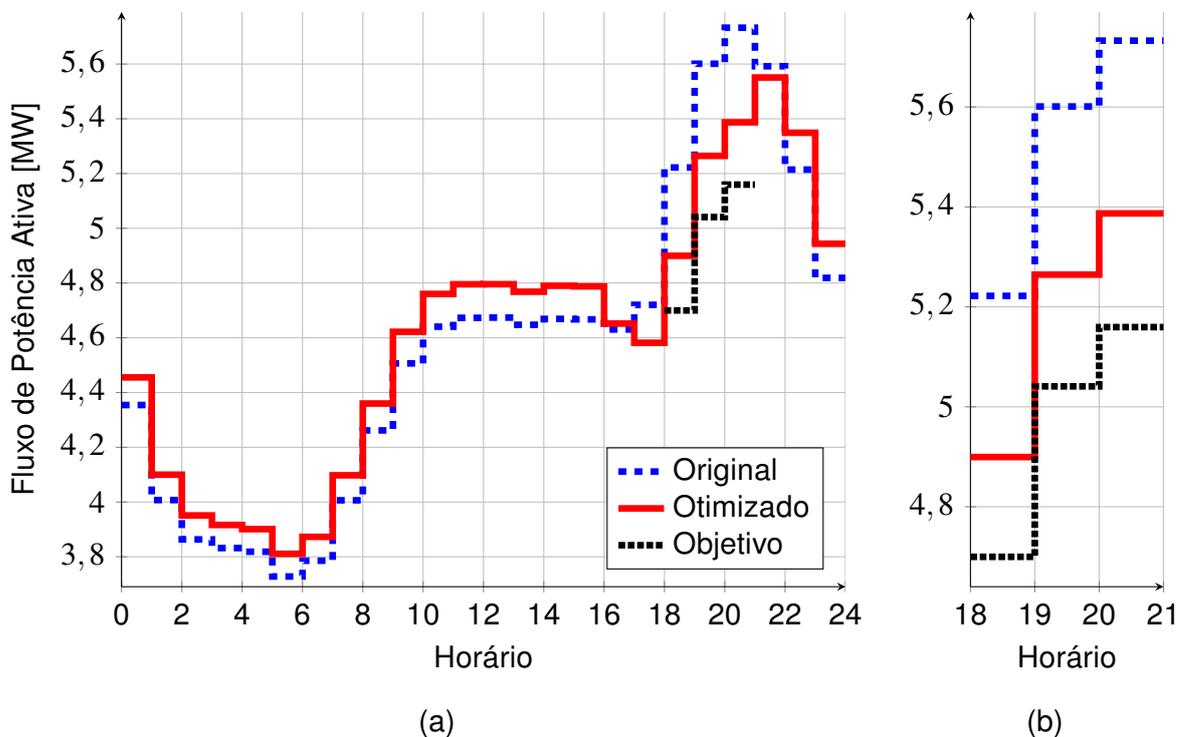


Figura 5.18: Fluxo de potência na saída do alimentador para abordagem híbrida global - Caso C (10%): (a) Dia Útil; (b) Detalhe do horário de pico
Fonte: O autor (2013)

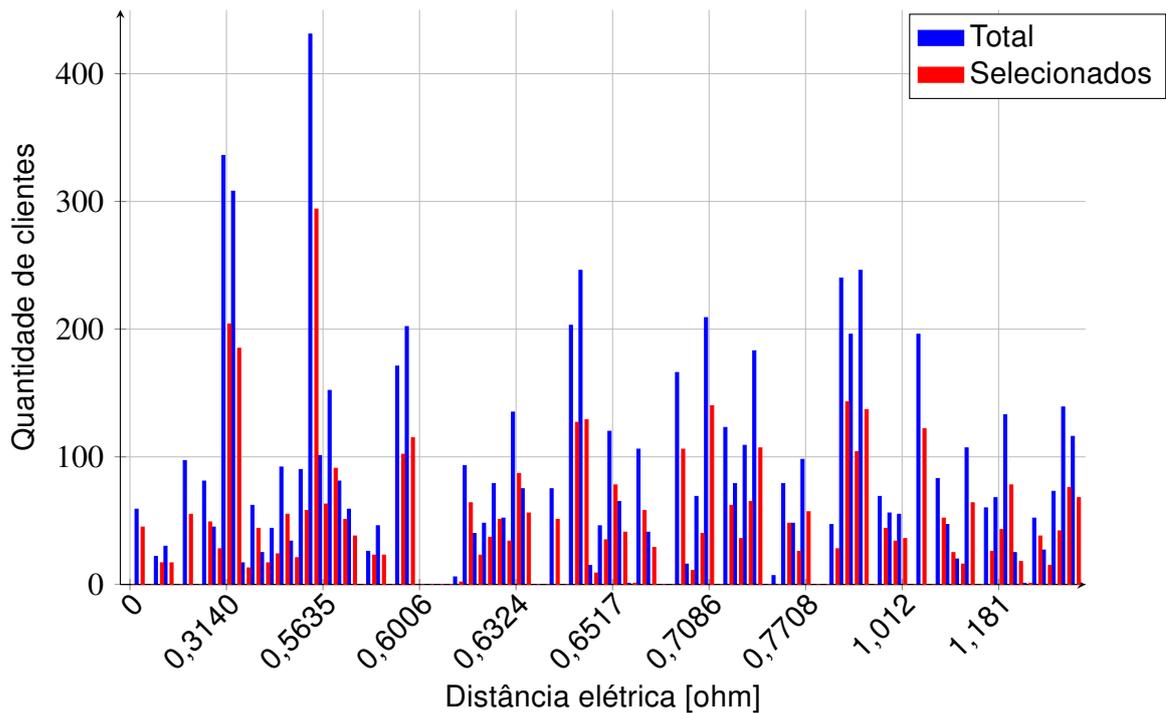


Figura 5.19: Quantidade de clientes para abordagem híbrida global - Caso C (10%)
 Fonte: O autor (2013)

dados que para o caso A foram selecionadas 22 barras para deslocamento de carga, para o caso B, 48 barras, e para o caso C, 75 barras. A quantidade de iterações, e consequentemente avaliações da FO estabelecidas, foi considerada adequada ao problema. Valores referentes a tempo computacional serão apresentados na seção 5.4.

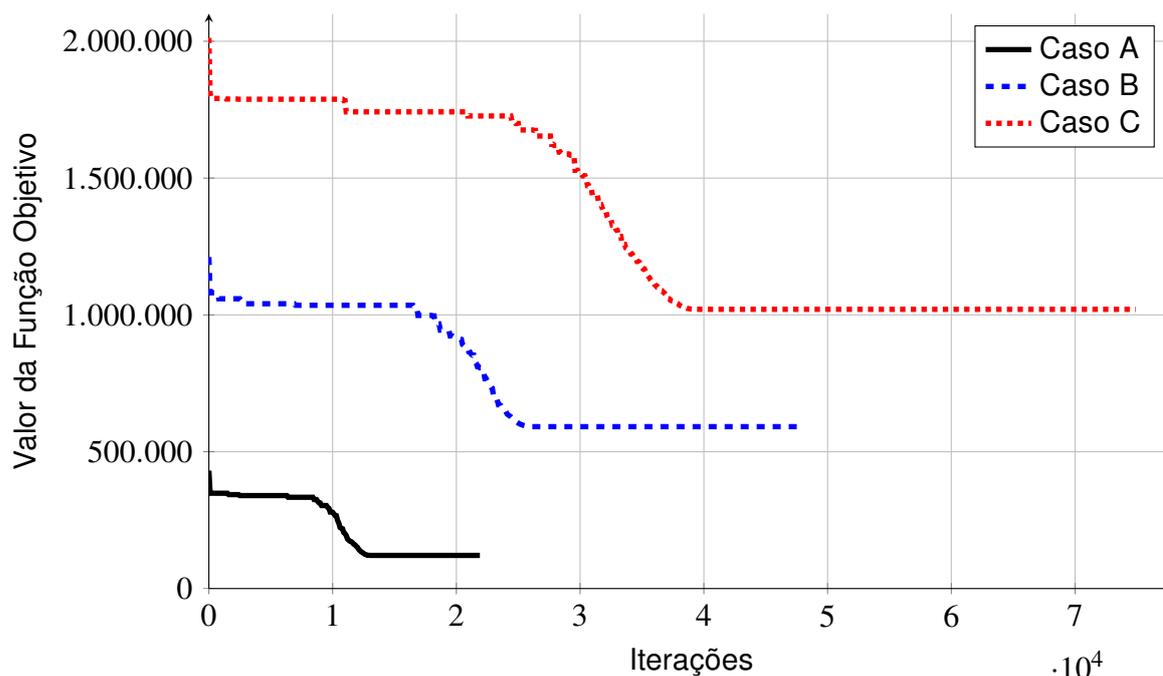


Figura 5.20: Evolução da função objetivo para a abordagem híbrida global
Fonte: O autor (2013)

5.3 Análise Comparativa Técnico-Econômica

Nessa seção serão apresentadas análises técnico-econômicas comparativas entre as abordagens analisadas. Em algumas das análises será dado foco nos resultados do caso B (5%), por refletir uma situação provavelmente mais recorrente em casos reais de aplicação do método desenvolvido. A Figura 5.21 apresenta um comparativo dos valores médios de atendimento do objetivo de redução de demanda na saída do alimentador para todas abordagens e casos.

A abordagem heurística apresentou um melhor atendimento ao objetivo para os casos A e B, quando comparado com os resultados da abordagem híbrida por barra e global. Os valores de atendimento da abordagem heurística para esses casos foram acima de 100%, o que representa que o valor de redução obtida foi maior do que a redução esperada (objetivo).

A abordagem híbrida por barra apresentou o melhor resultado para o caso C, cujo objetivo estabelecido estava acima dos valores possíveis de redução a serem atingidos pelo sistema. Todavia, observa-se que o valor de fluxo na saída do alimentador obtido para o horário de “pior caso” (5,2940 MW, conforme apresentado na Tabela 5.3), ainda é abaixo do valor máximo possível (considerando a seleção de todos os clientes, 5,279

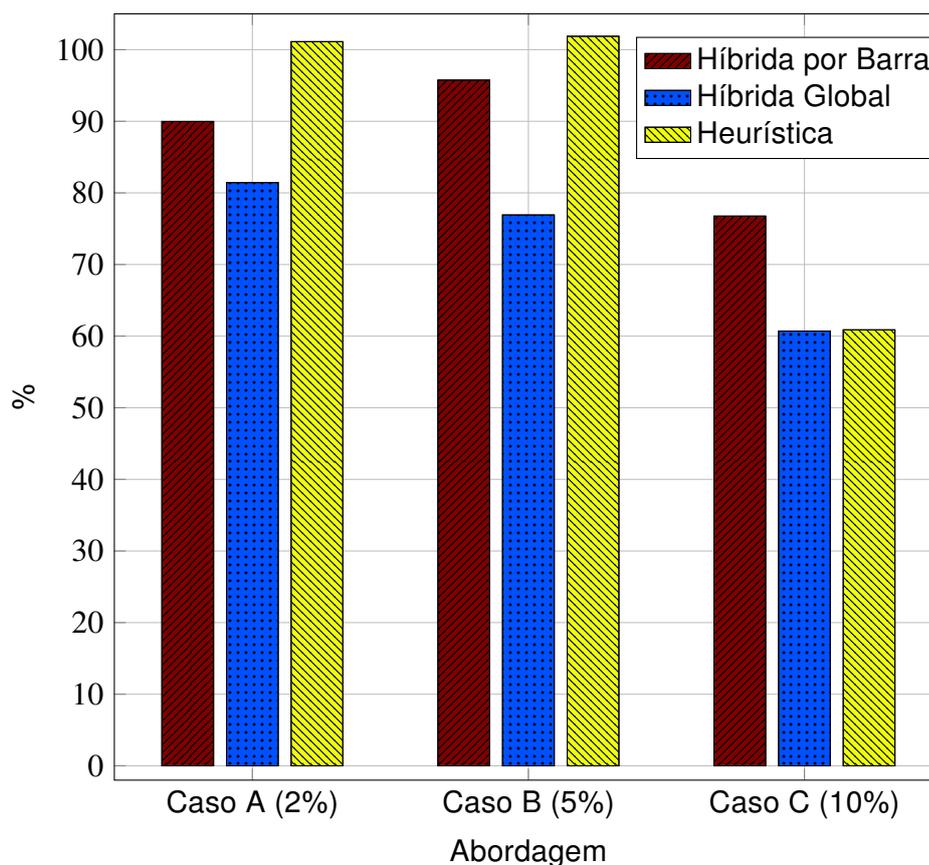


Figura 5.21: Comparativo do atendimento da redução solicitada no fluxo de potência na saída do alimentador
Fonte: O autor (2013)

MW). Alguns clientes não foram selecionados, embora o objetivo não tenha sido atingido, o que pode ter ocorrido por alguns motivos: i) os clientes não selecionados possuem um consumo muito baixo ou que não colabora na minimização da FO, ou seja, o sistema somente seleciona os clientes que contribuam significativamente para a redução de energia no horário pretendido; ii) a seleção de todos clientes excederia a solicitação de redução de carga pelo FPO. Nesse último caso o BPSO seleciona ou não cada cliente, levando em conta os pesos impostos na FO apresentada em (4.6) e (4.7).

Os resultados da abordagem heurística foram melhores para o caso A e B do que a abordagem híbrida por barra devido ao fato da abordagem híbrida, por barra e global, considerar uma resposta inicial do FPO para selecionar os clientes mais aptos a participar no programa de resposta à demanda. Assim, em barras onde há poucos clientes conectados ou clientes de grande porte, é possível que não se encontre uma combinação de clientes que se aproxime da redução esperada, prejudicando o resultado final do sistema de otimização de resposta à demanda. Em outras palavras, a redução do espaço de busca auxilia no desempenho computacional da solução (como será comentado na

seção 5.4), no entanto, pode extinguir a combinação que forneceria a redução objetivada.

A abordagem híbrida com otimização global apresentou um atendimento baixo da meta de redução de fluxo de potência solicitada, quando comparado às outras abordagens, para todos os casos. Diferentemente da abordagem heurística, a híbrida global foi restrita a uma seleção de clientes em determinadas barras pré-selecionadas, e quando comparada com a abordagem híbrida por barra, apresentou um espaço de busca grande para o processo de seleção de clientes através do BPSO. Outro dificultador para que o BPSO fosse capaz de selecionar os clientes para atingir a redução esperada, na abordagem híbrida global, foi o fato de não ser realizado uma análise de fluxo de potência a cada avaliação da FO. Logo, como a abordagem híbrida por otimização global se restringe à verificação do atendimento de uma meta global de redução, as perdas técnicas anteriormente consideradas no FPO não são verificadas durante o processo de seleção de clientes através do BPSO.

Nas tabelas apresentadas nas seções anteriores desse capítulo pôde-se verificar que em todos os casos de todas as abordagens, houve uma diminuição no fator de sobrecarga máximo do alimentador, que coincide com o horário de máximo valor de fluxo na saída do alimentador. O índice de sobrecarga médio ao longo de um dia útil era de 1,0805 p.u. para o caso base e subiu, no caso B, para 1,0862 p.u., 1,0851 p.u. e 1,0867 p.u. para as abordagens híbrida por barra, híbrida global e heurística, respectivamente. Percebe-se portanto, um incremento no índice de sobrecarga médio para todas as abordagens, pois embora o pico máximo de carga e, conseqüentemente de sobrecarga (I_s máximo), foi diminuído, o deslocamento dessa energia do pico para outros horários acabou resultando nesse aumento médio. A energia consumida ao longo de um dia apresentou um ligeiro acréscimo em todas as abordagens e casos analisados, o que justifica o aumento da sobrecarga média.

Dado que foram estabelecidas distintas matrizes de elasticidade para cada grupo de cliente, conforme pôde ser verificado nas Figuras 4.4 e 4.5, e que cada cliente no alimentador possui uma curva distinta ajustada conforme seu consumo mensal médio, assim como a posição do cliente no alimentador (distância elétrica), espera-se que cada abordagem selecione quantidades distintas de clientes de cada classe.

Como pôde ser observado na Figura 5.22, a abordagem híbrida global foi a que selecionou a menor quantidade de clientes para o caso B, mas também foi a que apresentou o maior desvio da meta em termos elétricos. A abordagem híbrida por barra foi a que apresentou maior quantidade de clientes selecionados, entretanto foi a abordagem

heurística que apresentou menor desvio absoluto da meta de redução objetivada no caso B. Logo, percebe-se que a seleção de um maior grupo de clientes não necessariamente leva a uma maior redução de carga no pico.

A abordagem híbrida por barra selecionou um maior número de clientes das classes 2, 3 e 4, ou seja, com consumos considerados intermediários do que a abordagem heurística. Essa, por sua vez, selecionou uma quantidade maior de clientes da classe 5, os quais, devido à matriz de elasticidade que fornece um maior deslocamento da carga, assim como do montante de carga a cada horário, contribuem mais para atingir a meta.

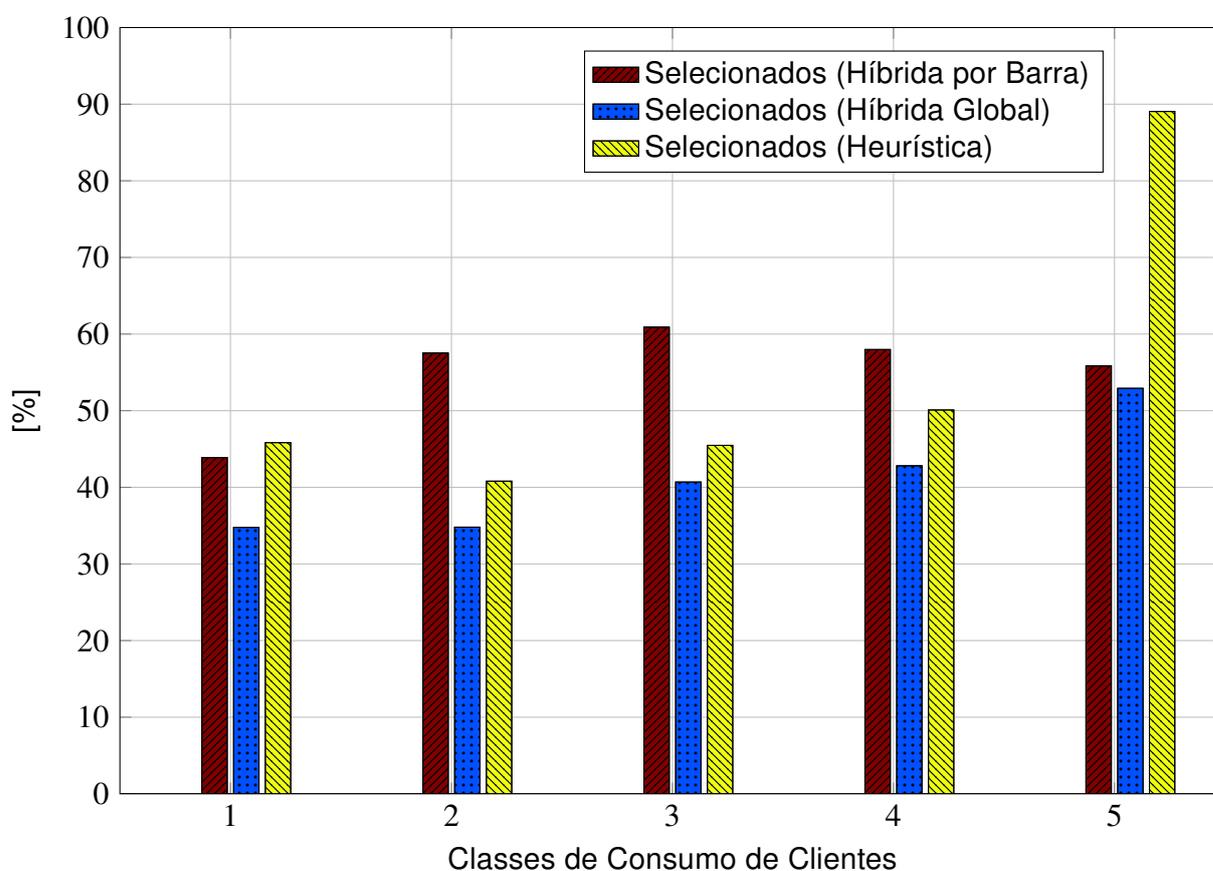


Figura 5.22: Comparativo de clientes selecionados entre abordagens para o caso B (5%)
Fonte: O autor (2013)

A abordagem híbrida por barra selecionou menos clientes da classe 5 pois esses se encontravam em barras que não foram selecionadas pelo FPO. Logo, percebe-se que embora a abordagem híbrida apresente a vantagem de minimização de perdas em horário de pico (devido à utilização do FPO) e também de minimização significativa do espaço de busca do BPSO para seleção de clientes, pode apresentar resultados piores do que a heurística em termos de seleção de grupos ótimos de clientes.

Conforme a proposição inicial da tarifa branca, apresentada em ANEEL (2010),

somente clientes com consumo médio acima de 200 kWh seriam elegíveis. Portanto foram realizadas testes adicionais dos resultados da abordagem híbrida via otimização por barra considerando a exclusão dos clientes com consumo abaixo (exclusão das classes 1 e 2) do espaço de busca, como pode ser observada no Apêndice B.

Quanto à minimização de perdas no horário de pico, a Tabela 5.5 apresenta a razão entre a energia perdida no horário de pico e a energia total distribuída no pico. Através dos processos de otimização a participação das perdas técnicas na energia consumida, que no caso base é de 1,8757% (310,53 kWh de perdas dentre 16.555,70 kWh distribuídos no horário de pico) é reduzida, como esperado. A abordagem híbrida apresenta uma vantagem na contribuição das perdas ao utilizar o FPO com esse objetivo modelado, priorizando a seleção das barras mais distantes eletricamente da subestação.

Tabela 5.5: Comparativo do percentual de perdas técnicas no horário de pico
Fonte: O autor (2013)

Abordagem	Caso A	Caso B	Caso C
Híbrida por barra	1,8285%	1,7647%	1,7312%
Híbrida global	1,8331%	1,7866%	1,7629%
Heurística	1,8376%	1,7802%	1,7627%

A abordagem híbrida por barra, porém apresentou os menores valores de perdas percentuais, logo, contribuindo para uma distribuição de energia mais eficiente. Essa redução das perdas técnicas no horário de pico contribui no atingimento do objetivo de redução de fluxo, sem reduzir a receita esperada, para o caso estudado. Vale ressaltar que essa diferença não é de grande relevância, estando na ordem de dezenas de kWh para o caso estudado.

A Tabela 5.6 apresenta um comparativo, para o caso B, entre a receita obtida pela concessionária através da venda de energia para as diferentes classes de consumidores residenciais, conforme divisão apresentada na Tabela 4.1.

A diferença entra a receita do caso base e dos casos propostos porém não necessariamente representa o custo da aplicação plena do programa de resposta à demanda, pois não considera custos fixos tais como a gestão de um central de *telemarketing* para atendimento aos clientes, o custo para a troca de medidores caso os presentes nas residências sejam eletromecânicos, sistemas de telemedição (quando necessários) ou demais incentivos tais como descontos na conta ou campanhas de conscientização para garantir a aceitação e participação dos clientes conforme o esperado.

Além de apresentar os dados dos clientes residenciais por classe, a Tabela 5.6 também apresenta a receita total esperada para os clientes residenciais e o total do alimentador, a qual considera também clientes comerciais e industriais do grupo A4 e iluminação pública.

Tabela 5.6: Comparativo de receita por classes de consumo de clientes residenciais (caso B)

Fonte: O autor (2013)

	Caso Base	Híbrida por barra	Híbrida global	Heurística
Classe 1	R\$ 5.702,02	R\$ 5.479,79	R\$ 5.566,48	R\$ 5.540,97
Classe 2	R\$ 90.766,32	R\$ 87.438,31	R\$ 88.758,64	R\$ 88.440,17
Classe 3	R\$ 348.080,13	R\$ 331.873,03	R\$ 337.104,80	R\$ 336.199,55
Classe 4	R\$ 233.325,58	R\$ 220.307,25	R\$ 223.635,50	R\$ 222.142,19
Classe 5	R\$ 358.263,73	R\$ 344.259,13	R\$ 344.259,13	R\$ 336.579,78
Total residencial	R\$ 1.036.137,79	R\$ 989.357,50	R\$ 999.620,03	R\$ 988.902,67
Total alimentador	R\$ 1.143.123,68	R\$1.096.343,39	R\$ 1.106.605,93	R\$ 1.095.888,56

A receita total obtida da abordagem híbrida por barra e da abordagem heurística para o caso B apresentou somente uma pequena diferença (R\$ 454,83, ou seja, 0,0398% da receita base), embora houve uma grande diferença entre a redução obtida e a quantidade de clientes selecionados. Isso se deve ao conjunto distinto de clientes selecionados entre as abordagens, e suas respectivas curvas de carga e elasticidade. Esse resultado ressalta a importância da parcela da FO que considera a minimização da receita, a qual, dentro das restrições e prioridades estabelecidas, é também otimizada. Percebe-se que a abordagem heurística, ao considerar um espaço de busca com todas as barras elegíveis, foi capaz de minimizar a perda de receita mais apropriadamente.

Quanto ao número máximo de iterações definida para o FPO, na abordagem híbrida e BFS, em ambas abordagens, apresentado na Tabela 5.1, pode-se afirmar que foram suficientes para convergência conforme tolerância adotada.

5.4 Análise Comparativa de Performance Computacional

Nessa seção será analisada a performance computacional das simulações realizadas. Primeiramente é importante explicitar os tempos de execução das abordagens para os três casos (ver Tabela 5.7). Configurações de *hardware* assim como *software* utilizados nas simulações podem ser encontrados na seção 4.1.4.

Tabela 5.7: Análise comparativa do tempo de execução das abordagens (horas)
 Fonte: O autor (2013)

Abordagem	Caso A (2%)	Caso B (5%)	Caso C (10%)
Híbrida por barra	0,10 h	0,24 h	0,43 h
Híbrida global	1,59 h	7,20 h	19,73 h
Heurística	31,00 h	33,68 h	29,81 h

Percebe-se que a abordagem heurística é a que requisita um tempo de execução mais elevado. Esse tempo de execução está diretamente ligado a: i) Necessidade de realizar cálculo do fluxo de potência a cada avaliação da FO; ii) Tamanho do espaço de busca.

Em média a abordagem heurística teve um tempo de execução 3 vezes mais longo do que a abordagem híbrida global para obter a solução final e mais de 124 vezes mais longo do que a abordagem híbrida por barra. Dado que esse é um estudo de planejamento, ou seja, não é realizado em tempo real, tal tempo de execução não apresenta grandes desvantagens.

Porém para fins de uma aplicação prática desse sistema em uma concessionária de energia elétrica, embora a abordagem heurística apresente muitas vezes uma solução mais precisa do ponto de vista técnico, o seu tempo de execução pode inviabilizar a utilização da mesma devido a possível inexistência de infraestrutura computacional para desenvolvimento de simulações em tempo hábil. As análises realizadas nesse trabalho focaram em um alimentador único, todavia para uma concessionária de energia seria interessante em alguns casos realizar análises em diversos alimentadores de uma subestação por exemplo, para, com base nos resultados das simulações decidir onde realizar o programa de resposta à demanda. Analisando diversos alimentadores o tempo de execução da simulação da abordagem heurística poderia aumentar da escala de horas para semanas, inviabilizando a usabilidade do sistema.

A abordagem híbrida global possui seu tempo de execução diretamente ligado à complexidade do problema a ser resolvido, ou seja, à quantidade de avaliações necessárias conforme parametrização realizada.

A abordagem híbrida por barra apresentou o melhor custo computacional (menor tempo de execução), o qual julga-se adequado para aplicações em concessionárias de energia elétrica. Assim como na abordagem híbrida global, a abordagem híbrida por barra também possui seu custo computacional diretamente ligada à quantidade de clientes

presentes nas barras selecionadas para redução através do FPO.

No contexto de redes elétricas inteligentes sistemas dinâmicos com respostas rápidas se tornam mais importantes pois, se torna possível a integração de dados de medidores inteligentes os quais permitem uma alteração constante nas curvas de carga dos clientes. Assim, para definir outros grupos de clientes que atendam o objetivo, verificar a situação de um dado alimentador em um programa de resposta à demanda com essas novas cargas ou realizar outras ações não implementadas nesse trabalho, tais como a determinação dinâmica de preços de energia, serão necessárias novas simulações do sistema.

Dado a possibilidade de paralelização de diversas análises realizadas (avaliações da FO de cada partícula do BPSO dentro de uma mesma iteração, por exemplo), sugere-se a utilização de um *cluster* de computadores para que o tempo computacional seja reduzido em qualquer das abordagens.

5.5 Considerações Finais do Capítulo

O presente capítulo apresentou e analisou os resultados das simulações realizadas para a validação do sistema de otimização de resposta à demanda desenvolvido. Inicialmente foi apresentado os resultados de cada uma das abordagens (híbrida por barra, híbrida global e heurística) para três casos de estudos, com diferentes níveis de redução da curva de fluxo de potência ativa na saída do alimentador.

Foram realizadas análises quanto à curva de carga e seleção de clientes, além da apresentação de outros parâmetros tais como fator de carga, índice de sobrecarga, dados econômicos (perda de receita da concessionária) e análise quantitativa e posicional dos clientes selecionados.

Na sequência foram realizadas comparações entre as diferentes abordagens, tanto em termos técnico-econômicos quanto de performance computacional. Em suma, a abordagem híbrida por barra apresentou uma performance superior à abordagem híbrida global tanto em termos de atendimento ao objetivo elétrico quanto em tempo de execução do algoritmo. A abordagem heurística apresentou o resultado de atendimento de uma meta elétrica mais precisa do que as demais abordagens, entretanto apresentou um custo computacional demasiadamente elevado, principalmente quando comparado à abordagem híbrida por barra.

6 Conclusões e Trabalhos Futuros

Diante da inevitável e necessária evolução que pode-se observar nas redes de transmissão e distribuição de energia elétrica, é possível a revisão de alguns paradigmas do setor elétrico em, por exemplo, tratar a demanda de energia de clientes residenciais como algo fixo no curto prazo. A implementação de programas de GLD, juntamente com sistemas automáticos de controle e supervisão e de novas soluções de TIC, parte integrantes das redes inteligentes de energia, possibilitam a adequação da demanda a padrões de consumo que beneficiem a eficiência do sistema.

Dentro desse contexto, o presente trabalho focou no desenvolvido de um sistema de otimização de programas de resposta à demanda em redes de distribuição de energia. Para isso, inicialmente foram realizados estudos aprofundados quanto aos tipos de programas de GLD existentes e analisadas diversas aplicações tanto em âmbito acadêmico-científico quanto soluções comerciais. Um detalhamento maior foi dado na aplicação de tarifas diferenciadas em clientes residenciais, analisando o cenário brasileiro através da aplicação da tarifa branca, consolidada através da atualização dos procedimentos de regulação tarifária, assim como na modelagem do comportamento dos clientes frente a sinais tarifários. Nesse ponto ressalta-se que devido a ausência de estudos de elasticidade em nível nacional foi necessário a utilização de dados de elasticidade, direta e cruzada, de estudos internacionais. Todavia os dados de alimentadores, assim como curvas de cargas de clientes utilizados nesse estudo são provenientes de dados reais, porém ligeiramente modificados para se adequar ao problema.

Após um estudo mais aprofundado do problema foi então necessário verificar quais métodos de análise e otimização de SEP seriam mais adequados para o desenvolvimento do trabalho. Diversos métodos clássicos e de inteligência artificial foram estudados, resultando na utilização de fluxo por varredura reversa / direta para análise das redes de distribuição (BFS), BPSO para seleção de clientes e FPO para utilização nas abordagens híbridas.

Foram propostas duas abordagens para a resolução do problema de seleção ótima de clientes para resposta à demanda: heurística e híbrida. A híbrida contou com uma pré-seleção ao nível de barras (transformadores) através da técnica de FPO. Foram desenvolvidas duas técnicas para a abordagem híbrida, uma realizando a seleção dos clientes através das metas locais de redução proposta pelo FPO (otimização por barra) e a outra através da utilização do somatório dessas metas (otimização global). A otimização híbrida por barra permitiu resultados mais precisos e também com um custo computacional adequado à aplicação pretendida, ao dividir um problema de alta complexidade em diversos problemas menores. A otimização híbrida global, por sua vez, apresentou resultados com menor precisão, devido ao aumento de complexidade das soluções testadas.

A abordagem heurística, por sua vez, obteve em geral melhores resultados quanto ao atendimento da meta de redução, porém apresentou um custo computacional bastante alto. Sua aplicação se justifica quando da necessidade de precisões elevadas e/ou da disponibilidade uma infraestrutura computacional adequada para lidar problemas dessa complexidade.

O sistema de otimização de resposta à demanda desenvolvido portanto poderá contribuir significativamente para que as concessionárias de energia obtenham um benefício mútuo, juntamente com o cliente, de programas de RDBT. Esse tipo de sistema permite a concessionária evitar perdas de receitas desnecessárias através da seleção ótima de um grupo de clientes para um determinado programa, planejar custos e retornos esperados podendo assim postergar investimentos em linhas, subestações, etc. Embora existam soluções comerciais com funcionalidades similares, muitas vezes não é possível saber qual os processos ou métodos de execução que estão sendo realizados internamente, assim como a precisão dos modelos utilizados.

Por fim, com essa dissertação foi possível explicitar que a sinergia entre clientes e concessionárias é algo possível e inevitável para a evolução das redes elétrica inteligentes, sem a qual, poderão ser inviabilizados diversos avanços na indústria e em outras áreas da sociedade. O trabalho de concessionárias junto a clientes para que esses tomem conhecimento de como gerenciar seu consumo, e as razões de realizar isso, deve estar sempre em foco, pois assim pode também otimizar a sua operação e maximizar sua rentabilidade. Todavia, clientes conscientizados quanto à fontes de energia disponíveis e com ferramentas que auxiliem-os a gerenciar seu consumo demandarão das concessionárias de energia uma interação cada vez mais crescente, assim como

um serviço de qualidade que esteja de acordo com suas premissas sociais, ambientais e financeiras.

A produção bibliográfica realizada durante essa dissertação no tema do projeto e em temas correlatos são apresentadas, respectivamente, nos Apêndices C e D.

6.1 Trabalhos Futuros

Para os desenvolvimento futuros vislumbra-se a possibilidade de:

- Utilizar métodos de otimização multiobjetivo na seleção de clientes. Tais métodos podem fornecer informações valiosas para a concessionária na elaboração de programas de resposta à demanda, tais como a visualização de *trade-offs* entre diversos programas;
- Melhorar a abordagem híbrida global considerando uma estimativa inicial de perdas;
- Investigar aplicações em diferentes cenários do que o cenário atual brasileiro (tarifa branca), principalmente através da utilização de tarifas do tipo RTP;
- Ajustar o método para que realize a otimização dos valores de tarifa diferenciada, ou seja, ao invés da seleção de clientes é possível que o sistema considere os valores da tarifa a cada posto tarifário como variável. Através de uma modelagem mais detalhada pode-se também fundir as funcionalidades de seleção de tarifas e otimização de sinal tarifário;
- Alterar a FO para seleção de clientes visando atender limites de tensão no alimentador, redução do fluxo em determinados trechos da rede, preenchimento de vales em horários de carga leve, otimização de reativos, entre outros;
- Integração do sistema desenvolvidos com uma base de dados de telemedição de medidores eletrônicos, possibilitando análise das peculiaridades individuais de cada cliente;
- Integração do sistema desenvolvidos a sistemas de gerenciamento de energia em residências tais como propostos em Siebert *et al.* (2012), Custódio *et al.* (2013) e Chen, Wu e Fu (2012), assim como em algumas soluções comerciais, auxiliando os clientes no deslocamento de suas cargas e assim contribuindo para a efetividade de

ações planejadas e também proporcionando valores de elasticidade superiores aos esperados quando da ausência desses.

Referências

- AALAMI, H.; MOGHADDAM, M. P.; YOUSEFI, G. Demand response modeling considering interruptible/curtailable loads and capacity market programs. *Applied Energy*, Elsevier, v. 87, n. 1, p. 243–250, 2010.
- AALAMI, H.; YOUSEFI, G.; MOGHADAM, M. P. Demand response model considering edrp and tou programs. In: *Transmission and Distribution Conference and Exposition*. 2008.
- ALBADI, M. H.; EL-SAADANY, E. A summary of demand response in electricity markets. *Electric Power Systems Research*, Elsevier, v. 78, n. 11, p. 1989–1996, 2008.
- ALRASHIDI, M. R.; EL-HAWARY, M. E. A survey of particle swarm optimization applications in electric power systems. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 13, n. 4, p. 913–918, 2009.
- ALSTOM. *Demand Response Management Lite: Cost Effective Preconfigured DR Management Solution*. 2012. Disponível em: <<http://www.alstom.com/Global/Grid/Resources/Documents/Automation/NMS/e-terra%20DRM%20lite%20rev1.pdf>>. Acesso em: 14 de Outubro de 2013.
- ALSTOM. *e-terra DRBIZNet - Demand Reponse Management System*. 2012. Disponível em: <<http://www.alstom.com/Global/Grid/Resources/Documents/Automation/NMS/e-terra%20DRM%20lite%20rev1.pdf>>. Acesso em: 14 de Outubro de 2013.
- ANEEL. *Resolução Nº 334*. 1999. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/cedoc/res1999334.pdf>>. Acesso em: 09 de Dezembro de 2013.
- ANEEL. *Nota Técnica nº 362/2010-SRE-SRD/ANEEL - Sinal Econômico para a Baixa Tensão*. 2010.
- ANEEL. *Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional - Módulo 8 (Qualidade da Energia Elétrica)*. 2012.
- ANEEL. *Procedimentos de Regulação Tarifária - Submódulo 7.1 Procedimentos Gerais*. 2013.
- BARAN, M.; WU, F. Optimal sizing of capacitors placed on a radial distribution system. *Power Delivery, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 4, n. 1, p. 735–743, 1989.
- CARPENTIER, J. Contribution to the economic dispatch problem. *Bulletin de la Societe Francaise des Electriciens*, Societe Francaise Des Electriciens, v. 3, n. 8, p. 431–447, 1962.
- CARVALLO, A.; COOPER, J. *The advanced smart grid: Edge power driving sustainability*. : Artech House, 2011.

CHALA, M. N. C. *Modelagem de Consumidores para o Gerenciamento de Carga de Concessionárias de Distribuição de Energia Elétrica*. Dissertação (Mestrado) — Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, PR, 2011.

CHEN, Z.; WU, L.; FU, Y. Real-time price-based demand response management for residential appliances via stochastic optimization and robust optimization. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 3, n. 4, p. 1822–1831, 2012.

CUSTÓDIO, E.; FERREIRA, L. R.; SIEBERT, L. C.; YAMAKAWA, E. K.; SANTOS, P. A. dos; AOKI, A. R.; FERNANDES, T. S. P.; LEITE, E. E. M. Proposta de algoritmo para gerenciamento pelo lado da demanda em residências através do corte de smart plugs. In: *XI Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*. 2013.

DUGAN, R. C. *Reference Guide - The Open Distribution System Simulator (OpenDSS)*. 2013.

ESMIN, A. A.; LAMBERT-TORRES, G. Application of particle swarm optimization to optimal power systems. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, v. 8, p. 1705–1716, 2012.

FARAHANI, S. S. S.; TABAR, M. B.; TOURANG, H.; YOUSEFPOUR, B.; KABIRIAN, M. Using exponential modeling for dlc demand response programs in electricity markets. *Research Journal of Applied Sciences*, Medwell, v. 4, 2012.

FARAHANI, S. S. S.; TOURANG, H.; YOUSEFPOUR, B.; NARAGHI, M. G.; JAVADIAN, S. A. M. Exponential modeling evaluation of time-of-use demand response programs in restructured power markets. *Research Journal of Applied Sciences*, Medwell, v. 4, 2012.

FARIA, P. N. da S. *Demand Response in future power systems management—A conceptual framework and simulation tool*. Dissertação (Mestrado) — Polytechnic of Porto, School of Engineering, Porto, Portugal., 2011.

FERNANDES, T. S.; LENZI, J.; MIKILITA, M. A. Load shedding strategies using optimal load flow with relaxation of restrictions. *Power Systems, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 23, n. 2, p. 712–718, 2008.

FERREIRA, R.; BARROSO, L.; LINO, P.; VALENZUELA, P.; CARVALHO, M. Time-of-use tariffs in brazil: Design and implementation issues. In: IEEE. *Innovative Smart Grid Technologies Latin America (ISGT LA), 2013 IEEE PES Conference On*. 2013. p. 1–8.

FILIPPINI, M. Electricity demand by time of use an application of the household aids model. *Energy Economics*, Elsevier, v. 17, n. 3, p. 197–204, 1995.

FILIPPINI, M. Short-and long-run time-of-use price elasticities in swiss residential electricity demand. *Energy policy*, Elsevier, v. 39, n. 10, p. 5811–5817, 2011.

GELLINGS, C.; CHAMBERLIN, J. *Demand-Side Management: Concepts & Methods*. : PennWell Corporation, 1993. ISBN 9780878146307.

GELLINGS, C. W. The concept of demand-side management for electric utilities. *Proceedings of the IEEE*, IEEE, v. 73, n. 10, p. 1468–1470, 1985.

GELLINGS, C. W. *The smart grid: enabling energy efficiency and demand response*. : Fairmont Press, 2009.

GENERAL ELECTRIC. *Grid IQ Demand Optimization Solution*. 2011. Disponível em: <<http://www.gedigitalenergy.com/products/brochures/DR1000.pdf>>. Acesso em: 14 de Outubro de 2013.

GRANVILLE, S. Optimal reactive dispatch through interior point methods. *Power Systems, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 9, n. 1, p. 136–146, 1994.

HAGE, F.; FERRAZ, L.; DELGADO, M. D. P. *Estrutura Tarifária de Energia Elétrica*. : SYNERGIA, 2011. ISBN 9788561325657.

HONEYWELL. *Automated Demand Response - Akuacom*. 2012. Disponível em: <<http://honeywelldemandefficiency.com/docs/Akuacom%20Brochure.pdf>>. Acesso em: 18 de Outubro de 2013.

HOUTHAKKER, H. S. Electricity tariffs in theory and practice. *The Economic Journal*, JSTOR, p. 1–25, 1951.

IEA. *The power to choose demand response in liberalised electricity markets*. : OECD, Paris, 2003.

IEA. *Technology Roadmap - Smart Grids*. 2011. Disponível em: <http://www.iea.org/publications/freepublications/publication/smartgrids_roadmap.pdf>. Acesso em: 06 de Novembro de 2013.

KARMARKAR, N. A new polynomial-time algorithm for linear programming. In: ACM. *Proceedings of the sixteenth annual ACM symposium on Theory of computing*. 1984. p. 302–311.

KENNEDY, J.; EBERHART, R. Particle swarm optimization. In: IEEE. *International Conference on Neural Networks*. 1995.

KENNEDY, J.; EBERHART, R. C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm. In: IEEE. *Systems, Man, and Cybernetics, IEEE International Conference on*. 1997. v. 5, p. 4104–4108.

KIRSCHEN, D. S.; STRBAC, G.; CUMPERAYOT, P.; MENDES, D. de P. Factoring the elasticity of demand in electricity prices. *Power Systems, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 15, n. 2, p. 612–617, 2000.

KREITH, F.; GOSWAMI, D. Y. *Energy management and conservation handbook*. : CRC, 2007.

LABANDEIRA, X.; LABEAGA, J. M.; LÓPEZ-OTERO, X. Estimation of elasticity price of electricity with incomplete information. *Energy Economics*, Elsevier, v. 34, n. 3, p. 627–633, 2012.

LEE, K. Y.; EL-SHARKAWI, M. A. *Modern heuristic optimization techniques: theory and applications to power systems*. : Wiley, 2008.

LI, N.; GAN, L.; CHEN, L.; LOW, S. H. An optimization-based demand response in radial distribution networks. In: IEEE. *Globecom Workshops (GC Wkshps)*. 2012. p. 1474–1479.

LIGHT. *Composição da Tarifa*. 2013. Disponível em: <<http://www.light.com.br/para-residencias/Sua%20Conta/composicao-da-tarifa.aspx>>. Acesso em: 05 de Março de 2013.

LIJESSEN, M. G. The real-time price elasticity of electricity. *Energy economics*, Elsevier, v. 29, n. 2, p. 249–258, 2007.

LOCKHEED MARTIN. *Control4 Energy Systems and Lockheed Martin Collaborate to Deliver Integrated Residential Energy Management Solutions for Utilities*. 2010. Disponível em: <<http://www.lockheedmartin.com/us/news/press-releases/2010/march/2010-03-23-control-4-residential-energy-mgmt.html>>. Acesso em: 18 de Outubro de 2013.

LOCKHEED MARTIN. *SEE Load - Demand Response Management System*. 2011. Disponível em: <<http://www.lockheedmartin.com/content/dam/lockheed/data/isgs/documents/SEELoad-Brochure.pdf>>. Acesso em: 18 de Outubro de 2013.

LUNDGREN, H. *State-of-the art of energy management, e-Health and community-service requirements on common service delivery frameworks*. 2011. Disponível em: <<http://www.ict-figaro.eu/system/files/FIGARO-Deliverable-5-1.pdf>>. Acesso em: 31 de Outubro de 2013.

MEDINA, J.; MULLER, N.; ROYTELMAN, I. Demand response and distribution grid operations opportunities and challenges. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 1, n. 2, p. 193–198, 2010.

MILLONAS, M. M. Swarms, phase transitions, and collective intelligence. In: ADDISON-WESLEY PUBLISHING CO. *Proceeding of the Santa Fe Institute Studies in the Sciences of Complexity*. 1994. v. 17, p. 417–417.

MIRJALILI, S.; LEWIS, A. S-shaped versus v-shaped transfer functions for binary particle swarm optimization. *Swarm and Evolutionary Computation*, Elsevier, v. 9, p. 1–14, 2012.

MME. *Relatório Smart Grid - Grupo de Trabalho de Redes Elétricas Inteligentes*. 2011. Disponível em: <<http://www.bdt.org.br/smaentendendoatual.htm>>. Acesso em: 05/04/2013.

MOGHADDAM, M. P.; ABDOLLAHI, A.; RASHIDINEJAD, M. Flexible demand response programs modeling in competitive electricity markets. *Applied Energy*, Elsevier, v. 88, n. 9, p. 3257 – 3269, 2011. ISSN 0306-2619.

MOMOH, J. *Smart grid: fundamentals of design and analysis*. : Wiley, 2012.

NEUSSER, L. *Bases teóricas e experimentais para o gerenciamento da demanda em prédios públicos de ensino: o caso da universidade federal de Santa Maria*. Dissertação (Mestrado) — Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, RS, 2009.

OpenADR Alliance. *The OpenADR Primer - An introduction to Automated Demand Response and the OpenADR Standard*. 2013. Disponível em: <http://www.openadr.org/assets/docs/openadr_primer.pdf>. Acesso em: 18 de Outubro de 2013.

PANTUZI, A. V. *Desempenho de um Algoritmo Backward-Forward Sweep de Cálculo de Fluxo de Potência*. Tese (Doutorado) — Universidade Estadual Paulista, 2006.

PEDRASA, M.; SPOONER, T. D.; MACGILL, I. F. Scheduling of demand side resources using binary particle swarm optimization. *Power Systems, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 24, n. 3, p. 1173–1181, 2009.

PEDRASA, M. A. A.; SPOONER, T. D.; MACGILL, I. F. Coordinated scheduling of residential distributed energy resources to optimize smart home energy services. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 1, n. 2, p. 134–143, 2010.

ROSCOE, A. J.; AULT, G. Supporting high penetrations of renewable generation via implementation of real-time electricity pricing and demand response. *IET Renewable Power Generation*, v. 4, n. 4, p. 369–382, 2010.

SAFFRE, F.; GEDGE, R. Demand-side management for the smart grid. In: IEEE. *Network Operations and Management Symposium Workshops (NOMS Wksp)*. 2010. p. 300–303.

SAINI, S. Conservation v. generation: The significance of demand-side management (dsm), its tools and techniques. *Refocus*, Elsevier, v. 5, n. 3, p. 52–54, 2004.

SALOMON, C. P.; LAMBERT-TORRES, G.; SILVA, L. E. B. da; COUTINHO, M. P.; MORAES, C. H. V. de. A hybrid particle swarm optimization approach for load-flow computation. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, ICIC, v. 9, n. 11, 2013.

SANTOS, P. E. S. *Tarifa de distribuição para unidades consumidoras e micro-geradores considerando a elasticidade-preço das cargas*. Tese (Doutorado) — Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, MG, 2008.

SANTOS, P. E. S.; MACEDO, F. J.; LEME, R. C.; MOTA, R. L. M.; GALVÃO, L. d. L. Simulação do impacto da aplicação das tarifas brancas no equilíbrio econômico financeiro das distribuidoras de energia elétrica. In: *XX Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica (SENDI)*. 2012.

SCHNEIDER ELECTRIC. *Virtual Power Plant solution for energy suppliers*. 2013.

SIEBERT, L. C.; AOKI, A. R.; YAMAKAWA, E. K.; TOLEDO, F. d. O. Gerenciamento pelo lado da demanda em redes inteligentes utilizando algoritmos genéticos. In: *SBA. III Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos (SBSE)*. 2012.

SIEMENS. *Siemens' demand response management system (DRMS)*. 2011. Disponível em: <<http://www.industry.usa.siemens.com/topics/us/en/tradeshows/mobilesites/Documents/smart-grid-distributec/DRMS-Insert%20final%20LR.pdf>>. Acesso em: 18 de Outubro de 2013.

STEINER, P. O. Peak loads and efficient pricing. *The Quarterly Journal of Economics*, Oxford University Press, v. 71, n. 4, p. 585–610, 1957.

STOTT, B.; ALSAÇ, O. Fast decoupled load flow. *power apparatus and systems, ieee transactions on*, IEEE, n. 3, p. 859–869, 1974.

STRBAC, G. Demand side management: Benefits and challenges. *Energy Policy*, Elsevier, v. 36, n. 12, p. 4419–4426, 2008.

SZUVOVIVSKI, I.; FERNANDES, T.; AOKI, A. Simultaneous allocation of capacitors and voltage regulators at distribution networks using genetic algorithms and optimal power flow. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Elsevier, v. 40, n. 1, p. 62 – 69, 2012.

TENDRIL. *Tendril and Lockheed Martin Collaborate to Deliver Integrated Demand Response Solutions*. 2010. Disponível em: <<http://www.tendrilinc.com/press/tendril-and-lockheed-martin-collaborate-to-deliver-integrated-demand-response-solutions/>>. Acesso em: 15 de Outubro de 2013.

TINNEY, W. F.; HART, C. E. Power flow solution by newton's method. *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, IEEE, n. 11, p. 1449–1460, 1967.

UTURBEY, W. *Modelagem de Efeitos Intertemporais no Fluxo de Potência Ótimo: Abordagem pelo Lado da Demanda*. Tese (Doutorado) — Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, SC, 2002.

VALLE, Y. del; VENAYAGAMOORTHY, G. K.; MOHAGHEGHI, S.; HERNANDEZ, J.-C.; HARLEY, R. G. Particle swarm optimization: basic concepts, variants and applications in power systems. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 12, n. 2, p. 171–195, 2008.

VENTYX. *Demand Response Management System*. 2011. Disponível em: <<http://www.ventyx.com/elqnow/elqredir.htm?ref=http%3a%2f%2fwww.ventyx.com%2f%2fmedia%2fFiles%2fBrochures%2fSmart-Grid-Operations-data-sheet.ashx%3fdownload%3d1>>. Acesso em: 18 de Outubro de 2013.

XIAO, J.; CHUNG, J. Y.; LI, J.; BOUTABA, R.; HONG, J.-K. Near optimal demand-side energy management under real-time demand-response pricing. In: IEEE. *Network and Service Management (CNSM), 2010 International Conference on*. 2010. p. 527–532.

XIONG, G.; CHEN, C.; KISHORE, S.; YENER, A. Smart (in-home) power scheduling for demand response on the smart grid. In: IEEE PES. *Innovative Smart Grid Technologies (ISGT)*. 2011.

YAMAKAWA, E. K. *Sistema de controle nebuloso para bancos de capacitores automáticos aplicados em alimentadores de distribuição de energia elétrica*. : Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica–Universidade Federal do Paraná, Curitiba, PR, 2007.

ZHOU, Z.; ZHAO, F.; WANG, J. Agent-based electricity market simulation with demand response from commercial buildings. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 2, n. 4, p. 580–588, 2011.

ZIMMERMAN, R. D. *Comprehensive distribution power flow: modeling, formulation, solution algorithms and analysis*. Tese (Doutorado) — Cornell University, Estados Unidos da América, 1995.

APÊNDICE A – Análise de variações de peso da função objetivo para seleção de cliente

Nesse apêndice serão apresentadas análises adicionais ao conteúdo desse trabalho referentes ao impacto dos pesos selecionados na FO do BPSO para seleção de clientes, apresentada em (4.6). Serão realizadas análises para os casos A, B e C (correspondem respectivamente a 2, 5 e 10% de redução no fluxo de potência ativa na saída do alimentador) da abordagem híbrida via otimização por barra, conforme seção 5.

Os pesos que possuíam os valores de $w_1=10$; $w_2=1$ e $w_3=1$ foram alterados para: $w_1=1$; $w_2=1$ e $w_3=1$. Nos pesos originais portanto houve uma priorização em w_1 , referente à parte elétrica da FO. Essa alteração dos pesos visa estudar um cenário onde não ocorre a priorização da parte elétrica.

A Tabela A.1 apresenta o atendimento do objetivo elétrico para o caso apresentado na dissertação e para o caso com a alteração dos pesos. Percebe-se que houve uma ligeira diminuição no atendimento do objetivo, conforme esperado, pois, não foi dada uma priorização a esse objetivo. A Tabela A.2, por sua vez, apresenta a perda de receita. Percebe-se uma ligeira diminuição nos custos do programa. Todavia, essa diminuição pode ser considerada não significativa dentro da base de comparação das análises.

Tabela A.1: Atendimento do objetivo elétrico (w_1) para a abordagem híbrida via otimização por barra

Fonte: O autor (2013)

Caso de Simulação	Peso	Horário		
		19h	20h	21h
Caso A (2%)	Original	90,76%	89,11%	90,04%
	Alterado	90,49%	88,83%	89,76%
Caso B (5%)	Original	96,97%	94,80%	95,49%
	Alterado	96,79%	94,62%	95,31%
Caso C (10%)	Original	77,77%	75,99%	76,53%
	Alterado	77,71%	75,93%	76,47%

Tabela A.2: Perda de receita (w_2) para a abordagem híbrida via otimização por barra
 Fonte: O autor (2013)

Caso de Simulação	Peso	Perda de receita	Diferença Percentual
Caso A (2%)	Original	R\$ 17.996,54	-0,41%
	Alterado	R\$ 17.923,60	
Caso B (5%)	Original	R\$ 46.780,29	-0,30%
	Alterado	R\$ 46.641,12	
Caso C (10%)	Original	R\$ 75.279,72	-0,14%
	Alterado	R\$ 75.170,76	

Por fim, a Tabela A.3 apresenta a quantidade de clientes selecionados antes e após a alteração dos pesos da FO do BPSO. Percebe-se uma ligeira diminuição na quantidade de clientes selecionados. Isso ocorreu conforme esperado visto que uma maior importância relativa é fornecida à terceira parcela da FO, minimização da quantidade de clientes selecionados, quando comparado com o caso original.

Conforme resultados apresentados, observa-se que a metodologia desenvolvida é pouco sensível aos pesos das FOs. Como o interesse maior foi o atendimento da redução de energia, na dissertação adotou-se os pesos $w_1=10$; $w_2=1$ e $w_3=1$.

Tabela A.3: Quantidade de clientes selecionados (w_3) para a abordagem híbrida via otimização por barra
 Fonte: O autor (2013)

Caso de Simulação	Peso	C1	C2	C3	C4	C5	Total	Diferença
Caso A (2%)	Original	193	463	876	261	51	1844	-2,39%
	Alterado	162	455	871	261	51	1800	
Caso B (5%)	Original	337	1041	1981	660	153	4172	-1,32%
	Alterado	287	1021	1995	661	153	4117	
Caso C (10%)	Original	474	1629	3133	1109	268	6613	-1,47%
	Alterado	420	1586	3132	1110	268	6516	

APÊNDICE B – Análise de alterações no espaço de busca

Nesse apêndice serão apresentadas análises adicionais ao conteúdo dessa dissertação referentes ao impacto do campo de busca na seleção de clientes para programas de resposta à demanda através do método de otimização híbrida por barras. Especificamente será realizada a exclusão de clientes com baixos consumo (classes 1 e 2 de consumo, ou seja, com consumo abaixo de 220 kWh/mês) do espaço de busca.

Essa situação será analisada pois espera-se que clientes com baixo consumo contribuam pouco para o atingimento de objetivos de redução de consumo em um determinado período. Além disso, é importante citar que a participação de cada cliente geraria um custo fixo para a concessionária tanto através da possível necessidade de instalação de um novo medidor e custos de gestão.

A Tabela B.1 apresenta o atendimento do objetivo elétrico para o caso apresentado na dissertação e para o caso com a alteração do espaço de busca. Percebe-se que houve uma diminuição significativa no atendimento do objetivo de redução de fluxo na saída do alimentador. Isso ocorreu pois os clientes com mais baixo consumo são responsáveis pelo “ajuste fino” do processo de seleção de clientes através de BPSO.

Tabela B.1: Atendimento do objetivo elétrico (w_1) para a abordagem híbrida via otimização por barra

Fonte: O autor (2013)

Caso de Simulação	Espaço de Busca	Horário		
		19h	20h	21h
Caso A (2%)	Original	90,76%	89,11%	90,04%
	Alterado	85,81%	84,18%	85,03%
Caso B (5%)	Original	96,97%	94,80%	95,49%
	Alterado	92,22%	90,10%	90,70%
Caso C (10%)	Original	77,77%	75,99%	76,53%
	Alterado	74,17%	72,40%	72,90%

A Tabela B.2, por sua vez, apresenta a perda de receita. Percebe-se uma ligeira diminuição nos custos do programa. Esses custos estão diretamente ligados à diminuição

do atendimento do objetivo de redução. Todavia, a exclusão das classes 1 e 2 de consumo do espaço de busca também apresenta um impacto na receita devido às características distintas das curvas típicas de carga de cada classe de clientes.

Tabela B.2: Perda de receita (w_2) para a abordagem híbrida via otimização por barra
Fonte: O autor (2013)

Caso de Simulação	Espaço de Busca	Perda de receita	Diferença Percentual
Caso A (2%)	Original	R\$ 17.996,54	-8,57%
	Alterado	R\$ 16.455,05	
Caso B (5%)	Original	R\$ 46.780,29	-7,72%
	Alterado	R\$ 43.168,15	
Caso C (10%)	Original	R\$ 75.279,72	-7,33%
	Alterado	R\$ 69.762,87	

Por fim, a Tabela B.3 apresenta a quantidade de clientes selecionados antes e após a alteração do espaço de busca. Percebe-se uma diminuição significativa na quantidade total de clientes selecionados, conforme esperado.

Tabela B.3: Quantidade de clientes selecionados (w_3) para a abordagem híbrida via otimização por barras
Fonte: O autor (2013)

Caso de Simulação	Espaço de Busca	C1	C2	C3	C4	C5	Total	Diferença
Caso A (2%)	Original	193	463	876	261	51	1844	-35,41%
	Alterado	0	0	879	261	51	1191	
Caso B (5%)	Original	337	1041	1981	660	153	4172	-32,67%
	Alterado	0	0	1997	659	153	2809	
Caso C (10%)	Original	474	1629	3133	1109	268	6613	-31,85%
	Alterado	0	0	3129	1110	268	4507	

APÊNDICE C – Dados do Alimentador

Tabela C.1: Resistência e reatância das linhas

De	Para	Resistência [Ω]	Reatância [Ω]
1	2	0,04967	0,05574
2	3	0,04028	0,05475
3	4	0,05145	0,06992
4	5	0,00360	0,00489
5	6	0,14501	0,15102
6	7	0,00396	0,00864
7	19	0,01717	0,03745
7	20	0,02008	0,04381
7	8	0,01555	0,03394
8	21	0,07504	0,07584
8	9	0,14198	0,14857
9	10	0,01218	0,01730
10	34	0,04286	0,02764
34	35	0,08258	0,04042
35	36	0,03786	0,02561
36	37	0,00701	0,00474
37	38	0,00721	0,00488
10	11	0,04286	0,02764
11	39	0,05693	0,04228
39	40	0,06284	0,04251
40	41	0,01724	0,01166
41	42	0,05066	0,03607
11	43	0,03978	0,03693
11	12	0,03879	0,04488

(Continua)

(Continuação)			
De	Para	Resistência [Ω]	Reatância [Ω]
9	22	0,03830	0,07711
22	23	0,03446	0,02938
23	24	0,07596	0,05138
24	25	0,03574	0,02418
25	26	0,13478	0,09117
26	27	0,01132	0,00766
25	28	0,13478	0,09117
9	29	0,15862	0,10602
9	30	0,11928	0,08342
30	31	0,02856	0,01378
30	32	0,02856	0,01378
32	33	0,00126	0,00172
1	18	0,06840	0,04908
16	17	0,02935	0,06404
15	16	0,00722	0,01574
14	15	0,00536	0,01169
13	14	0,06316	0,13780
13	91	0,05328	0,11624
12	13	0,04760	0,09311
12	44	0,07642	0,09597
12	45	0,03981	0,07613
12	46	0,05530	0,10991
46	47	0,00979	0,02136
12	48	0,02454	0,04281
48	49	0,04456	0,08089
49	50	0,01797	0,03922
50	51	0,00438	0,00955
51	52	0,00398	0,00869
52	53	0,01093	0,02385
48	54	0,05712	0,05604
54	55	0,10776	0,07289
55	56	0,03125	0,02114
54	57	0,09018	0,06100

(Continua)

(Continuação)			
De	Para	Resistência [Ω]	Reatância [Ω]
54	58	0,06732	0,04554
58	59	0,01431	0,00968
59	60	0,07615	0,05151
59	61	0,14521	0,09823
59	62	0,07900	0,05344
62	63	0,13015	0,08804
63	64	0,01452	0,00982
64	65	0,07992	0,05406
65	66	0,03115	0,02107
66	67	0,00912	0,00617
67	68	0,07273	0,04919
68	69	0,05610	0,04785
69	70	0,03705	0,08083
70	71	0,00693	0,01513
69	72	0,05104	0,11135
69	73	0,06357	0,05669
73	74	0,04465	0,03020
74	75	0,09842	0,06658
74	76	0,11387	0,07703
68	77	0,06106	0,05867
68	78	0,02519	0,01704
65	79	0,14828	0,10030
65	80	0,07172	0,04851
80	81	0,01852	0,01253
64	82	0,06431	0,04350
82	83	0,04701	0,03555
82	84	0,04721	0,03563
62	85	0,04691	0,03031
54	86	0,08949	0,06053
54	87	0,11631	0,07868
54	88	0,11688	0,07906
88	89	0,03042	0,02057
12	90	0,02851	0,05148

(Continua)

(Continuação)

De	Para	Resistência [Ω]	Reatância [Ω]
13	92	0,04915	0,07386
13	93	0,03738	0,05537
13	94	0,04836	0,07701
14	95	0,02612	0,02251
16	96	0,03561	0,07769
16	97	0,06662	0,08637
16	98	0,03379	0,05192
98	99	0,04629	0,02616

APÊNDICE D – Dados dos Clientes

Tabela D.1: Quantidade de Clientes Conectados por Barra

Barra	Comercial A4	Residencial					Iluminação Pública
		C1	C2	C3	C4	C5	
1	0	0	0	0	0	0	0
2	0	7	7	15	27	3	0
3	0	1	1	12	2	6	0
4	0	1	1	10	14	4	0
5	0	0	0	0	0	0	1
6	0	11	38	37	10	1	0
7	0	0	0	0	0	0	1
8	0	6	20	43	10	2	0
9	0	1	3	8	4	1	0
10	0	2	14	35	8	3	0
11	0	2	9	21	8	4	0
12	0	12	27	34	15	2	0
13	0	2	5	25	11	3	0
14	0	9	14	32	7	3	0
15	0	0	0	0	0	1	0
16	0	5	15	54	27	5	0
17	0	11	26	73	47	9	0
18	0	0	0	0	0	0	0
19	0	2	5	25	12	1	0
20	0	17	84	181	48	6	0
21	0	15	81	137	62	13	0
22	0	1	3	14	6	1	0
23	0	6	7	16	4	1	0

(Continua)

(Continuação)							
Barra	Comercial	Residencial					Iluminação Pública
		C1	C2	C3	C4	C5	
24	0	19	64	96	20	3	0
25	0	0	0	0	0	0	1
26	0	11	19	17	1	0	0
27	0	0	0	0	0	0	1
28	0	10	31	45	12	0	0
29	1	0	0	0	0	0	0
30	0	6	28	34	12	1	0
31	1	0	0	0	0	0	0
32	0	14	39	76	34	8	0
33	0	0	0	0	0	0	1
34	0	4	23	49	13	3	0
35	0	3	6	11	2	4	0
36	0	2	9	18	10	9	0
37	0	7	12	26	22	8	0
38	0	0	0	0	0	0	1
39	0	8	22	46	21	4	0
40	0	1	22	12	3	2	0
41	0	1	1	1	5	7	0
42	1	0	0	0	0	0	0
43	0	29	82	208	89	23	0
44	0	15	17	39	14	8	0
45	0	0	0	0	0	0	1
46	0	0	0	0	0	0	1
47	1	0	0	0	0	0	0
48	0	11	42	65	25	9	0
49	0	1	4	1	0	0	0
50	0	9	27	68	26	5	0
51	0	0	0	0	0	0	1
52	0	6	10	36	19	4	0
53	0	8	33	57	17	5	0
54	0	15	23	25	5	11	0
55	0	5	24	41	6	3	0

(Continua)

(Continuação)							
Barra	Comercial	Residencial					Iluminação Pública
		C1	C2	C3	C4	C5	
56	0	7	25	35	8	4	0
57	0	9	35	64	13	2	0
58	0	0	0	0	0	0	1
59	0	21	46	99	35	8	0
60	0	4	16	21	6	0	0
61	0	77	84	72	12	1	0
62	0	12	58	148	18	4	0
63	0	0	0	0	0	0	1
64	0	3	23	33	9	1	0
65	0	2	14	27	10	2	0
66	0	0	0	0	0	0	1
67	0	38	18	25	1	1	0
68	0	61	27	15	4	0	0
69	0	13	13	26	15	1	0
70	0	1	1	6	12	5	0
71	0	0	0	0	0	1	0
72	0	7	2	14	24	5	0
73	0	5	5	7	7	3	0
74	0	6	17	34	14	2	0
75	0	11	34	79	15	0	0
76	0	11	47	51	7	0	0
77	0	13	32	69	16	3	0
78	1	0	0	0	0	0	0
79	0	49	7	2	1	1	0
80	0	21	14	9	2	1	0
81	0	1	9	8	1	1	0
82	0	11	15	19	8	3	0
83	0	7	40	100	43	6	0
84	0	0	0	0	0	0	0
85	0	6	51	117	19	3	0
86	0	0	0	0	0	0	1
87	0	20	62	82	13	6	0

(Continua)

(Continuação)							
Barra	Comercial	Residencial					Iluminação Pública
		C1	C2	C3	C4	C5	
88	0	0	0	0	0	0	1
89	0	0	0	0	0	0	1
90	0	5	18	23	12	1	0
91	0	5	7	20	12	2	0
92	0	18	116	94	16	2	0
93	0	4	16	28	3	1	0
94	0	7	29	97	63	7	0
95	0	2	9	20	7	3	0
96	0	6	26	29	6	2	0
97	0	3	18	56	28	4	0
98	0	2	4	8	1	1	0
99	0	4	0	1	1	1	0

Tabela D.2: Dados da curva de carga ativa (kW) - Dias úteis - Residencial (Original)

Horário	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5
1	76,9	224,1	509,0	1036,5	2569,8
2	69,9	199,8	460,2	952,5	2398,9
3	65,3	187,8	429,7	900,7	2286,5
4	63,8	181,6	411,1	865,3	2214,4
5	61,9	177,3	401,4	838,8	2176,9
6	67,8	180,2	406,9	839,3	2180,8
7	100,3	184,6	430,1	888,9	2288,4
8	60,1	190,8	442,4	931,6	2415,4
9	62,7	202,0	455,9	992,4	2650,9
10	72,6	216,3	467,1	1039,7	2874,4
11	72,9	219,4	474,4	1061,9	3013,4
12	73,6	221,3	489,9	1075,6	3101,6
13	74,7	220,1	493,5	1069,1	3071,2
14	70,0	215,7	487,2	1052,9	3061,2
15	68,3	215,1	483,3	1044,9	3113,1
16	67,5	214,4	480,0	1037,3	3110,5

(Continua)

(Continuação)					
Horário	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5
17	67,6	216,9	476,0	1023,3	3063,8
18	76,5	230,7	486,9	1006,2	2939,1
19	89,3	258,3	531,2	1032,9	2862,0
20	95,0	274,9	574,7	1078,9	2909,3
21	96,4	285,7	601,6	1126,4	2923,3
22	88,0	284,6	618,7	1191,8	3072,6
23	82,9	279,6	617,6	1219,3	3087,5
24	86,5	254,2	569,1	1145,4	2849,6

Tabela D.3: Dados da curva de carga ativa (kW) - Sábados - Residencial (Original)

Horário	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5
1	74,8	220,9	501,2	1010,3	2479,0
2	66,9	198,9	454,9	936,3	2318,6
3	64,4	185,0	426,6	888,8	2207,6
4	64,0	177,8	402,1	843,6	2116,4
5	60,4	174,8	392,8	815,5	2064,2
6	59,5	174,0	390,4	803,6	2057,2
7	56,9	172,2	390,8	808,4	2044,6
8	52,3	179,5	405,6	834,3	2098,7
9	57,0	190,9	423,5	869,9	2221,5
10	59,4	206,5	446,9	893,0	2297,3
11	61,2	205,7	449,8	906,9	2364,7
12	58,6	212,2	445,1	892,6	2381,1
13	57,1	212,9	448,6	896,1	2427,0
14	53,8	208,7	449,2	885,0	2384,7
15	53,8	203,6	446,9	872,2	2363,8
16	57,8	205,2	453,7	878,8	2332,3
17	63,5	203,4	461,5	881,0	2389,0
18	71,0	226,1	497,7	951,5	2569,9
19	80,2	251,2	563,7	1056,8	2857,6
20	86,6	261,5	599,0	1124,4	2996,8
21	86,3	267,3	617,3	1169,1	3081,6

(Continua)

(Continuação)					
Horário	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5
22	83,2	262,9	597,9	1154,3	3023,9
23	81,3	253,4	575,0	1109,9	2854,8
24	76,3	230,5	536,4	1055,5	2687,6

Tabela D.4: Dados da curva de carga ativa (kW) - Domingos e feriados - Residencial (Original)

Horário	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5
1	67,7	213,8	499,5	1017,2	2520,6
2	63,6	197,6	463,4	948,5	2384,1
3	62,2	186,5	436,9	901,8	2260,6
4	59,8	180,4	416,8	862,6	2163,0
5	57,5	174,7	402,1	833,0	2101,4
6	56,8	172,5	394,1	812,4	2069,6
7	54,0	171,0	388,3	803,3	2014,1
8	49,6	171,3	403,6	819,9	2029,2
9	51,9	174,7	422,6	845,5	2061,5
10	56,6	186,8	438,9	860,4	2102,4
11	59,4	192,6	443,2	868,3	2143,7
12	59,0	198,4	447,5	875,7	2202,2
13	59,9	210,1	449,8	882,9	2242,5
14	59,8	209,7	451,1	870,6	2249,6
15	60,6	203,0	446,1	861,2	2236,0
16	60,6	194,4	441,5	865,6	2223,4
17	59,4	200,6	455,6	889,8	2274,5
18	70,4	222,8	494,4	952,4	2435,2
19	76,2	248,7	549,1	1043,5	2625,6
20	85,3	263,5	588,5	1116,7	2785,9
21	87,4	273,0	615,5	1179,6	2893,9
22	87,7	271,8	609,3	1185,2	2867,0
23	83,9	264,4	585,3	1162,2	2738,2
24	78,4	240,5	551,2	1103,0	2577,3

Tabela D.5: Dados da curva de carga ativa (kVAr) - Dias úteis - Residencial (Original)

Horário	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5
1	28,6	102,0	226,9	472,5	1366,4
2	26,9	102,9	228,8	476,4	1326,4
3	27,4	103,0	229,0	477,0	1220,6
4	26,7	97,1	215,9	449,7	1233,1
5	25,7	95,5	212,4	442,5	1213,3
6	26,7	93,6	208,2	433,7	1233,7
7	23,4	89,6	199,3	415,1	1150,8
8	27,4	97,2	216,1	450,1	1193,7
9	27,8	115,3	256,5	534,3	1387,8
10	27,3	127,6	284,0	591,6	1501,8
11	29,7	143,8	320,0	666,7	1755,5
12	34,1	135,2	300,9	626,9	2041,1
13	31,7	142,8	317,7	662,0	1910,7
14	33,1	132,0	293,7	611,9	1830,1
15	32,7	114,4	254,6	530,5	1722,1
16	30,2	117,1	260,6	543,0	1538,1
17	32,4	104,2	231,2	480,3	1540,7
18	31,2	116,0	253,7	519,5	1380,5
19	31,3	105,8	227,9	459,4	1329,5
20	30,2	102,9	221,7	447,0	1356,8
21	28,6	108,5	233,7	471,3	1297,2
22	30,2	109,3	239,9	492,8	1312,0
23	27,5	106,5	236,9	493,6	1362,2
24	27,6	105,9	235,7	491,1	1412,1

APÊNDICE E – Produções no Tema do Projeto

Os estudos referentes a essa dissertação resultaram, até o momento, na publicação dos artigos listados abaixo:

SIEBERT, Luciano Cavalcante; AOKI, Alexandre Rasi; YAMAKAWA, Eduardo Kazumi; TOLEDO, Fábio Oliveira. Gerenciamento pelo lado da demanda em redes inteligentes utilizando algoritmos genéticos. In: Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos (SBSE), 2012. **Anais...** Goiânia: Sociedade Brasileira de Autotmática (SBA), 2012.

CUSTÓDIO, Eliane Silva; FERREIRA, Lucas Roberto; SIEBERT, Luciano Cavalcante; YAMAKAWA, Eduardo Kazumi; AOKI, Alexandre Rasi; FERNANDES, Thelma Solange Piazza; LEITE, Esdras Eliwan Martins. Proposta de algoritmo para gerenciamento pelo lado da demanda em residências através do corte de smart plugs. In: Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (SBAI), XI, 2013. **Anais...** Fortaleza: Sociedade Brasileira de Autotmática (SBA), 2013.

SIEBERT, Luciano Cavalcante; FERREIRA, Lucas Roberto; YAMAKAWA, Eduardo Kazumi; CUSTÓDIO, Eliane Silva; AOKI, Alexandre Rasi; FERNANDES, Thelma Solange Piazza; CARDOSO, Kleber Hochwart. Centralized and Decentralized Approaches to Demand Reponse Using Smart Plugs. In: Transmission and Distribution Conference and Exposition, 2014. Chicago (EUA): Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), 2014.

APÊNDICE F – Produções Correlatas

Em temas correlatos a essa dissertação foram realizadas as seguintes publicações:

SIEBERT, Luciano Cavalcante; AOKI, Alexandre Rasi; SOUZA, Angelo R. R.; FERREIRA, Lucas Roberto; BONELLI, Arthur F.; TOLEDO, Fabio de Oliveira. Deterministic Versus Probabilistic Approaches to Self-Healing in Smart Grid. In: International Conference on Electricity Distribution (CIRED), 22, 2013. **Anais...** Estocolmo (Suécia): Institution of Engineering and Technology (IET), 2013.

FERREIRA, Lucas Roberto; SIEBERT, Luciano Cavalcante; AYALA, Helon; AOKI, Alexandre Rasi; DIREITO, Luiz Carlos Menezes. Solução do Problema de Self-Healing para Redes de Distribuição Radiais Através de Otimização via Algoritmo Genético. In: Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (SBAI), XI, 2013. **Anais...** Fortaleza: Sociedade Brasileira de Automação (SBA), 2013.