



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ**  
**CENTRO DE TECNOLOGIA**  
**DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE TELEINFORMÁTICA**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE TELEINFORMÁTICA**

**PEDRO URBANO BRAGA DE ALBUQUERQUE**

**ESTUDO E DESENVOLVIMENTO DE ABORDAGENS MULTIOBJETIVO  
BASEADAS EM PROGRAMAÇÃO LINEAR E EM METAHEURÍSTICAS PARA  
OTIMIZAÇÃO DO CUSTO COM ENERGIA ELÉTRICA E DO CONFORTO DO  
USUÁRIO**

**FORTALEZA**

**2018**

PEDRO URBANO BRAGA DE ALBUQUERQUE

ESTUDO E DESENVOLVIMENTO DE ABORDAGENS MULTIOBJETIVO BASEADAS  
EM PROGRAMAÇÃO LINEAR E EM METAHEURÍSTICAS PARA OTIMIZAÇÃO DO  
CUSTO COM ENERGIA ELÉTRICA E DO CONFORTO DO USUÁRIO

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de doutor em Engenharia de Teleinformática Área de concentração: Sinais e sistemas.

Orientador: Prof. Dr. Giovanni Cordeiro Barroso.

Coorientador: Prof. Dr. Bruno de Athayde Prata.

FORTALEZA

2018

---

Ale Albuquerque, Pedro Urbano Braga de.  
Estudo e desenvolvimento de abordagens multiobjetivo baseadas em programação linear e em metaheurísticas para otimização do custo com energia elétrica e do conforto do usuário /Pedro Urbano Braga de Albuquerque. – 2019.  
81 f. : il. color.

Tese (doutorado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática, Fortaleza, 2019.

Orientação: Prof. Dr. Giovanni Cordeiro Barroso.

Coorientação: Prof. Dr. Bruno de Athayde Prata. 1.

1. Algoritmo Genético. 2. Eficiência energética. 3. Programação linear inteira. 4. Frente de Pareto. 5. Smart Homes. I. Título.

---

CDD 621.38

PEDRO URBANO BRAGA DE ALBUQUERQUE

ESTUDO E DESENVOLVIMENTO DE ABORDAGENS MULTIOBJETIVO BASEADAS  
EM PROGRAMAÇÃO LINEAR E EM METAHEURÍSTICAS PARA OTIMIZAÇÃO DO  
CUSTO COM ENERGIA ELÉTRICA E DO CONFORTO DO USUÁRIO

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de doutor em Engenharia de Teleinformática Área de concentração: Sinais e sistemas.

Aprovada em: 06/12/2018.

BANCA EXAMINADORA

---

Prof. Dr. Giovanni Cordeiro Barroso (Orientador)  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Prof. Dr. Guilherme de Alencar Barreto  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Prof. Dr. Bruno de Athayde Prata (Co-orientador)  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Prof. Dr. Claudio Lenz Cesar.  
Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ)

---

Prof. Dr. Amauri Oliveira  
Universidade Federal da Bahia (UFBa)

Aos meus pais, Weber e Dagmar.

## AGRADECIMENTOS

A Deus, por sua infinita bondade e mais uma oportunidade de vida.

Aos meus pais pelos excelentes exemplos de integridade e moral, além da educação e estudos, apesar das grandes dificuldades.

Ao Prof. Dr. Giovanni Cordeiro Barroso pela excelente orientação, grande paciência e amizade.

Ao Prof. Dr. Bruno de Athayde Prata por todo apoio dado para que o trabalho tenha a qualidade e nível esperado e pela sua disponibilidade nas sugestões.

Aos colegas professores do departamento da indústria do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará, campus Fortaleza, pelos incentivos. Em particular aos meus amigos professores Dr. João Medeiros Tavares Junior e Dra. Renata Vieira Jorge pelas ajudas e contribuições.

Aos professores do departamento de Teleinformática pela dedicação e ensinamentos.

Aos professores participantes da banca examinadora Prof. Dr. Claudio Lenz Cesar, Prof. Dr. Amauri Oliveira, pelo precioso tempo na avaliação do trabalho, pelas valiosas contribuições e sugestões.

Aos colegas do grupo de Otimização, pelas reflexões, críticas e sugestões.

De forma muito especial à minha querida esposa Gilka (In memoriam), a maior incentivadora deste desafio, e a meus filhos Pedro e Cecilia pelo carinho, compreensão e Amor.

À minha namorada Renata Albuquerque Rebouças pelo apoio nos momentos difíceis e incentivo para finalização do trabalho.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo apoio á pesquisa.

“Toda ação gera uma força energética  
que retorna a nós da mesma forma...O  
que semeamos é o que colhemos! ”

Deepak Chopra

## RESUMO

A automação residencial normalmente é baseada em um Controlador Residencial Inteligente (*Smart Home Controller - SHC*) que realiza o controle das principais cargas e dispositivos utilizados em uma residência e propicia a redução dos gastos com energia. Este trabalho apresenta uma abordagem multiobjetivo para maximização da economia de energia e maximização do conforto através de um SHC com controle da demanda máxima, em um sistema de tarifas variáveis. A formalização do problema inicialmente foi feita por meio de Programação Linear Inteira em que é apresentada uma função de agregação de pesos para os dois objetivos em análise, e finalmente foi implementada uma meta-heurística multiobjetivo para tratar a natureza biobjetivo, baseada em um algoritmo genético, por meio da aproximação de uma fronteira de Pareto para definição automática do acionamento das cargas, oferecendo ao usuário opções de escolha, considerando os critérios consumo energético e conforto. O diferencial desta proposta é a utilização de uma nova definição para função objetivo relativa ao conforto, com acionamento das cargas com mais de um ciclo de funcionamento diário. Os resultados do algoritmo utilizado, especificam os melhores horários para ligar as cargas (eletrodomésticos reais) de acordo com a restrição dada pelo valor de demanda contratada e das preferências do usuário. A eficácia da solução proposta é demonstrada por meio das técnicas de otimização *Weight Based Genetic Algorithm (WBGA)* e *Pareto Envelope-based Selection Algorithm II (PESA II)* em um sistema de um controlador de residência inteligente real em uma casa de porte médio. Os resultados das simulações demonstraram a geração de soluções que podem chegar a uma economia superior a 51% e conforto superior a 96%, se comparados com as preferências iniciais do usuário, conferindo a possibilidade de escolha da solução que seja mais adequada às suas necessidades.

**Palavras-chave:** Algoritmo Genético. Eficiência energética. Programação linear inteira. Frente de Pareto. *Smart Homes*.



## ABSTRACT

Residential home automation is typically based on a Smart Home Controller (SHC) that controls the main loads and devices used in a home and helps reduce energy costs. This work presents a multi-objective approach to maximize energy savings and maximize comfort through a SHC with demand control in a variable rate system. The formalization of the problem was initially done through Integer Linear Programming (ILP), in which a weight aggregation function is presented for the two objectives under analysis, and finally a multi-objective meta-heuristic was implemented to treat the bi-objective, based Genetic Algorithm by means of the approximation of a Pareto frontier for automatic definition of the drive of the loads, thus offering the user options of choice, considering the criteria energy consumption and comfort. The differential of this proposal is the use of a new definition for objective function related to comfort, with the activation of loads with more than one daily operating cycle. The results of the algorithm used specify the best times to connect the loads (real household appliances) according to the constraint given by the contracted demand value and the user preferences. The efficacy of the proposed solution is demonstrated using the Weight Based Genetic Algorithm (WBGA) and Pareto Envelope-based Selection Algorithm II (PESA II) optimization techniques in a real smart home controller system in a mid-sized home. The results of the simulations demonstrated the generation of solutions that can reach an economy of more than 51% and comfort of over 96%, compared to the initial user preferences, giving the possibility of choosing the solution that best suits your needs.

**Keywords:** Genetic Algorithm. Energy efficiency. Integer linear programming. Pareto front. Smart Homes.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Diagrama com as contribuições da Tese.....	19
Figura 2 – Conceito de hipercaixas .....	30
Figura 3 – a) Fronteira de Pareto e ponto de referência. b) Hipervolume.....	32
Figura 4 – Medição das CL e DL reais.....	38
Figura 5 – Arquitetura do sistema em estudo. ....	39
Figura 6 – Arquitetura real do sistema em estudo. ....	39
Figura 7 – Diagrama de funcionamento do AS.....	41
Figura 8 – Obtenção do valor de referência $D_{max}$ para cálculo do conforto.....	45
Figura 9 – Demanda contratada e tarifas adotadas.....	51
Figura 10 – Cenário 1: programação das cargas.....	51
Figura 11 – Cenário 2: programação das cargas.....	52
Figura 12 – Cenário 3: programação das cargas.....	53
Figura 13 – Cenário 4: <i>custo x conforto</i> relativo, dada a variação de $\alpha$ .....	54
Figura 14 – Cenário 4: custo e conforto relativo em função da variação de $\alpha$ .....	54
Figura 15 – Cenário 4: programação do SHC para $\alpha = 0,98$ .....	55
Figura 16 – Cenário 4: programação do SHC para $\alpha = 0$ .....	55
Figura 17 – Cenário 5: Custo x conforto relativo, de acordo com o valor de $\alpha$ .....	57
Figura 18 – Custo e conforto relativo x variação de $\alpha$ .....	57
Figura 19 – Cenário 5: Programação do SHC para $\alpha = 1$ .....	58
Figura 20 – Cenário 5: Programação do SHC para $\alpha = 0,93$ .....	58
Figura 21 – Programação do SHC para $\alpha = 0$ .....	58
Figura 22 – Obtenção dos valores de referência $D_{max}$ para cálculo do conforto no acionamento multiciclo .....	64
Figura 23 – Cargas dispostas conforme preferência do usuário.....	68
Figura 24 – Cargas dispostas conforme preferência do usuário em conjunto com demanda máxima e tarifa aplicada.....	69
Figura 25 – a) Fronteiras de Pareto para cada um dos cenários. b) Detalhe de acordo com a técnica.....	70
Figura 26 – Clusterização por $k$ -médias para soluções do cenário IV.....	71
Figura 27 – a) Alocação de cargas para solução S1. b) Alocação de cargas para solução S4.....	72

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Cargas detectáveis (DL). .....	42
Tabela 2 - Notação relacionada ao modelo proposto. ....	44
Tabela 3 - Valores de tarifas.....	49
Tabela 4 - Descrição das cargas. ....	50
Tabela 5 - Alocações feitas pelo SHC para o cenário 4 para $\alpha = 1,00$ e $\alpha = 0,98$ . ....	56
Tabela 6 - Alocações feitas pelo SHC para o cenário 5 com $\alpha = 1,00$ e $\alpha = 0,93$ . ....	59
Tabela 7 - Comparação de custo, economia e conforto entre todos os cenários. ....	60
Tabela 8 - Parâmetros das técnicas utilizadas. ....	69
Tabela 9 - Resultados das métricas quantitativas. ....	70
Tabela 10 - Economia e conforto das soluções resultantes. ....	72
Tabela 11 - Horários de acionamentos das cargas para soluções S1 e S4.....	73
Tabela 12 - Custo esperado para o SHC sem considerar uma escala de produção. ....	73

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Pseudocódigo de um AG padrão.

Quadro 2 - Arquivo *input\_acio.txt*.

Quadro 3 - Pseudocódigo utilizado para Cenário I.

Quadro 4 - Pseudocódigo utilizado para Cenário II.

Quadro 5 - Pseudocódigo utilizado para Cenário III.

Quadro 6 - Pseudocódigo utilizado para Cenário IV.

Quadro 7 – Pseudocódigo k-médias implementado.

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
AG	Algoritmos Genéticos
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
CL	<i>Controllable loads</i>
CLP	Controlador Lógico Programável
DL	<i>Detectable Loads</i>
DR	<i>Demand Response</i>
DSM	<i>Demand-Side Management</i>
EA	<i>Evolutionary Algorithms</i>
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
GLP	Gás Liquefeito de Petróleo
TIC	Tecnologia da Informação e Comunicação
MCA	<i>Multi-Criteria Analysis</i>
IHM	Interface Homem-Maquina
MOGA	<i>Multi-Objective Genetic Algorithm</i>
MOO	<i>Multi-objective Optimization</i>
MOLP	<i>Multiple Objective Linear Programming</i>
OWL	Web Ontology Language
PESA II	<i>Pareto Envelope based Selection Algorithm II</i>
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i>
PL	Programação Linear
PO	Pesquisa Operacional
PU	Preferências do Usuário
SCADA	<i>Supervisory control and data acquisition</i>
SG	<i>Smart Grids</i>
SH	<i>Smart Home</i>
SHC	<i>Smart Home Controlers</i>
SM	<i>Smart meter</i>
SP	<i>Smart plug</i>
TI	Tecnologias da informação
TIMES	<i>The Integrated Markal EFOM System</i>
ToU	<i>Time of Use</i>
WBGA	<i>Weight Based Genetic Algorithm</i>
WDO	<i>Wind-Driven Optimization</i>

## LISTA DE SÍMBOLOS

$C$	Número de cargas controláveis
$\bar{P}_c$	Potência média da carga $c$
$\hat{P}_c$	Potência de pico da carga $c$
$T_A$	Tempo de amostragem
$Ta$	Tarifa diária
$u_{ci}$	$i$ -ésima variável booleana de decisão da carga $c$
$I_{Ic}$	Amostra referente ao tempo mínimo de início da carga $c$
$I_{Fc}$	Amostra referente ao tempo máximo de encerramento da carga $c$
$N_c$	Duração, em amostras, do acionamento da carga $c$
$N$	Número de amostras de tempo.
$I$	Horário de início do período de planejamento das cargas
$F$	Horário de encerramento do período de planejamento das cargas
$Dem_{max}$	Demanda máxima contratada
$R_{Nc}$	Nível de relevância da carga $c$
$I_{Mc}$	Amostra referente ao melhor horário de acionamento de uma carga $c$
$\alpha$	Parâmetro para ponderar as funções objetivo. Varia de 0, conforto máximo, a 1, economia máxima.
$D_{max}$	Distância máxima, em amostras, entre o melhor horário de uma carga, $I_{Mc}$ , e seus limites de acionamento, $I_{Ic}$ e $I_{Fc}$ .
$M_c$	Número de vezes que a carga $c$ é acionada no dia.

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>16</b>
1.1	Contextualização do problema .....	16
1.2	Objetivos Geral e específicos .....	17
1.3	Contribuições.....	18
1.4	Trabalhos em Periódicos e Congressos.....	19
1.4.1	<i>Periódicos</i> .....	19
1.4.2	<i>Congressos</i> .....	19
1.5	Estrutura do trabalho.....	20
<b>2</b>	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b> .....	<b>21</b>
2.1	Smart Grid .....	21
2.2	Smart Home .....	22
2.3	Programação linear.....	22
2.4	Algorítmicos genéticos .....	24
2.4.1	<i>Inicialização</i> .....	25
2.4.2	<i>Cálculo da aptidão</i> .....	26
2.4.3	<i>Seleção</i> .....	26
2.4.4	<i>Crossover</i> .....	26
2.4.5	<i>Mutação</i> .....	27
2.4.6	<i>Escolha dos parâmetros do AG</i> .....	27
2.4.7	<i>Elitismo</i> .....	28
2.4.8	<i>Algoritmos genéticos multiobjetivo</i> .....	28
2.4.8.1	<i>Weight Based Genetic Algorithm (WBGA)</i> .....	29
2.4.8.2	<i>Pareto Envelope-based Selection Algorithm II (PESA II)</i> .....	30
2.4.9	<i>Métricas de avaliação</i> .....	31
2.5	Trabalhos relacionados .....	32
<b>3</b>	<b>ARQUITETURA DO SISTEMA</b> .....	<b>37</b>
3.1	Classificação das cargas.....	37
3.2	Arquitetura.....	38
3.3	Lógica de funcionamento do sistema .....	40

<b>4</b>	<b>OTIMIZAÇÃO BASEADA EM PROGRAMAÇÃO LINEAR MULTIOBJETIVO.....</b>	<b>43</b>
4.1	Algoritmo MOLP .....	43
4.2	Preferências do usuário (Conforto).....	44
4.3	Maximização da economia de energia elétrica .....	46
4.4	Maximização do conforto.....	48
4.5	Cenários abordados .....	48
4.6	Resultados das simulações .....	50
4.6.1	<i>Cenário 1: tarifa convencional sem otimização .....</i>	<i>51</i>
4.6.2	<i>Cenário 2: Tarifa branca sem otimização .....</i>	<i>52</i>
4.6.3	<i>Cenário 3: Tarifa branca com otimização da economia.....</i>	<i>52</i>
4.6.4	<i>Cenário 4: Tarifa branca com otimização multiobjetivo.....</i>	<i>53</i>
4.6.5	<i>Cenário 5: Micro geração e tarifa branca com otimização multiobjetivo.....</i>	<i>56</i>
<b>5</b>	<b>OTIMIZAÇÃO BASEADA EM ALGORITMOS EVOLUCIONÁRIOS MULTIOBJETIVO .....</b>	<b>61</b>
5.1	Funções objetivo.....	61
5.1.1.1	<i>Minimização do custo com energia elétrica.....</i>	<i>61</i>
5.2	Conforto .....	63
5.3	Cenários de referência .....	64
5.3.1	<i>Cenário I: WBGA.....</i>	<i>65</i>
5.3.2	<i>Cenário II: PESA-II.....</i>	<i>66</i>
5.3.3	<i>Cenário III: WBGA pré-inicializado.....</i>	<i>67</i>
5.3.4	<i>Cenário IV: PESA-II pré-inicializado .....</i>	<i>67</i>
5.3.5	<i>Tarifação e demanda máxima.....</i>	<i>68</i>
5.3.6	<i>Parâmetros de simulação.....</i>	<i>69</i>
5.3.7	<i>Resultados das Simulações.....</i>	<i>70</i>
<b>6</b>	<b>CONCLUSÃO .....</b>	<b>74</b>
6.1	Contribuições da Tese .....	74
6.2	Outras contribuições.....	75
6.3	Sugestões para trabalhos futuros .....	75
	<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>76</b>



## 1 INTRODUÇÃO

Neste Capítulo é apresentada a contextualização do problema, são descritos os objetivos geral e específicos, as principais contribuições e a estrutura do trabalho.

### 1.1 Contextualização do problema

A demanda por energia elétrica está crescendo anualmente devido ao aumento da população e ao mercado de dispositivos elétricos e eletrônicos, sem contar com a necessidade cada vez maior da utilização de equipamentos de refrigeração. Desta forma, a preocupação com a melhoria da eficiência energética nas residências torna-se cada vez mais importante no contexto mundial.

A comunidade europeia estabeleceu como meta para 2020 os aumentos de 20% na eficiência energética e de 20% de produção de energia a partir de fontes renováveis, já em novembro de 2016. Em 2017 a mesma comissão propôs uma atualização do objetivo relativo à eficiência energética aumentando para 30% até 2030, como forma de reduzir a dependência de importações de energia, criar empregos e diminuir as emissões de CO<sub>2</sub> (EUROPEAN COMMISSION, 2017).

Os avanços da tecnologia apresentados nas últimas décadas agregaram inúmeros recursos e benefícios à sociedade. Entretanto, também a tornaram bastante dependentes destes recursos. Como pressuposto, a demanda por energia, especialmente a elétrica, cresce a taxas consideráveis (DI GIORGIO e PIMPINELLA, 2012). A projeção de crescimento estimado da demanda de energia elétrica no Brasil para a década de 2017 a 2026 é de 4,3% ao ano (EPE, 2017).

Contratos adequados com os fornecedores de energia e controladores inteligentes residenciais (*Smart Home Controllers* - SHC) são instrumentos estratégicos por meio dos quais os clientes têm como otimizar os seus comportamentos do consumo de energia e alcançar uma gestão eficiente de toda a rede elétrica.

Atualmente vários trabalhos têm proposto soluções para eficiência energética em residências devido ao constante aumento tanto no consumo de energia como nas tarifas de energia elétrica. Nas chamadas residências inteligentes (*smart home*), são instalados controladores SHC que programam as cargas para serem acionadas em horários em que a tarifa é mais reduzida (horários fora-da-ponta). Este agendamento normalmente não leva em

consideração as preferências (conforto) do usuário, que podem levar a um confronto direto com a economia. Existem na literatura recente algumas propostas para solucionar este desafio, mas com uma grande variação na definição do que realmente representa o conforto. Em muitos casos o conforto é manter a temperatura do ambiente em níveis definidos pelas preferências do usuário (ANGELIS *et al.*, 2013; FEHRENBACH *et al.*, 2014; ANVARI-MOGHADDAM *et al.*, 2015; SOARES *et al.*, 2017). Outros estudos de caso não utilizam cargas reais (DI GIORGIO; PIMPINELLA, 2012; CHO, 2013; GRANDCLEMENT *et al.*; RASHEED *et al.*, 2015; BEZERRA FILHO *et al.*, 2015; LAI *et al.*, 2015; SHAIKH *et al.*, 2016; VERAS *et al.*, 2018).

A apresentação de soluções que considerem múltiplos objetivos por meio de um SHC para serem utilizadas no modelo de tarifa “Tempo de Uso” (*Time of Use - ToU*), chamada no Brasil de Tarifa Branca, além do estabelecimento de um valor máximo (teórico) para demanda contratada, é de grande importância sob os pontos de vista teórico e prático. A Tarifa Branca é uma opção em que o valor da tarifa de energia varia conforme o dia e o horário do consumo. Ela foi oferecida para as unidades consumidoras brasileiras que são atendidas em baixa tensão a partir de 01/01/2018, conforme Resolução Normativa Nº 733/2016 da Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL.

## 1.2 Objetivos Geral e específicos

O objetivo geral deste trabalho é desenvolver abordagens multiobjetivo baseadas em programação linear e em metaheurísticas para otimização integrada da redução do custo com energia elétrica e maximização do conforto do usuário por meio da programação do acionamento das cargas em ciclos diários variados.

Os objetivos específicos necessários para alcançar os resultados esperados são:

- estudo e implementação de solução de otimização baseada em pesquisa operacional utilizando programação linear inteira para otimização de consumo e conforto;
- estudo e implementação de solução de otimização baseada em metaheurística (algoritmos genético) para otimização de consumo e conforto, para solucionar o problema de acionamento das cargas por mais de um ciclo;
- comparação entre soluções de otimização baseadas em pesquisa operacional, usando programação linear inteira, com soluções baseadas

em metaheurísticas utilizando algoritmos genéticos para maximização da eficiência energética em um sistema utilizando cargas reais e maximização do conforto;

- proposta de uma arquitetura de SHC para otimização da eficiência energética e do conforto em casas inteligentes;
- estabelecimento de uma demanda máxima (achatamento da demanda) considerando a possibilidade de acionamento multiciclos das cargas;
- simulação e análises das soluções propostas utilizando vários cenários;
- utilização de uma métrica desempenho para definição da melhor solução a ser embarcado em um SHC.

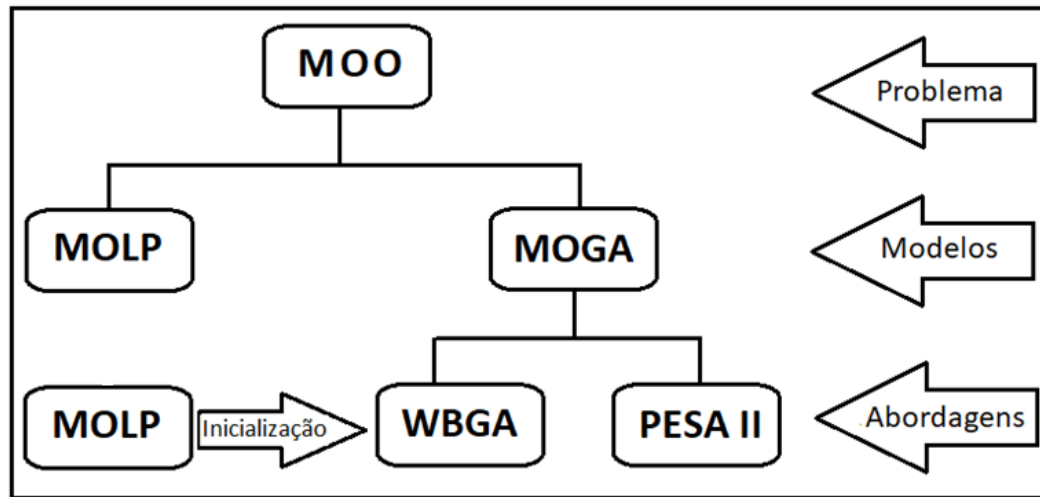
### 1.3 Contribuições

As principais contribuições deste trabalho são:

- implementação de uma solução de otimização multiobjetivo (*Multi-objective Optimization* – MOO) utilizando metaheurística (*Multi-Objective Genetic Algorithm* - MOGA) para otimização de consumo e conforto, com acionamento multiciclo por meio das técnicas *Weight Based Genetic Algorithm* - WBGA e *Pareto Envelope-based Selection Algorithm II* - PESA II, com inicialização baseada nos valores ótimos de consumo e conforto encontrados por meio de programação linear inteira (*Multiple Objective Linear Programming* - MOLP);
- implementação de uma Arquitetura de SHC para Otimização da Eficiência Energética e do Conforto em Casas Inteligentes;
- possibilidade de achatamento da demanda contratada, como consequência da otimização do custo e do conforto;
- possibilidade de programar o horário de funcionamento de algumas cargas por mais de um ciclo diário.

Na Figura 1 é apresentado um diagrama que resume as principais contribuições deste trabalho.

Figura 1 – Diagrama com as contribuições da Tese.



Fonte: elaborado pelo autor.

## 1.4 Trabalhos em Periódicos e Congressos

A seguir são relacionados os trabalhos em periódicos e congressos.

### 1.4.1 Periódicos

- ALBUQUERQUE, P. U. B.; OHI, K. de A. D.; PEREIRA N.S.; PRATA, B. de A.; BARROSO, G.C. *Proposed Architecture for Energy Efficiency and Comfort Optimization in Smart Homes*. DOI: 10.1007/s40313-018-0410-y. JCAE - *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, Springer, agosto, 2018. Qualis B1 – Engenharias IV.

### 1.4.2 Congressos

- BEZERRA FILHO, P. T. F.; ALBUQUERQUE, P. U. B.; PRATA, B. A.; BARROSO, G. C. *A smart home controller using an integer programming approach for the optimization of consumer economic saving and comfort*. SBAI - Simpósio brasileiro de Automação Inteligente, outubro, 2015.
- SANTOS, A. B. S.; OHI, K. de A. D.; ALBUQUERQUE, P. U. B.; BEZERRA, J. R.; BARROSO, G. C. *Smart Home Controller: Otimização Multi-Objetivo utilizando a meta-heurística PSO*. Congresso Brasileiro de Automática, setembro, 2018.

## **1.5 Estrutura do trabalho**

Os capítulos remanescentes deste trabalho estão estruturados da seguinte forma: no Capítulo 2 é apresentada a fundamentação teórica das técnicas e soluções adotadas e é apresentada a revisão bibliográfica, apresentando trabalhos relacionados com soluções de otimização na área de energia. No Capítulo 3 são apresentadas as classificações dos tipos de cargas, a arquitetura em blocos do sistema em estudo. No Capítulo 4 estão descritas as soluções de otimização multiobjetivo baseada em programação linear. No Capítulo 5 são discutidas as soluções baseadas em algoritmos evolucionários. No Capítulo 6 são apresentadas as conclusões e contribuições relevantes deste trabalho, bem como sugestões para trabalhos futuros.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste Capítulo é apresentada uma revisão bibliográfica dos fundamentos básicos de redes elétricas inteligentes (*smart grid*), casas inteligentes, e técnicas de otimização baseadas em programação linear inteira e em algorítmicos genéticos e métricas de avaliação. São também apresentados trabalhos relacionados.

### 2.1 *Smart Grid*

A busca por uma melhor qualidade de energia, associada à necessidade crescente da redução dos custos de energia elétrica, têm levado à busca contínua de soluções inteligentes baseadas em tecnologias da informação (TI), integradas através de redes de comunicações bidirecionais entre as empresas de geração e distribuição de energia com os consumidores finais. A aplicação do conceito de redes inteligentes, também conhecido como *Smart Grids* (SG), aliada à aplicação da automação, é um caminho que pode ser seguido para a consecução de maiores níveis de confiabilidade e eficiência dos sistemas elétricos, visando principalmente o aumento do uso eficiente da energia. As SG utilizam ações integradas e inteligentes entre produtores, distribuidores e clientes, por meio de sistemas de controle e comunicação com redes bidirecionais, garantindo assim, de forma eficiente, o fornecimento sustentável, econômico e seguro de energia.

A assinatura de contratos de energia adequados é um instrumento estratégico por meio do qual os clientes podem vir a participar de programas de energia com o objetivo de otimizar os seus comportamentos no consumo de energia e, por último, as empresas gestoras de energia alcançar uma gestão eficiente de toda a rede elétrica. A integração entre as empresas de tecnologia da informação e comunicação – TIC e a automação aparece como o elemento-chave para se desenvolver uma plataforma de controle global, que permita aos consumidores obter automaticamente os termos de utilização da energia previamente contratados, garantindo ao mesmo tempo a redução dos gastos e o uso eficazes de energia. A necessidade de aplicações das TIC para uma gestão inteligente de sistemas elétricos vem estimulando a participação das empresas de telecomunicações. Em particular, as principais empresas de telecomunicações europeias têm, já há algum tempo, reconhecido a tecnologia SG como um dos cinco principais campos de aplicação no futuro da Internet (DI GIORGIO e PIMPINELLA, 2012).

## 2.2 *Smart Home*

No amplo conceito de SG, insere-se a aplicação em automação residencial nas chamadas *smart home*.

Os equipamentos utilizados para fazer o controle de sistemas em casas inteligentes são chamados de *Smart Home Controller* – SHC. Os SHC possuem um sistema particular de *Energy Management System* – EMS, atualmente denominados de *Home EMS* – HEMS (BEAUDIN e ZAREIPOUR, 2017).

Os sistemas de gerenciamento de energia residenciais (HEMS) são capazes de oferecer suporte à decisão e devem ser usados para ajudar os usuários finais a otimizar o uso integrado de todos os recursos energéticos.

## 2.3 Programação linear

Os primeiros estudos sobre pesquisa operacional teriam surgidos através de um grupo de pesquisa na cidade inglesa de Bawsey, antes de 1938, contudo, as primeiras atividades formais de Pesquisa Operacional (PO) foram iniciadas durante a Segunda Guerra Mundial, quando uma equipe de cientistas britânicos se propôs a tomar cientificamente decisões baseadas na melhor utilização do material de guerra. Depois da guerra, as ideias foram adaptadas para melhorar a eficiência e a produtividade no setor civil.

O foco da PO é em aplicações de modelos matemáticos e lógicos em pesquisa e tomada de decisões, bem como em solução de problemas nos mais variados tipos de empresas, a fim de obter resultados ótimos em operações e atividades organizacionais. As ferramentas de pesquisa operacional são aplicadas na indústria, no comércio, empresas públicas, privadas, militares, na educação e na saúde, enfim, em praticamente qualquer área da atividade humana. Os Modelos de PO possuem três componentes básicos (TAHA, 2008):

- Variáveis de decisão que se procura determinar;
- Objetivo (meta) que se precisa otimizar (maximizar ou minimizar);
- Restrições que a solução deve satisfazer.

Uma solução de um modelo é dita viável se satisfizer todas as restrições. É ótimo se, além de ser viável, ela produz o melhor valor (máximo ou mínimo) da função objetivo. Embora os modelos de PO sejam projetados para otimizar um objetivo específico sujeito a um conjunto de restrições, a qualidade da solução resultante depende da fidelidade do modelo em

representar o sistema real. A conclusão é que a solução ótima de um modelo é melhor apenas para esse modelo. Se o modelo representa o sistema real razoavelmente bem, sua solução é ideal também para a situação real (HILLIER e LIEBERMAN, 2010).

Em PO não existe uma técnica geral única para resolver todos os modelos matemáticos que possam surgir na prática. Em vez disso, o tipo e a complexidade do modelo matemático determina a natureza do método da solução. Os modelos são determinados por algoritmos que fornecem regras computacionais fixas. Estas regras são aplicadas repetidamente ao problema, com cada repetição (chamada iteração) movendo a solução mais próxima do ótimo.

A técnica de Programação Linear (PL) (TAHA, 2008) é aplicada em modelos nos quais a função objetivo e as restrições são funções lineares. Outras técnicas incluem programação inteira (em que as variáveis assumem valores inteiros), programação dinâmica (em que o modelo original pode ser decomposto em subproblemas mais gerenciáveis), e programação não-linear (em que funções do modelo são não-lineares). Estas são apenas algumas das muitas ferramentas PO disponíveis.

Um estudo de PO está enraizado no trabalho em equipe, em que os analistas PO e o cliente trabalham lado a lado. A experiência dos analistas PO em modelagem deve ser complementada pela experiência e cooperação do cliente para quem o estudo está sendo realizado.

Em um modelo de Programação Linear (PL), a linearidade implica que a solução deve satisfazer três propriedades básicas (TAHA, 2008):

- Proporcionalidade: a contribuição de cada variável de decisão na função objetivo e nas restrições deve ser diretamente proporcional ao valor da variável.
- Aditividade: a contribuição total de todas as variáveis na função objetivo e nas restrições deve ser a soma direta das contribuições individuais de cada variável.
- Certeza: todos os coeficientes da função objetivo e das restrições do modelo devem ser determinísticos. Isso significa que eles são constantes conhecidas - uma ocorrência rara na vida real, onde os dados são mais propensos a serem representados por distribuições probabilísticas. Em essência, os coeficientes PL são aproximações de valor médio das distribuições probabilísticas. Se os desvios-padrão dessas distribuições forem suficientemente pequenos, então a aproximação é aceitável.

Alguns modelos matemáticos podem ser tão complexos que é impossível resolvê-los por qualquer dos algoritmos exatos de otimização disponíveis em tempo computacional



admissível. Nesses casos, é necessário abandonar a busca da solução ideal e procurar uma boa solução usando heurísticas ou meta-heurísticas (TAHA, 2008).

## 2.4 Algoritmicos genéticos

Algoritmos Genéticos (AG) são métodos computacionais de otimização e busca inspirados na genética e nos mecanismos de evolução via seleção natural de populações de seres vivos.

Os AGs são apropriados para problemas de otimização complexos, que envolvem muitas variáveis e um espaço de soluções de dimensão elevada. Abrangem um grande número de aplicações. O controle sobre os parâmetros do algoritmo é de fundamental importância para uma convergência rápida. Para problemas específicos é aconselhável a utilização de algoritmos híbridos, que misturam as técnicas dos AGs com os métodos de otimização tradicionais. Devido ao grande número de variáveis que um AG trata e às populações elevadas e alto número de gerações para a cobertura do espaço de soluções, os AGs possuem um custo computacional elevado (WHITLEY, 2017).

De acordo com Goldberg (1989), uma população de possíveis soluções de um problema evolui de acordo com operadores probabilísticos concebidos a partir de metáforas biológicas, de modo que há uma tendência de que, em média, os indivíduos representem soluções cada vez melhores à medida que o processo evolutivo continua.

Uma das vantagens de um AG é a simplificação do processo de resolução de problemas de otimização, visto que são fáceis de serem implementados. AG simples normalmente trabalham com definição da população inicial formadas por cadeias de bits de tamanho fixo. Outros tipos de AG podem trabalhar com cadeias de bits de tamanho variável, como por exemplo AG usados para Programação Genética. Os AG trabalham com dois tipos de paralelismo: um paralelismo explícito, por lidarem com populações de soluções, e um paralelismo implícito, que busca obter bons blocos de construção nas cadeias de bits analisadas. O conceito de bons blocos de construção é a base do Teorema dos Esquemas, que é a base conceitual do funcionamento dos AG.

Conforme Goldberg (1989), as técnicas de busca e otimização, geralmente, apresentam:

- um espaço de busca, onde estão todas as possíveis soluções do problema; e

- uma função objetivo (algumas vezes chamada de função de aptidão na literatura de AG), que é utilizada para avaliar as soluções produzidas, associando a cada uma delas uma nota.

Segundo Eiben e Smith (2007) para criar um algoritmo completo que funcione adequadamente é necessário especificar cada componente e definir os procedimentos de inicialização e a condição de finalização. Os componentes mais importantes de um AG são:

- representação do indivíduo (definição do fenótipo);
- função de evolução (fitness);
- população;
- mecanismos de seleção dos pais;
- operadores de variação, recombinação e mutação;
- mecanismos de seleção dos sobreviventes.

Tradicionalmente um algoritmo genético simples é composto pelas seguintes etapas mostradas no pseudocódigo de um AG padrão, mostrado no Quadro 1:

Quadro 2– Pseudocódigo de um AG padrão.

<p>INÍCIO</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. Gerar a População inicial com candidatos aleatórios;</li> <li>2. Avaliar (aptidão) cada indivíduo da população.</li> <li>3. Enquanto o critério de parada não for alcançado repita:             <ol style="list-style-type: none"> <li>a. Selecionar os indivíduos mais aptos;</li> <li>b. Reprodução/cruzamento - Armazenar os novos indivíduos em uma nova população;</li> <li>c. Aplicar mutação;</li> <li>d. Avaliar (selecionar) cada cromossomo da nova população (próxima geração).</li> </ol> </li> </ol> <p>OK</p> <p>FIM</p>
--

### 2.4.1 Inicialização

O primeiro passo de um AG típico é a geração de uma população inicial de cromossomos, que é formada por um conjunto aleatório de cromossomos que representam possíveis soluções do problema a ser resolvido, ou seja, um ponto no espaço de soluções.

A aleatoriedade é importante para garantir a diversificação das soluções geradas. Entretanto, combinar a aleatoriedade com o conhecimento prévio do problema em foco, pode conduzir a busca mais rapidamente para regiões promissoras do espaço de soluções.

### **2.4.2 Cálculo da aptidão**

Durante o processo evolutivo, a população é avaliada e cada cromossomo recebe uma nota (denominada de aptidão), refletindo a qualidade da solução que ele representa. Em geral, os cromossomos mais aptos são selecionados e os menos aptos são descartados. Os membros selecionados podem sofrer modificações em suas características fundamentais através dos operadores de crossover e mutação, gerando descendentes para a próxima geração. Este processo é repetido até que uma solução satisfatória seja encontrada.

Cada indivíduo é uma entrada para uma ferramenta de análise de desempenho, cuja saída fornece medidas que permitem ao algoritmo genético o cálculo da aptidão do indivíduo.

### **2.4.3 Seleção**

Nesta fase os indivíduos mais aptos da geração atual são selecionados. Esses indivíduos são utilizados para gerar uma nova população por cruzamento. Cada indivíduo tem uma probabilidade de ser selecionado proporcional à sua aptidão. Este tipo de algoritmo é chamado de Roda Roleta. Outra opção é utilizar a seleção por Torneio. Neste caso, são escolhidos, aleatoriamente, (com probabilidades iguais)  $n$  cromossomos da população, e o cromossomo com maior aptidão é selecionado para a população intermediária. O processo é repetido até preencher a população intermediária (LACERDA e CARVALHO, 2017).

### **2.4.4 Crossover**

Cada indivíduo selecionado na etapa anterior é então cruzado com o indivíduo que ocupa a mesma posição na lista de parceiros. A recombinação dos cromossomos consiste na troca de material genético entre os pais. Existem várias formas de fazer essa troca (cruzamento com um ponto de corte, cruzamento com dois pontos de corte, cruzamento uniforme, cruzamentos híbridos, etc.). No cruzamento com um ponto de corte, por exemplo, um novo cromossomo é gerado permutando-se a metade inicial de um cromossomo com a metade final do outro. Deve-se notar que se o cromossomo for representado por uma cadeia de bits, o ponto de corte pode incidir em qualquer posição (bit) no interior de um gene, não importando os limites do gene. No caso de genes representados por números reais, a menor unidade do cromossomo que pode ser permutada é o gene.

### 2.4.5 *Mutação*

A operação de mutação é utilizada para garantir uma maior varredura do espaço de estados e evitar que o algoritmo genético convirja muito cedo para mínimos locais. A mutação é efetuada alterando-se o valor de um gene de um indivíduo sorteado aleatoriamente com uma determinada probabilidade, denominada probabilidade de mutação uniforme.

Vários indivíduos da nova população podem ter um de seus genes alterado aleatoriamente acrescentando uma nova variedade à população. Além da mutação uniforme são encontradas nas literaturas especializadas outras formas de realizar a mutação, tais como gaussiana, *creep*, limite, não-uniforme.

### 2.4.6 *Escolha dos parâmetros do AG*

Além da forma como o cromossomo é codificado, existem vários parâmetros do algoritmo genético que podem ser escolhidos para melhorar o seu desempenho, adaptando-o às características particulares de determinadas classes de problemas. Em geral, os parâmetros mais importantes para o funcionamento de um AG são:

- o tamanho da população;
- o número de gerações;
- a probabilidade de *crossover*;
- a probabilidade de mutação.

A influência de cada parâmetro no desempenho do algoritmo depende da classe de problemas que se está tratando, bem como das instâncias de um dado problema. Assim, a determinação de um conjunto de valores otimizado para estes parâmetros dependerá da realização de um grande número de experimentos e testes. Com base na revisão bibliográfica realizada, os valores dos parâmetros supracitados em geral estão na faixa de 60 a 65% para a probabilidade de crossover e entre 0,1% e 5% para a probabilidade de mutação. O tamanho da população e o número de gerações dependem da complexidade do problema de otimização e devem ser determinados experimentalmente. Existem estudos que utilizam um AG como método de otimização para a escolha dos parâmetros de outro AG, devido à importância da escolha correta destes parâmetros (EIBEN e SMITH, 2007).

#### 2.4.7 *Elitismo*

O cruzamento ou a mutação podem danificar o melhor indivíduo. Para não perder a melhor solução obtida durante o processo de busca, pode ser adotada a estratégia de elitismo na qual a melhor solução encontrada é preservada na população, ou seja, o melhor indivíduo é mantido para a geração seguinte. Isto resulta numa busca mais agressiva, que na prática é geralmente bastante efetiva. No entanto, existe o perigo de uma convergência prematura para mínimos locais.

#### 2.4.8 *Algoritmos genéticos multiobjetivo*

Os Algoritmos Evolucionários (EA) mostram-se eficazes para encontrar uma boa solução de problemas de MOO. Um problema de MOO é aquele que lida com mais de uma função objetivo concomitantemente. Tais problemas são compostos de funções objetivo a se minimizar ou maximizar e não é possível adotar a solução de um dos objetivos, quando os demais também são relevantes. Diferentemente de problemas nos quais sejam considerados apenas um objetivo, não necessariamente são problemas em que se deseja obter uma única solução capaz de otimizar todos os objetivos em questão.

Nesta Tese foram utilizadas duas diferentes técnicas para otimização do problema multiobjetivo. A primeira se baseia num algoritmo genético utilizando uma função de agregação que considera as funções custo a partir da utilização de pesos. A segunda técnica se baseia na frente de Pareto para obter soluções otimizadas. Estes objetivos normalmente são conflitantes e o ótimo é um conjunto de soluções que correspondem a compromissos (*trade-offs*) entre os objetivos. Este conceito introduz o critério de dominância que permite comparar a qualidade das soluções do problema multiobjetivo. Um conjunto de soluções  $S_1$  é dita não dominada por um conjunto de solução  $S_2$ , quando  $S_1$  é no mínimo tão bom quanto  $S_2$ . O objetivo é encontrar o conjunto de todas as soluções não dominadas do espaço de busca, este conjunto é denominado de fronteira ótima de Pareto.

Segundo Konak *et al.* (2006) existem muitas variações de AG multiobjetivo na literatura. Os mais conhecidos e utilizados em muitas aplicações e com seus desempenhos testados em diversos estudos comparativos, são: *Vector Evaluated GA* (VEGA); *Multi-Objective Genetic Algorithm* (MOGA); *Niched Pareto Genetic Algorithm* (NPGA), *Weight-*

*based Genetic Algorithm (WBGA), Random Weighted Genetic Algorithm (RWGA), Nondominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA), Strength Pareto Evolutionary Algorithm (SPEA), Improved SPEA (SPEA2), Pareto-Archived Evolution Strategy (PAES), Pareto Envelope-based Selection Algorithm (PESA), Region-based Selection in Evolutionary Multiobjective Optimization (PESA-II), Fast Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II), Multi-objective Evolutionary Algorithm (MEA), Micro-GA, Rank-Density Based Genetic Algorithm (RDGA), e Dynamic Multi-objective Evolutionary Algorithm (DMOEA).*

Nesta Tese foram escolhidos os algoritmos WBGA e PESA-II devido à eficiência e facilidade de implementação dos mesmos (KONAK *et al.*, 2006; PRATA, 2011). Os tópicos seguintes descrevem essas duas técnicas utilizadas.

#### 2.4.8.1 Weight Based Genetic Algorithm (WBGA)

Proposto por Hajela e Lin (1992), um WBGA busca resolver um problema de otimização multiobjetivo utilizando um algoritmo genético com uma única função objetivo, em que esta é obtida pela agregação das diversas funções objetivo a partir de pesos. Estes pesos podem ser utilizados para ponderar o impacto de cada função objetivo na função agregada. Por exemplo, com valores de  $\alpha$  variando entre 0 e 1, conforme a Equação (1) apresentada a seguir, tem-se uma função  $f$  que é a soma ponderada de duas outras funções  $f_1$  e  $f_2$ . Valores pequenos de  $\alpha$  privilegiam a função objetivo  $f_2$ . Com o aumento de  $\alpha$ , aumenta-se a importância da função objetivo  $f_1$ .

Considerando que são abordados dois objetivos dados pelas funções  $f_1$  e  $f_2$ , em (1) tem-se a função objetivo agregada.

$$f = \alpha f_1 + (1 - \alpha) f_2 \quad (1)$$

em que,

$\alpha$ : Peso de agregação das funções;  $\alpha \in [0,1]$

$f_1$  e  $f_2$ : são funções normalizadas;

Ambas as funções  $f_1$  e  $f_2$  são apresentadas normalizadas pelo fato de possuírem limites que podem fugir do espectro de  $[0,1]$ . A normalização é um método de transformar dados em uma escala comum de modo que a comparação entre amostras não gere problema na análise dos dados. Neste caso os dados foram transformados de modo a que os valores variem entre 0 e 1, dividindo-se pelo intervalo de variação (diferença entre os valores máximo e mínimo).

O problema multiobjetivo é então analisado com somente uma função custo que engloba as funções objetivo utilizando-se pesos.

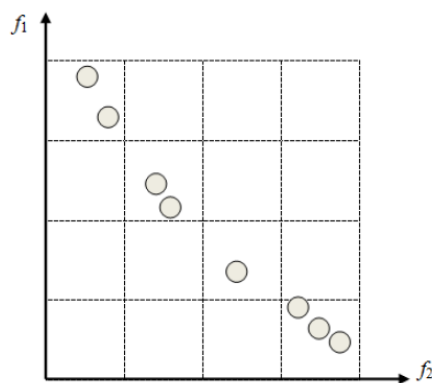
Adicionalmente, o valor de  $\alpha$  pode ser utilizado para um enviesamento proposital da função agregada. Caso se deseje considerar uma situação em  $f_1$  é considerada mais necessária que  $f_2$ ,  $\alpha$  é atribuído com valores superiores a 0,5.

#### 2.4.8.2 Pareto Envelope-based Selection Algorithm II (PESA II)

O PESA, apresentado em Corne *et al.* (2000), é uma técnica de seleção por região para otimização multiobjetivo evolucionária a partir da frente de Pareto formada pelo conjunto de soluções não dominadas.

A técnica se utiliza da definição de hipercaixas (*hyperboxes*, *hypergrid*) para a discretização do espaço de soluções, e se baseia nessa definição tanto para seleção de uma próxima solução não dominada, como para descarte de alguma solução não dominada (caso o número máximo permitido já tenha sido preenchido). A densidade de uma hipercaixa é dada pelo número de soluções não-dominadas nela contida. Na Figura 2 é ilustrado o conceito de hipercaixas considerando um problema de otimização envolvendo duas funções objetivo  $f_1$  e  $f_2$ . Neste caso tem-se uma hipercaixa com densidade igual a 1, duas com densidade igual a 2, uma com densidade igual a 3 e as demais com densidade nula (PRATA, 2011).

Figura 2 – Conceito de hipercaixas



Fonte: Prata (2011).

No algoritmo PESA-II Corne *et al.* (2001) ampliam o conceito de densidade como um critério para a qualidade das soluções. O PESA-II, ao utilizar um procedimento de seleção baseado em regiões, e não em indivíduos, apresenta uma probabilidade maior de explorar regiões pouco densas na fronteira de Pareto, pois usa uma equalização adaptativa das funções

objetivo. Deste modo, tende a obter uma aproximação de soluções não-dominadas melhor distribuída no entorno da fronteira de Pareto-ótima (PRATA, 2011).

#### 2.4.9 Métricas de avaliação

Em geral, o desempenho de um GA é avaliado usando testes experimentais e, como consequência, várias métricas de desempenho foram desenvolvidas para essa finalidade. Riquelme *et al.* (2015) apresentam uma revisão e análises de 54 métricas (entre as quais hipervolume, espalhamento e distância geracional) para MOO.

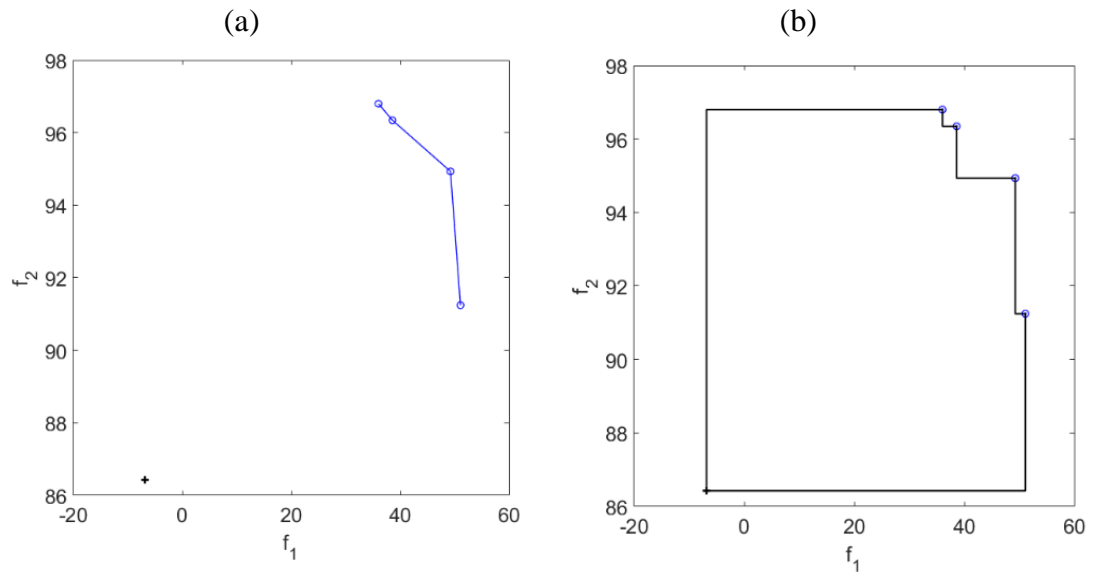
Com a finalidade de comparar os resultados entre as diferentes técnicas, foram utilizados dois tipos de análise. Com relação à análise qualitativa, são comparados resultados gráficos e de deslocamento temporal a fim de obter a solução com resultados superiores. Com relação à análise quantitativa, foi utilizada a métrica de Hipervolume.

Segundo Zitzler *et al.* (2007) o indicador de hipervolume é uma métrica para avaliar conjuntos de estimativas do conjunto Pareto-ótimo que possui a propriedade de Pareto-conformidade, muitos indicadores de qualidade não possuem essa propriedade fundamental. Por conta disso, o indicador hipervolume tornou-se um consenso, quando se trata de avaliar desempenho de MOGA.

Hipervolume é uma métrica que avalia tanto a proximidade de soluções multiobjetivo à fronteira de Pareto, como também analisa a diversidade destas soluções, mostrado em Deb (2001). Sendo assim, se apresenta como uma métrica quantitativa para análise de resultados de otimização multiobjetivo. Como em nosso caso o problema trata de dois objetivos a se otimizar (economia e conforto) a métrica se reduz ao cálculo de uma área. Na Figura 3 é ilustrado como é feito este cálculo.



Figura 3 – a) Fronteira de Pareto e ponto de referência. b) Hipervolume.



Fonte: elaborado pelo autor.

Considere a Figura 3(a) que apresenta uma fronteira de Pareto formada por 4 pontos, em um problema multiobjetivo com funções  $f_1$  e  $f_2$  a serem maximizadas. Para o cálculo do hipervolume (ou hiperárea dada a quantidade de objetivos) é utilizado um ponto de referência, localizado na parte inferior esquerda da Figura 3(a), e são calculadas as áreas dos retângulos formados com este ponto de referência e cada uma das soluções não dominadas. Na Figura 3(b) é apresentada a área resultante obtida.

## 2.5 Trabalhos relacionados

Novos métodos de redução de custos em sistemas energéticos têm sido propostos nas mais diversas áreas. Na área de SG foram apresentados trabalhos que contribuem para a evolução das redes inteligentes de energia, conforme pode ser visto em Jackson (2010), Heydt (2010), Momoh (2008), Pasand *et al.* (2009) e Gellings e Samotyj (2013). No mesmo conceito de SG em casas inteligentes inserem-se as aplicações propostas em Han e Lim (2010), Son *et al.* (2010), Li (2012) e Hernández *et al.* (2013).

Em particular, a procura de soluções para melhorar a eficiência energética em *Smart Home* (SH) tem sido explorada por vários pesquisadores que apresentaram propostas de

tecnologias de automação doméstica (domótica) (FIGUEIREDO *et al.*, 2014, BEGOVIC, 2013, FITZPATRICK e SMITH, 2009, CHOI *et al.*, 2005, VAINIO *et al.*, 2008, e PANNA *et al.*, 2013).

Um controle proativo baseado em lógica Fuzzy e métodos de adaptação (ajustes no sistema de acordo com regras de aprendizado) para SH é proposto por Vainio *et al.* (2008). Corno e Razzak (2012) apresentam uma heurística para determinar em tempo real uma configuração de funcionamento das cargas que proporcione o mínimo consumo de energia elétrica e satisfaça a solicitação do usuário. Kofler *et al.* (2012) apresentam uma proposta de representação semântica baseada no padrão Web *Ontology Language* (WOL) para definir as características de consumo de energia para ser aplicado como base de dados para sistemas de controle em SH. Suh e Ko (2008) propõem uma solução para redes domésticas ubíquas<sup>1</sup> baseadas em uma rede de sensores ativos para o sistema de controle de uma casa inteligente. Leite e Montovani (2015) propuseram arquiteturas otimizadas para redes inteligentes.

Em particular, a busca de soluções com o objetivo de melhorar a eficiência energética em SH tem sido abordada por vários autores. Em Kok *et al.* (2011) são apresentados resultados de um projeto de SH / SG de uma nova abordagem baseada na Tecnologia da Informação e Comunicação (TIC) de casas inteligentes que interagem com SG que foi detalhada, implementada e testada em campo.

Carreiro (2011) apresenta uma proposta de arquitetura para um sistema de gestão energética inteligente baseado na mesma tecnologia, tendo como principal objetivo ajudar os consumidores finais a alcançar economia de energia e redução de custos, sem perda de qualidade nos serviços de energia prestados.

Em Di Giorgio e Pimpinella (2012) é apresentada uma solução baseada em modelos de otimização utilizando programação linear inteira, para minimização de uma única função objetivo (gastos com energia). Estudos semelhantes, utilizando modelos de otimização mono objetivo, podem ser vistos em Erol-Kantarci e Mouftah, (2011) e Lentini (2012).

Embora a literatura sobre o conceito de SH em uma perspectiva de automação residencial seja vasta, a proposição de métodos que consideram a eficiência energética e os interesses dos usuários (conforto), que representa uma otimização multiobjetivo (eficiência e conforto) em SH, é um problema ainda sob investigação. Desta forma a tomada de decisões, neste tipo de problema complexo, não pode ser reduzida à procura da solução ótima de uma única função.

---

<sup>1</sup> Termo utilizado para descrever a onipresença da informática no cotidiano das pessoas.

Alguns trabalhos na área de eficiência energética utilizam abordagens para otimização multiobjetivo para solução de problemas multiobjetivo. Em Antunes e Henriques (2014) são propostos modelos e métodos para solução de otimização Multiobjetivo (multi-objective optimization - MOO) e Análise Multicritérios (Multi-Criteria Analysis - MCA) para problemas do setor energético, baseada em programação linear inteira. Enquanto que em Antunes *et al.* (2002) é proposto um modelo de programação linear inteira misto de múltiplos objetivos para planejamento do custo do investimento de expansão de novas unidades de geração de energia e o custo de manutenção e operação das novas unidades. Em Osama (2016) tem-se uma abordagem para otimização multiobjetivo do conflito de alocação de recursos entre Eficiência Energética e Eficiência Espectral em sistemas de comunicação. Em Henriques *et al.* (2015) é desenvolvido uma abordagem *bottom-up* no âmbito de um Modelo de Programação linear Multiobjetivo (MOLP) baseado na análise *Input-Output* (IO) para definir investimentos destinados a melhorar as propriedades térmicas do revestimento de um edifício. Kahrobaee *et al.* (2013) apresentam uma abordagem baseada em sistemas multiagentes em que casas inteligentes individuais são agentes autônomos que tomam decisões racionais para comprar, vender ou armazenar eletricidade com base em sua demanda presente e futura, geração e armazenamento, levando em conta os benefícios que cada decisão pode oferecer. Um controlador de casa inteligente usando uma abordagem de programação inteira para a otimização da economia de energia e conforto é apresentado em Bezerra Filho *et al.* (2015).

Alguns trabalhos apresentam propostas de otimização da economia de energia e do conforto do usuário para sistemas residenciais. Em Fehrenbach *et al.* (2014), Anvari-Moghaddam *et al.* (2015), Shaikh *et al.* (2016), e Grandclément *et al.* (2015) são apresentadas propostas de otimização da eficiência energética e conforto por meio do gerenciamento das cargas elétricas, em que são analisados diferentes cenários políticos e tecnológicos. O conforto nestes casos é definido como o controle do aquecimento dos ambientes. Em Fehrenbach *et al.* (2014), é apresentado um modelo de otimizador do fornecimento de energia elétrica e calor residencial, desenvolvido no sistema de modelagem TIMES (Sistema Integrado MARKAL-EFOM). Enquanto em Shaikh *et al.* (2016) é apresentado o desenvolvido de um método de otimização baseado em algoritmo evolutivo multiobjetivo (MOGA) para a gestão da eficiência energética e conforto dos usuários. Neste estudo, os parâmetros utilizados para conforto são: temperatura, umidade relativa, qualidade visual e do ar. Os resultados do estudo de caso mostram que o equilíbrio entre o consumo de energia e o nível de conforto foi alcançado. No trabalho Anvari-Moghaddam *et al.* (2015) é desenvolvido

um estudo multiobjetivo baseado em um modelo de programação não-linear inteiro utilizando uma função objectivo mista para solução do conflito entre economia de energia e o estilo de vida confortável (nível de conforto térmico) em uma casa inteligente. Grandclément *et al.* (2015) apresentam um estudo das técnicas existentes na literatura para solucionar o conflito sobre a busca simultânea de eficiência energética e conforto.

Uma abordagem de otimização do uso de cargas fictícias para minimizar o custo da energia elétrica através da variação das tarifas e redução da demanda, é proposto em Cho (2013) e Casella. *et al.* (2016). Em Rasheed *et al.* (2015) é apresentado um sistema teórico com três classes de eletrodomésticos. O acionamento das cargas é discretizado em horas em um único ciclo de funcionamento e a função conforto foi definida como sendo a minimização do tempo de espera em relação às preferências do usuário. Em Rasheed *et al.* (2015) são utilizados os algoritmos *Wind-Driven Optimization* (WDO) e o *Particle Swarm Optimization* (PSO), e feita uma comparação entre eles.

Em Bezerra Filho *et al.* (2015) é apresentada uma proposta de eficiência energética e conforto e é feita uma comparação com Di Giorgio e Pimpinella (2012), utilizando as mesmas cargas e cenários, porém, preservando o conforto, o que não é feito em Di Giorgio e Pimpinella (2012).

Soares *et al.* (2017) apresentam um modelo multiobjetivo desenvolvido com o objetivo de minimizar o custo da energia e a possível insatisfação causada ao usuário pela aplicação de ações de controle de demanda (*Demand Response – DR*). Foi desenvolvido um algoritmo evolutivo para lidar com a natureza multiobjetivo e combinatória do modelo. Os resultados da simulação mostram que economias significativas podem ser obtidas através da otimização de agendamento das cargas (incluindo veículos elétricos), utilização de micro geração local e sistemas de armazenamento.

Desta forma continuam os desafios de realizar estudos científicos para encontrar soluções que atendam estes dois objetivos em casas inteligentes, principalmente com mais de um ciclo de funcionamento das cargas (equipamentos de utilização doméstica). Neste caso não existe uma única solução admissível que garanta ser a melhor em todos os aspectos de avaliação.

Nesta Tese, este problema é, inicialmente, avaliado como um problema de Programação Linear Inteira para minimização do consumo de energia e maximização do conforto, e comparado com duas soluções de otimização baseadas em metahuerísticas multiobjetivo, uma baseada em pesos (WBGA) para cada função objetivo e outra com aproximação por fronteira de Pareto (PESA-II) para agendamento do funcionamento de

cargas de uma casa inteligente real. Na abordagem proposta é feita a hibridização de métodos exatos e os algoritmos evolucionários multiobjetivo.

Neste Capítulo é apresentada uma revisão bibliográfica dos fundamentos das tecnologias envolvidas com este trabalho tais como: redes elétricas inteligentes; o conceito de controladores para casas inteligentes e abordagens de otimização baseada em PO e AG. São apresentados também trabalhos relacionados com o tema desta Tese. São também apresentados trabalhos relacionados com o tema desta Tese. No Capítulo seguinte são modeladas e analisadas uma solução aplicação de técnicas de otimização baseadas em Programação Linear (PL) inteira.

### 3 ARQUITETURA DO SISTEMA

Neste Capítulo são apresentadas a classificação das cargas, a arquitetura proposta para o SHC em estudo e a arquitetura real de teste do sistema.

#### 3.1 Classificação das cargas

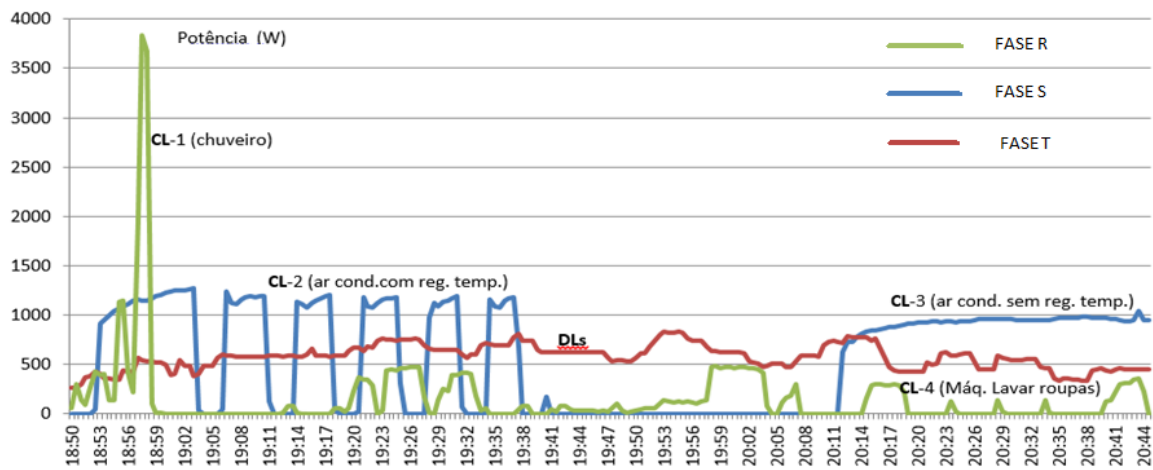
Neste trabalho as cargas são classificadas em duas categorias, conforme a sua aplicação e possibilidade de controle de seu funcionamento:

Cargas controláveis (*Controllable loads* – CL): cargas que podem ser ligadas/desligadas por um determinado período de tempo com ou sem a degradação da qualidade do serviço. Estas cargas são conectadas a tomadas inteligentes (SP) ou diretamente ao SHC. Exemplos de cargas CL são: condicionadores de ar, bomba do filtro da piscina, máquina de lavar roupas não programável, máquina de lavar louças, iluminação externa.

Cargas detectáveis (*Detectable Loads* – DL): são cargas não controláveis que podem ter o consumo estimado pela diferença na medição de energia do Medidor inteligente (*Smart Meter* – SM) e de todos as CL e SP. Exemplos de cargas DL são: equipamentos audiovisuais; equipamentos de informática; iluminação; torradeiras, batedeiras, geladeira e *freezer*.

Na Figura 4 é apresentado um exemplo de medição, feita por um analisador de energia, de algumas cargas dos tipos CL e DL de uma residência real com sistema trifásico. Na curva CL-1 é ilustrada a potência demandada por um chuveiro elétrico, na curva CL-2 é ilustrada a potência demandada por um condicionador de ar, em que foi definido uma temperatura possível de ser atingida pelo equipamento, desta forma o condicionador de ar consegue regular a temperatura por meio de um controle tipo *ON-OFF*. Na curva CL-3 é ilustrada a potência demandada por um condicionador de ar, em que a temperatura definida não é possível de ser atingida pelo condicionador de ar, enquanto que na curva CL-4 é ilustrada a potência demandada por uma máquina de lavar roupas.

Figura 4 – Medição das CL e DL reais.

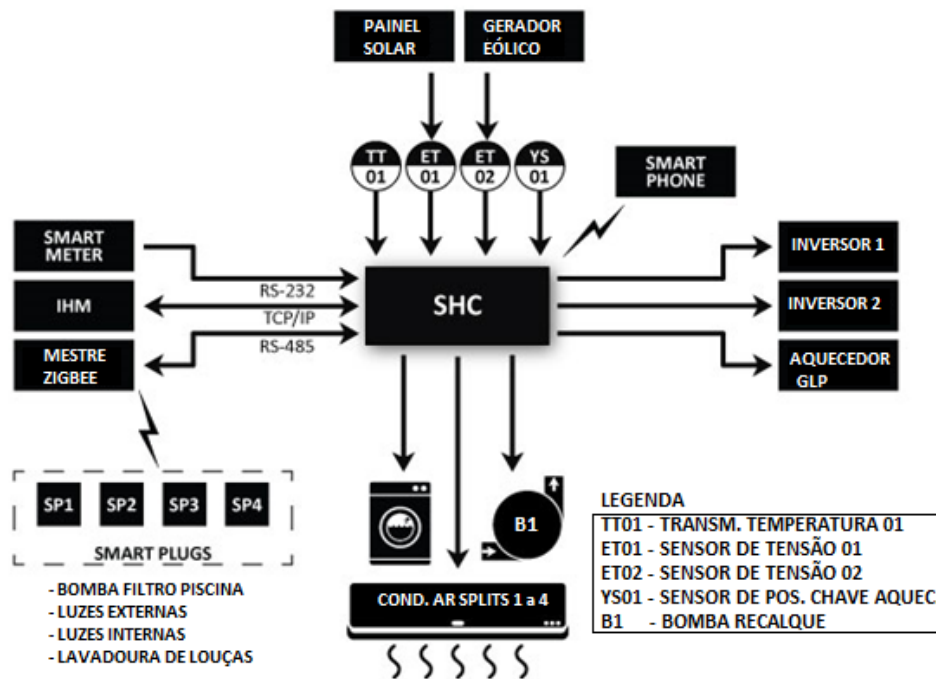


Fonte: elaborado pelo autor.

### 3.2 Arquitetura

A arquitetura do sistema do SHC proposto neste trabalho é ilustrada na Figura 5. O SHC é responsável pela gerência de todas as cargas e funcionamento dos sistemas de fontes renováveis (eólica e solar). O SHC define o funcionamento das cargas a partir da leitura das informações obtidas por meio dos dispositivos de medição instalados na residência e do resultado da execução da programação determinada pela função objetivo. O SHC realiza as seguintes atividades: gerenciamento do funcionamento dos microgeradores eólico e solar, a partir da leitura das tensões das baterias (ET01 e ET02) com acionamento dos inversores de cada sistema; leitura da temperatura da água quente (TT01); status da posição da chave de seleção do aquecedor (GLP/termo sifão); controle das cargas e comunicação com o SM, SP (mestre Zigbee), IHM e *smart phone*.

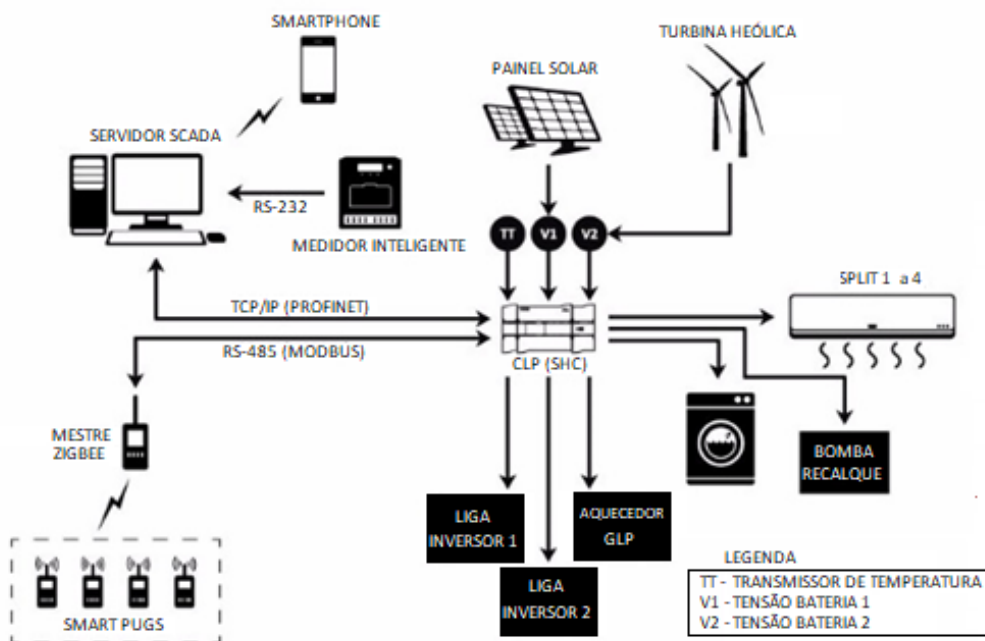
Figura 5 – Arquitetura do sistema proposto.



Fonte: elaborado pelo autor.

Na Figura 6 é apresentada a arquitetura do protótipo da plataforma de testes para validação da solução. O sistema é uma plataforma baseada em equipamentos industriais (CLP, Sensores, contatores, etc.) associados a SP desenvolvidos em laboratório.

Figura 6 – Arquitetura real do sistema em estudo.



Fonte: elaborado pelo autor.



O SHC realiza as seguintes tarefas:

- comunica-se com as tomadas inteligentes (SP) através do coordenador de rede (*ZIGBEE manager*), para ler o consumo de energia e controlar o status de funcionamento do equipamento que está ligado em cada SP, através de uma comunicação RS485, utilizando o protocolo MODBUS;
- lê os valores de demanda e consumo de energia do medidor de energia inteligente (SM) através de uma comunicação RS232, utilizando o protocolo ABNT (Associação Brasileira de Normas Técnicas);
- recebe as definições de funcionamento das cargas a partir da Interface Humano-Maquina (IHM) através de uma comunicação TCP/IP Ethernet;
- controla diretamente as cargas controláveis através do agendamento do horário de funcionamento de cada equipamento;
- define o modo de funcionamento dos equipamentos de micro geração e aquecimento.

### 3.3 Lógica de funcionamento do sistema

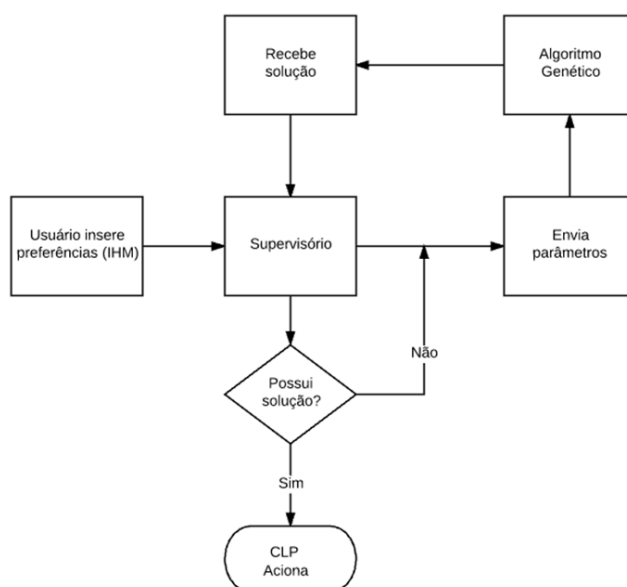
Para validação da solução, o SHC foi implementado utilizando um Controlador Lógico Programável (CLP) que funciona como escravo de um aplicativo de supervisão baseado em uma plataforma SCADA (*Supervisory control and data acquisition*) instalada em um computador pessoal (*SCADA server*). Neste caso o CLP foi utilizado como mestre do *Controller Network Coordinator* (*ZIGBEE master*), responsável pela leitura dos sensores e pelo acionamento das cargas.

A lógica de funcionamento do SHC é a seguinte:

1. Através de uma das telas do Aplicativo de Supervisão (AS) o usuário digita suas preferências.
2. O AS (supervisório) gera um arquivo texto que é utilizado como entrada em um dos algoritmos proposto nesta tese, para fazer a otimização dos melhores horários de funcionamento das cargas controláveis levando em consideração os critérios ponderados de economia de energia e garantindo o melhor conforto (a definição de conforto para esta Tese é apresentada nas próximas seções),
3. O algoritmo obtém as respostas, as quais são lidas pelo AS,
4. O AS mostra em uma das telas a programação do dia para o funcionamento das cargas e envia, utilizando o protocolo TCP/PI-Ethernet, as informações para o CLP,

5. Por meio da lógica do programa aplicativo do CLP, baseada nas informações recebidas do AS, o CLP aciona as cargas diretamente conectadas a ele e, através do padrão de comunicação serial RS485 utilizando o protocolo industrial Modbus-RTU, com o ZIGBEE *master*, envia comandos de acionamento para os SP e faz a leitura da corrente das cargas ligadas nos SP que foram acionados,
6. O CLP aciona os inversores (1 e 2) baseado no horário e nas condições das tensões (V1 e V2) do sistema de microgeração solar fotovoltaico e eólico respectivamente. Estes inversores alimentam circuitos de iluminação externa (jardim) sem prioridades. Dependendo da informação do transmissor de temperatura (TT-01), instalado no reservatório de água quente, o CLP aciona o sistema de aquecimento que utiliza Gás Liquefeito de Petróleo (GLP),
7. As informações sobre o funcionamento de todas as cargas acionadas são lidas pelo AS que apresenta através de uma tela o status de consumo atual e os agendados para outros horários.
8. Com estas informações, que incluem as correntes dos equipamentos ligados aos SP e da leitura do SM, o AS calcula as DL para ter uma informação mais realista da disponibilidade de demanda para não ultrapassar a máxima demanda contratada. A comunicação do SCADA *server* com o SM é feita através de uma interface serial RS232 utilizando o protocolo ABNT. A Figura 7 ilustra a lógica de funcionamento.

Figura 7 – Diagrama de funcionamento do AS.



Fonte: elaborado pelo autor.

Para ilustrar de forma mais precisa, as cargas reais do tipo DL são apresentadas na Tabela 1. As cargas do tipo CL são relacionadas na Tabela 4, que é apresentada e discutida na sessão relacionada ao estudo de caso.

Tabela 1 - Cargas detectáveis (DL).

<b>Quant.</b>	<b>Nome</b>	<b>Potência (W)</b>
1	Chuveiro elétrico	4.800
1	<i>Freezer</i>	946
1	Refrigerador duplex	210
1	Motor-Bomba cascata piscina	1000
3	TV LCD 46"	720
3	Frigobar + Gelágua	1600
1	<i>Desktop</i> + Monitor + impressora	460
3	<i>Notebook</i>	405
1	Motor acionamento portão	245
2	Equipamento de som	360
3	Ventilador de teto	552
1	Cortador de grama	1000
1	Aspirador de pó	1200
1	Compressor lavar carro	1320
56	Lâmpadas (PL, LED, Mista)	1200

Fonte: elaborado pelo autor.

Neste Capítulo são definidas os tipos de cargas elétrica e a arquitetura proposta para o SHC em estudo e a arquitetura real de teste do sistema. No Capítulo a seguir é apresentado um modelo de MOO baseado em programação linear multiobjetivo.

## 4 OTIMIZAÇÃO BASEADA EM PROGRAMAÇÃO LINEAR MULTIOBJETIVO

A seguir é apresentado um modelo de MOO baseado em programação linear multiobjetivo (MOLP) para o SHC em estudo. São também apresentadas as funções objetivo consideradas, as preferências do usuário e cenários levantados para análise da abordagem da proposta.

### 4.1 Algoritmo MOLP

A modelagem do problema de otimização neste trabalho se dá a partir de duas funções objetivo: uma de economia de energia e outra de conforto. Tendo em vista que o problema em estudo se trata de uma otimização combinatória, optou-se, em um primeiro momento, adotar uma função de agregação de pesos, a qual transforma o problema multiobjetivo em um problema mono-bjetivo. O objetivo do modelo de otimização empregado é a maximização da função formulada a partir da associação destas duas funções objetivo com a utilização de pesos. Dessa forma, sendo  $f_1$  a função modelada para a economia de energia e  $f_2$  a função para conforto, a função custo  $f$  se dá na forma apresentada pela Equação (2).

$$\max f = \alpha f_1 + (1 - \alpha) f_2 \quad (2)$$

sujeito a:

$$\sum_{c \in C} power_c \leq Dem_{max} \quad (3)$$

em que,

$$0 \leq \alpha \leq 1$$

em que:

$\alpha$ : Parâmetro utilizado pelo usuário para indicar qual o objetivo que se deseja alcançar. Com  $\alpha = 1$  tem-se máxima economia, já com  $\alpha = 0$  tem-se máximo conforto. Para valores intermediários, tem-se uma compensação entre economia e conforto. O valor de  $\alpha$  é definido pelas preferências do usuário;

$power_c$ : Potência consumida por cada uma das cargas;

$Dem_{max}$ : Demanda máxima fornecida pela concessionária para o usuário.

Na Tabela 2 é apresentada a notação relacionada ao modelo proposto.

Tabela 2 - Notação relacionada ao modelo proposto.

Símbolo	Descrição
$C$	Número de cargas controláveis
$\bar{P}_c$	Potência média da carga $c$
$\hat{P}_c$	Potência de pico da carga $c$
$T_A$	Tempo de amostragem
$T_a$	Tarifa diária
$u_{ci}$	$i$ -ésima variável booleana de decisão da carga $c$
$I_{Ic}$	Amostra referente ao tempo mínimo de início da carga $c$
$I_{Fc}$	Amostra referente ao tempo máximo de encerramento da carga $c$
$N_c$	Duração, em amostras, do acionamento da carga $c$
$N$	Número de amostras de tempo
$I$	Horário de início do período de planejamento das cargas
$F$	Horário de encerramento do período de planejamento das cargas
$Dem_{max}$	Demanda máxima contratada (teórica)
$R_{Nc}$	Nível de relevância da carga $c$
$I_{Mc}$	Amostra referente ao melhor horário de acionamento de uma carga $c$
$\alpha$	Parâmetro para ponderar as funções objetivo. Varia de 0, conforto máximo, a 1, economia máxima.
$D_{max}$	Distância máxima, em amostras, entre o melhor horário de uma carga, $I_{Mc}$ , e seus limites de acionamento, $I_{Ic}$ e $I_{Fc}$ .
$M_c$	Número de vezes que a carga $c$ é acionada no dia.

Fonte: elaborado pelo autor.

Existem várias ferramentas para a resolução de problemas de programação linear inteira mista disponíveis. O IBM ILOG CPLEX (IBM, 2012) é reconhecido como um *solver* referência nas áreas acadêmica e industrial, porque fornece boas performances com otimização com muitas variáveis envolvidas e que pode ser utilizado para incorporar funcionalidade em aplicativos escritos pelo usuário.

## 4.2 Preferências do usuário (Conforto)

As preferências do usuário (PU) são aquelas informações que conferem ao SHC a capacidade de tratar o problema de otimização levando em conta a necessidade do usuário. Tais informações são necessárias para a modelagem do problema a ser resolvido. Os parâmetros que são inseridos pelo usuário para cada carga são descritos a seguir:

- $I_I$  e  $I_F$ : respectivamente, o horário mínimo e o máximo para acionamento de cada carga;
- $I_M$ : melhor horário para acionamento de cada carga. Indica a hora que o usuário seleciona para a carga ser acionada;

- $R_N$ : nível de relevância de cada carga. Representa a importância que o usuário confere ao cumprimento do horário selecionado. Varia de 1 (máxima importância de que o horário selecionado seja cumprido) a 0 (irrelevante o ajuste do acionamento do horário).

O termo conforto refere-se à programação do acionamento das cargas elétricas mediante configuração de preferências do usuário. O usuário seleciona horários de acionamento para cada uma das cargas e quão mais próximas à configuração resultante do SHC para o acionamento das cargas for desta configuração do usuário, maior será o conforto em questão.

Como o problema em questão é modelado como um sistema de tempo discreto, o conforto é calculado a partir da diferença entre o horário de acionamento da carga selecionado pelo usuário e o horário de acionamento definido pelo SHC.

Dessa forma, nas Equações (4) e (5) é definido o conforto para as cargas.

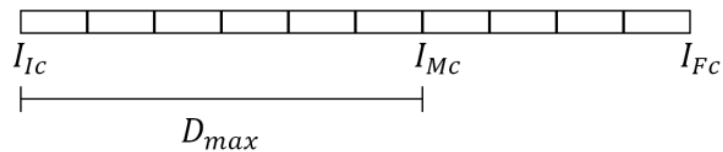
$$\text{comfort}_c(i) = D_{max} - R_{Nc}|i - I_{Mc}| \quad (4)$$

em que,

$$D_{max} = \max(|I_{Ic} - I_{Mc}|, |I_{Fc} - I_{Mc}|) \quad (5)$$

Na Equação (4) é definida a distância entre a hora selecionada pelo SHC e a hora selecionada pelo usuário ( $|i - I_{Mc}|$ ) para uma dada carga  $c$ . Em seguida essa distância é ponderada pelo nível de relevância do conforto daquela carga e, por fim, esse valor resultante é então subtraído de  $D_{max}$ , um valor de referência. Na Equação (5) é definido o valor de referência como sendo a maior distância entre o horário selecionado pelo usuário ( $I_{Mc}$ ) e os limites do acionamento ( $I_{Ic}, I_{Fc}$ ) de uma dada carga  $c$ , conforme é ilustrado na Figura 8.

Figura 8 – Obtenção do valor de referência  $D_{max}$  para cálculo do conforto.



Fonte: elaborado pelo autor.

Observando a Figura 8, considere uma carga  $c$  como sendo de máximo nível de relevância ( $R_{Nc} = 1$ ). Quando  $i = I_{Mc}$ , significa que a carga será acionada no horário solicitado pelo usuário (conforto máximo). Ao contrário, quando  $i = I_{Ic}$  significa que o conforto será mínimo, visto que a carga será acionada na maior distância temporal daquela solicitada pelo usuário ( $D_{max}$ ).

### 4.3 Maximização da economia de energia elétrica

Para análise da economia (minimização do custo com energia elétrica) devido ao consumo das cargas elétricas, nesta Tese é adotado um modelo de Di Giorgio e Pimpinella (2012), considerando um sistema de tempo discreto que se baseia nos seguintes parâmetros:

- tarifação diária;
- demanda máxima contratada;
- potências média e de pico de cada carga;
- horário mínimo e máximo de acionamento e desligamento de cada carga, definidos pela preferência do usuário.

Dada a modelagem em tempo discreto com taxa de amostragem  $T_A$ , a distribuição das horas do dia se dá em  $N$  amostras. Como uma residência possui  $C$  cargas controláveis, as quais serão manipuladas pelo SHC, a modelagem matemática do custo destas, como um problema de programação inteira, pode ser descrita pela Equação (6), conforme apresentado em Di Giorgio e Pimpinella (2012), em que, com o intuito de considerar todos os possíveis custos numa forma compacta, a variável binária  $u_{ci}$  (acionamento da carga  $c$  no período  $i$ ) é introduzida e somada ao decorrer de todas as possíveis horas de início.

$$cost(c) = \sum_{c=1}^C \sum_{i=I_{Ic}}^{I_{Fc}-N_c} \left( \sum_{n=i}^{i+(N_c-1)} \bar{P}_c[n-i] T_A T a[n] \right) u_{ci} \quad (6)$$

em que,

$u_{ci}$ : variável de decisão binária igual a 1 se a carga  $c$  é acionada no período  $i$ , sendo igual a zero, caso contrário;

$\bar{P}_c$ : potência média de cada carga, utilizada para o cálculo de custo;

$Ta$ : tarifa aplicado de acordo com o cenário em questão.

Inicialmente, a restrição do problema se resumia em garantir que o somatório das potências fosse inferior ao valor de demanda máxima, restrição definida pela Equação (3). Após experimentos computacionais iniciais, verificou-se a necessidade de apresentar novas restrições para o modelo. Considerando que só existe, de fato, um horário de início para cada acionamento e de acordo com a natureza binária da variável de decisão, tem-se que a restrição da Equação (7) se aplica. Já a Equação (8) exhibe a restrição que garante que o usuário não ultrapasse a demanda contratada.

$$\sum_{i=I_c}^{I_{Fc}-N_c} u_{ci} = 1 \quad c = 1, 2, 3, \dots, C \quad (7)$$

$$\sum_{c \in C_k} \left( \sum_{i=(k-(N_c-1))}^{k-(k-I_{Fc}+N_c)^+} \hat{P}_c[k-i] u_{ci} \right) \leq Dem_{max} \quad (8)$$

$$k = I, I+1, \dots, F-1$$

em que,

$\hat{P}_c$ : potência de pico da carga  $c$ .

$I, F$ : horários de início e encerramento do período de planejamento das cargas.

$(.)^+$ :  $\max(., 0)$ .

Para modelar a função  $f_1$ , que trata da economia de energia elétrica, tomando como base o cálculo do custo de cada carga expresso pela Equação (6), é necessário um valor de referência para o cálculo da economia de energia elétrica. Sendo assim, a referência utilizada é o valor do consumo das cargas quando acionadas de acordo com os horários indicados pelo usuário. O valor do consumo utilizado como referência é descrito pela Equação (9).

$$C_{REF} = \sum_{c=1}^C \sum_{n=I_{Mc}}^{I_{Mc}+(N_c-1)} \bar{P}_c[n - I_{Mc}] T_A T_a[n] \quad (9)$$

em que,

$$n = 0, 1, \dots, N-1.$$

Assim, a economia de energia elétrica da configuração final otimizada é calculada em relação à configuração que foi selecionada (preferência) pelo usuário.

Dessa forma, temos que a função  $f_1$  (maximização da economia de energia elétrica) é expressa pela Equação (10).

$$f_1 = \sum_{c=1}^C \left[ \sum_{n=I_{Mc}}^{I_{Mc}+(N_c-1)} \bar{P}_c[n - I_{Mc}] T_A T_a[n] - \sum_{i=I_c}^{I_{Fc}-N_c} \left( \sum_{n=i}^{i+(N_c-1)} \bar{P}_c[n-i] T_A T_a[n] \right) u_{ci} \right] \quad (10)$$



#### 4.4 Maximização do conforto

Como citado previamente, a definição de conforto neste trabalho parte da diferença temporal entre o horário definido nas preferências do usuário e o horário calculado pelo SHC. Como o sistema se baseia em tempo discreto, o conforto se obtém através da diferença entre amostras referentes aos momentos temporais supracitados.

Desta forma, os parâmetros envolvidos no cálculo da função objetivo de conforto são os mesmos das preferências do usuário e a função  $f_2$  é definida pela Equação (11).

$$f_2 = \sum_{c=1}^C \sum_{i=I_{Ic}}^{I_{Fc}-N_c} (D_{max} - R_{Nc}|i - I_{Mc}|)u_{ci} \quad (11)$$

A Equação (11) apresenta valor máximo em duas situações:

- $R_{Nc} = 1$  e  $i = I_{Mc}$ : A carga tem nível de conforto com relevância máxima e o horário alocado pelo SHC é igual ao horário selecionado pelo usuário;
- $R_{Nc} = 0$ : O nível de relevância da carga é nulo (não é do interesse do usuário o horário que esta carga é ligada), fazendo com que qualquer horário de acionamento da carga seja considerado confortável.

Já o valor mínimo de relevância da carga ocorre quando  $R_{Nc} = 1$  e  $|i - I_{Mc}| = D_{max}$ , o que indica que a carga foi alocada no horário mais distante possível daquele selecionado pelo usuário.

#### 4.5 Cenários abordados

Com relação à tarifação diária abordada na modelagem utilizada, foram estudados cinco possíveis cenários que servem como contexto. A utilização de cada cenário busca replicar a situação real aplicada no Brasil.

- Cenário 1 - Tarifa convencional sem uso do SHC: Trata da tarifação de valor constante ao longo do dia, independente do dia da semana. Neste cenário as cargas foram alocadas de acordo com a solicitação do usuário.
- Cenário 2 – Tarifa branca sem uso do SHC: Como já citado, trata da tarifação que foi oferecida para as unidades consumidoras de baixa tensão a partir de 01/01/2018, conforme a Resolução Normativa N° 733/2016 da

ANEEL. Neste cenário as cargas foram alocadas de acordo com a solicitação do usuário.

- Cenário 3 – Tarifa branca com uso do SHC para otimização de economia: Foi considerado o cenário em que o usuário opta pela utilização da tarifa branca e o SHC é utilizado para otimizar a economia.
- Cenário 4 – Tarifa branca com uso do SHC para otimização multiobjetivo: Foi considerado o cenário de tarifa branca em que há otimização tanto de economia de energia elétrica como de conforto.
- Cenário 5 – Microgeração e tarifa branca com uso do SHC para otimização multiobjetivo: É analisada uma variação do cenário 4, em que é considerada a presença dos sistemas eólico e fotovoltaico para microgeração de energia elétrica.

Na Tabela 3 são apresentados os valores de tarifação assumidos para execução das simulações.

Tabela 3 - Valores de tarifas.

Tarifa	Período do dia	Preço (R\$/kWh)
Convencional	[00h – 23h59]	0,72
Branca	Fora de ponta [00h – 17h59] e [23h – 23h59]	0,36
	Intermediária [18h – 18h59] e [22h – 22h59]	1,08
	Ponta [19h – 21h59]	1,44

Fonte: elaborado pelo autor.

Para todos os cenários, foi utilizado o mesmo conjunto de cargas. Todas as cargas utilizadas são reais, cujos parâmetros mensurados foram: número de fases, tempo de cada fase, potência média em cada fase e potência de pico em cada fase:

Fase é a parcela de tempo gasta na execução de uma atividade específica de uma carga, por exemplo, o tempo que uma máquina de lavar gasta somente na atividade de enxágue.

Ciclo é o período de tempo que engloba todas as fases de uma carga, por exemplo, o tempo que uma máquina de lavar gasta para executar todas as suas tarefas (lavar, enxaguar, secar).

Na Tabela 4 são descritas as cargas controláveis (CL). Nela são apresentados os valores de potência média ( $\bar{P}$ ) e potência de pico ( $\hat{P}$ ) de cada carga, obtidos via leitura através do SM. Na mesma tabela também é apresentada a descrição temporal das cargas ( $\Delta t$ )

e das preferências do usuário (hora ideal). São apresentados também os períodos de funcionamento das cargas (faixa de horário), ambos selecionados pelo usuário. Na última coluna é descrito o nível de relevância ( $R_N$ ) de cada carga. Como exemplo, a carga 11 é uma máquina de lavar louças que funciona em 5 fases, (com tempos de funcionamento de 5; 10; 15; 5; e 10 minutos), com potências médias (0,033; 1,76; 0,033; 1,76; e 0,033 kW) e respectivas potências de pico (0,033; 1,76; 0,033; 1,76; e 0,033 kW), com horário ideal de funcionamento de 21h, podendo utilizar a faixa de horário entre 17h e 22h e com o nível de relevância igual a 0,3.

Tabela 4 - Descrição das cargas.

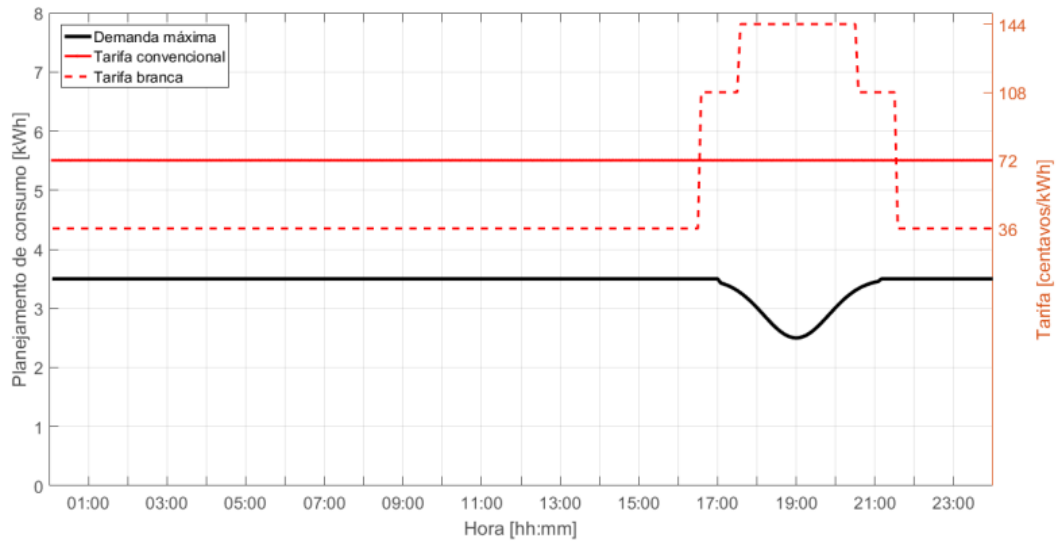
ID	(CL) Nome	Fases	$\Delta t$ (min)	$\bar{P}$ (kW)	$\hat{P}$ (kW)	Hora ideal	Faixa de horário		$R_N$
							Das	As	
1	Bomba recalque	1	20	2	3	08h00	07h00	17h00	0,1
2	Bomba filtro	1	120	0,75	1,5	08h00	07h00	17h00	0,1
3	Ferro de engomar	1	120	1	1,2	16h00	14h00	17h00	0,3
4	Máquina de lavar roupa	8	10; 10; 4; 6; 2; 2; 2; 7	0,13; 0,51; 0,3; 0,26; 0,15; 0,15; 0,15; 0,22	0,7; 0,51; 0,3; 0,26; 0,15; 0,15; 0,15; 0,3	8h00	7h00	17h00	0,5
5	Iluminação externa	1	270	0,3	0,3	18h00	17h00	23h55h	0,3
6	Iluminação interna	1	270	0,15	0,3	18h00	17h00	23h00	0,7
7	Ar condicionado gabinete	14	10; 5;...;5	1,3; 1,3; ...; 1,3	1,7; 1,3; ...; 1,3	20h00	17h00	23h55h	1,0
8	Ar condicionado casal	7	30; 20; 5; 5; 5; 5; 5	2; 2; 2; 2; 2, 2, 2	2,1; 2,1; 2,1; 2,1; 2, 2, 2	20h00	17h00	23h55h	1,0
9	Ar condicionado F1	1	240	1,1	1,2	20h00	17h00	23h55h	1,0
10	Ar condicionado F2	7	10; 10; 5; 5; 5; 5; 5	0,9; 0,9; 0,9; 0,9; 0,9; 0,9	1,1; 1,1; 1,1; 1,1; 1,1; 1,1	20h00	17h00	23h55h	1,0
11	Máquina de lavar louça	5	5; 10; 15; 5; 10	0,033; 1,76; 0,033; 1,76; 0,033	0,033; 1,76; 0,033; 1,76; 0,033	21h00	18h00	22h00	0,3

#### 4.6 Resultados das simulações

Neste tópico são apresentados e discutidos os resultados obtidos nas simulações de cada cenário proposto, com e sem utilização do SHC. Para todos os cenários a demanda máxima considerada foi de 3,5 kW. Para a representação das cargas detectáveis (DL) é utilizada uma gaussiana invertida centrada às 19h00 com amplitude de 1,5 kW. Na Figura 9 é exibida a demanda máxima das tarifas fictícias aplicadas para os vários cenários.

Os resultados são baseados em cargas reais de uma residência, utilizando as ferramentas MATLAB e CPLEX®, em um PC com processador Intel de 2,3 GHz Core i5 e 4 Giga Byte de memória, cobrindo todas as situações descritas. O problema de otimização foi resolvido utilizando a função *cplexbilp* do CPLEX, chamada a partir do ambiente do MATLAB.

Figura 9 – Demanda contratada e tarifas adotadas.



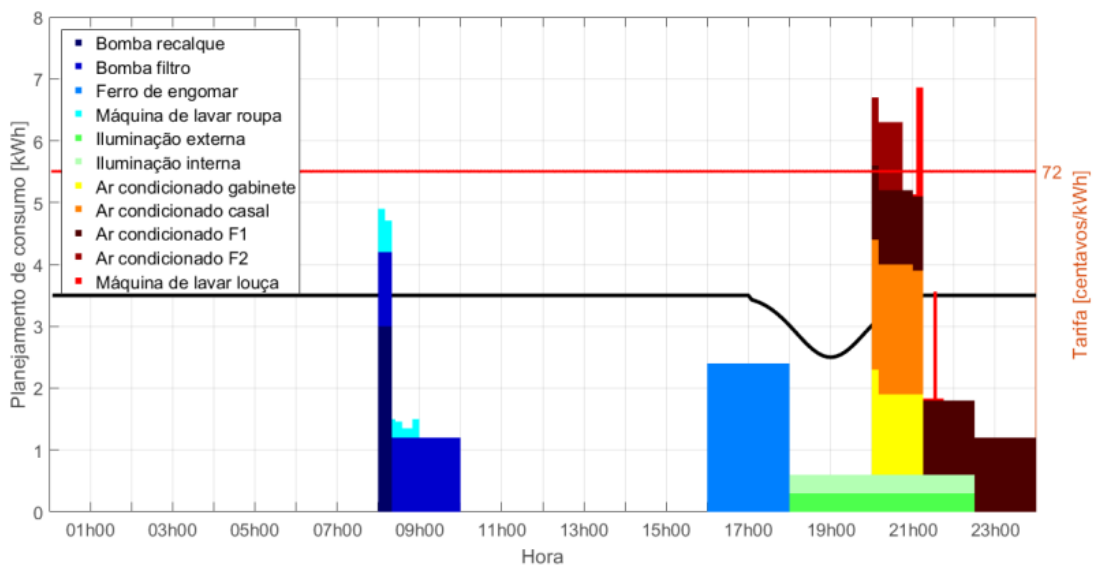
Fonte: elaborado pelo autor.

#### 4.6.1 Cenário 1: tarifa convencional sem otimização

Para este cenário de tarifação (ver Tabela 3) foi obtido o custo de R\$11,59, por dia. Os custos para todos cenários estão sintetizados na Tabela 7 no final da seção, para a configuração solicitada pelo usuário.

Na Figura 10 é ilustrado o resultado da alocação das cargas segundo a solicitação do usuário. Também são apresentadas a demanda máxima e a curva de tarifa para o cenário em questão

Figura 10 – Cenário 1: programação das cargas.



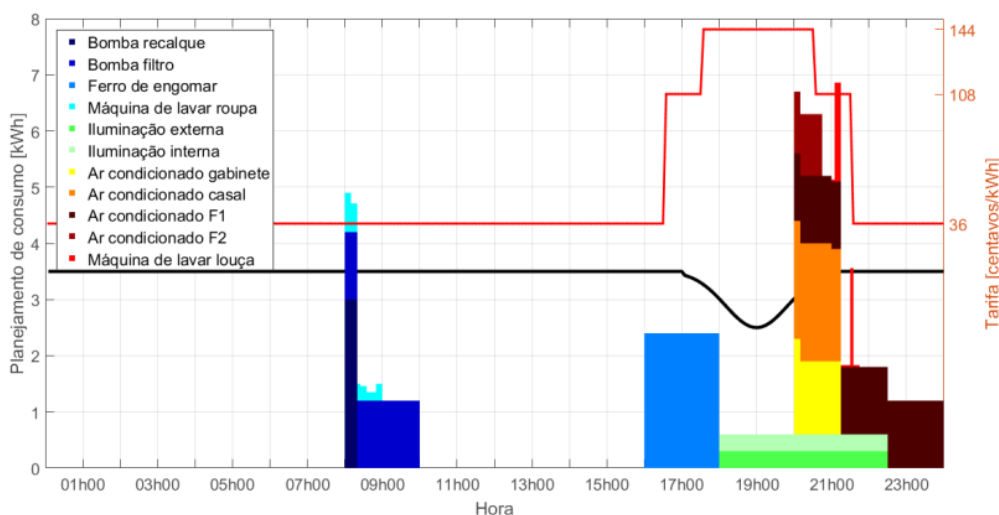
Fonte: elaborado pelo autor.

Como é visto na Figura 9, a configuração solicitada pelo usuário ultrapassa a demanda máxima contratada. Neste caso, o usuário pagará um excedente na conta de energia devido a ultrapassagem do valor contrato de demanda.

#### 4.6.2 Cenário 2: Tarifa branca sem otimização

Neste cenário são inseridas as definições de tarifa de ponta, tarifa intermediária e tarifa fora de ponta (ver Tabela 3). Neste cenário é simulada a situação na qual o usuário realiza a mudança de tarifa sem se preocupar com os novos valores de tarifa. O custo obtido para este cenário foi de R\$14,41. Na Figura 11 é ilustrada a alocação das cargas segundo a solicitação do usuário.

Figura 11 – Cenário 2: programação das cargas



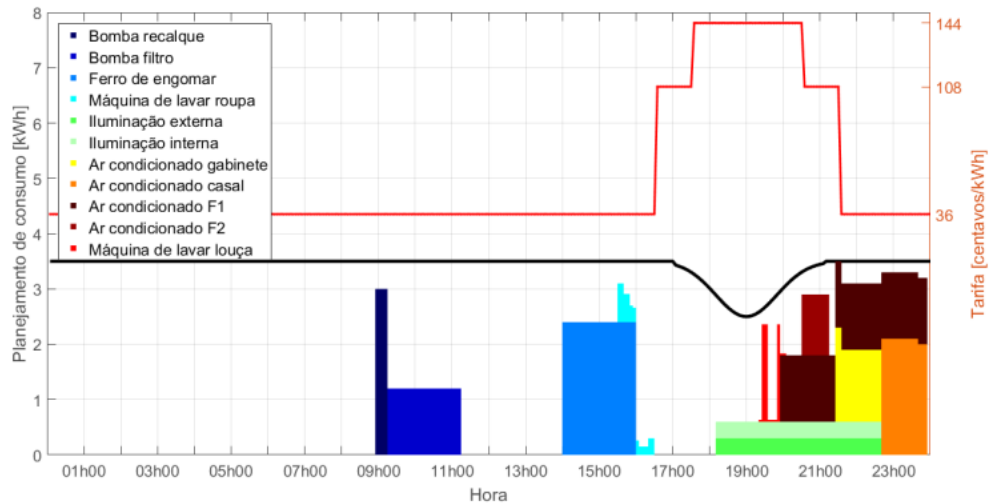
Fonte: elaborado pelo autor.

Conforme pode ser observado na Figura 11, neste cenário a configuração das cargas também ultrapassa a demanda máxima solicitada.

#### 4.6.3 Cenário 3: Tarifa branca com otimização da economia

Neste cenário é obtida a otimização da economia ao aplicarmos ao SHC somente a função objetivo  $f_1$ . O custo obtido nesse cenário é de R\$9,79, representando uma economia de 32,03% em relação ao valor do cenário 2, que reflete a configuração selecionada pelo usuário independente do seu custo. Na Figura 12 é apresentada a alocação das cargas pelo SHC neste cenário. Veja, por exemplo, que as cargas agora estão distribuídas de forma a não ultrapassar o valor da demanda. Além disso, pode-se observar que o SHC busca alocar as cargas no horário fora de ponta, visando a economia com energia elétrica.

Figura 12 – Cenário 3: programação das cargas.



Fonte: elaborado pelo autor.

#### 4.6.4 Cenário 4: Tarifa branca com otimização multiobjetivo

Neste cenário é considerada a função multiobjetivo, modelada por meio de uma função de agregação de pesos, que trata da maximização da economia e do conforto, representada pela Equação (1). Neste contexto é considerado o parâmetro  $\alpha$ ,  $\alpha$  que pondera quanto econômica e/ou confortável se deseja que a resposta seja. Nas Figuras 9 e 10 são apresentadas as variações da economia e do conforto de acordo com a variação deste parâmetro. Em ambas as figuras são apresentados os respectivos resultados do conforto de modo relativo. Como na situação de conforto máximo tem-se que  $f_2 = D_{\max}$ . O conforto relativo é definido na Equação (12).

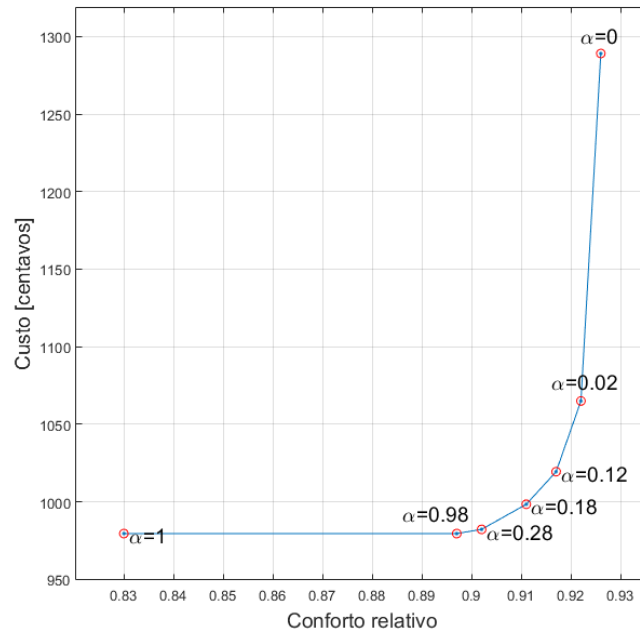
$$\text{conforto\_relativo} = \frac{\text{conforto}_c}{D_{\max}} \times 100 \quad (12)$$

Caso todas as cargas consigam ser alocadas no horário solicitado pelo usuário, o valor de conforto relativo será igual a 100% (máximo). De maneira análoga, na situação em que todas as cargas ocuparem o posicionamento mais distante possível do solicitado pelo usuário, o conforto relativo será igual a 0.

Com base nas Figuras 13 e 14, pode-se observar que, como esperado, a partir da redução do valor de  $\alpha$ , a solução tende a apresentar um maior conforto, associada a um maior custo e, conseqüentemente, uma menor economia. Pode-se observar que a variação do conforto com relação ao custo não ocorre de maneira linear, desta forma é possível escolher valores de  $\alpha$  que aumentem o conforto com pequenas elevações nas despesas com energia elétrica. Por exemplo, se o  $\alpha$  configurado for igual a um, o conforto relativo é igual a 0,83.

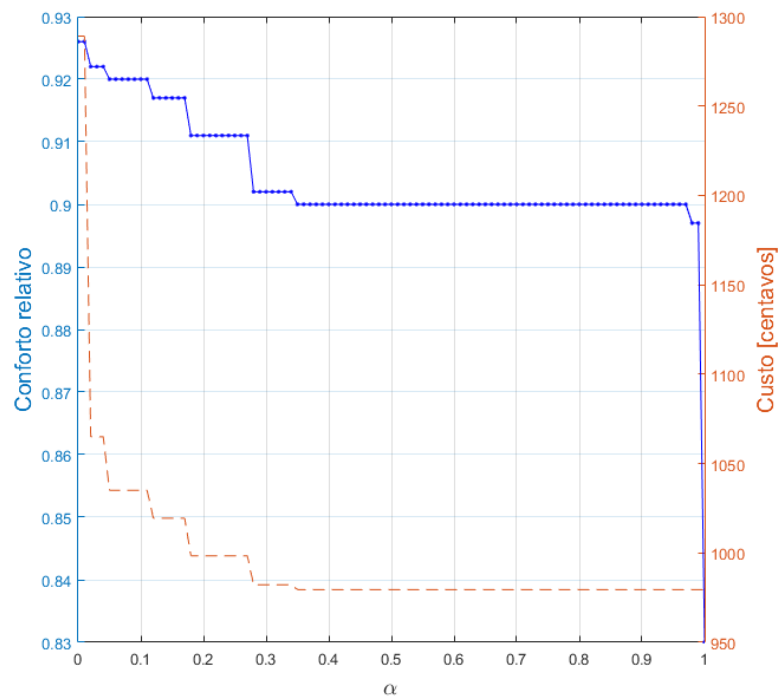
Variando o  $\alpha$  para 0,28, o conforto relativo aumenta e será maior que 90%, enquanto o aumento das despesas com energia elétrica é desprezível.

Figura 13 – Cenário 4: custo x conforto relativo, dada a variação de  $\alpha$ .



Fonte: elaborado pelo autor.

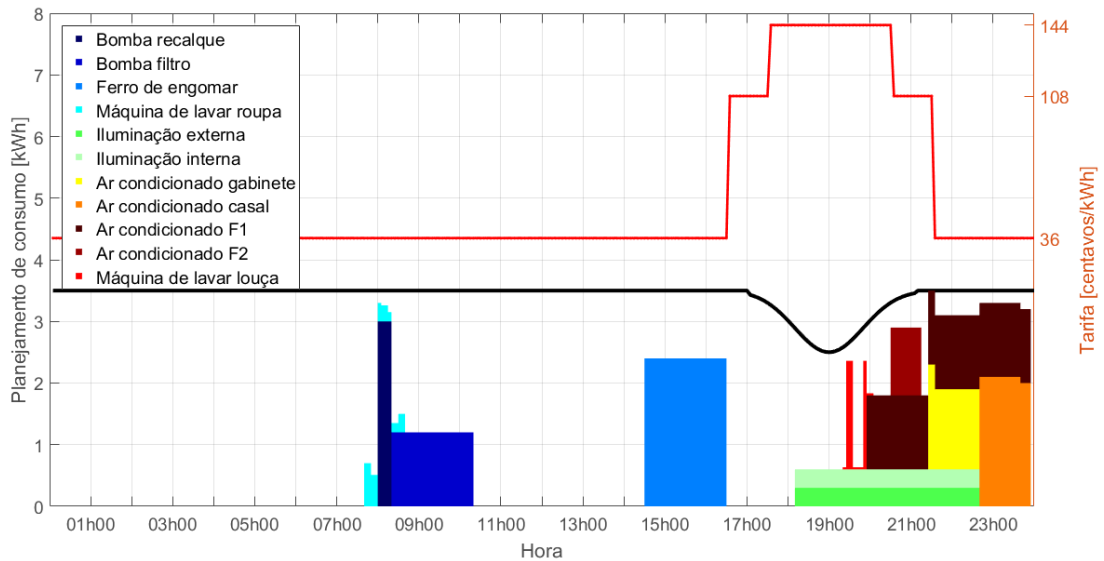
Figura 14 – Cenário 4: custo e conforto relativo em função da variação de  $\alpha$ .



Fonte: elaborado pelo autor.

A partir dos valores de  $\alpha$  apresentados na Figura 13, foram selecionados os valores 0,98 e 0 para  $\alpha$ , a critério de comparação. Nas Figuras 15 e 16 são exibidas as alocações das cargas para estas duas configurações.

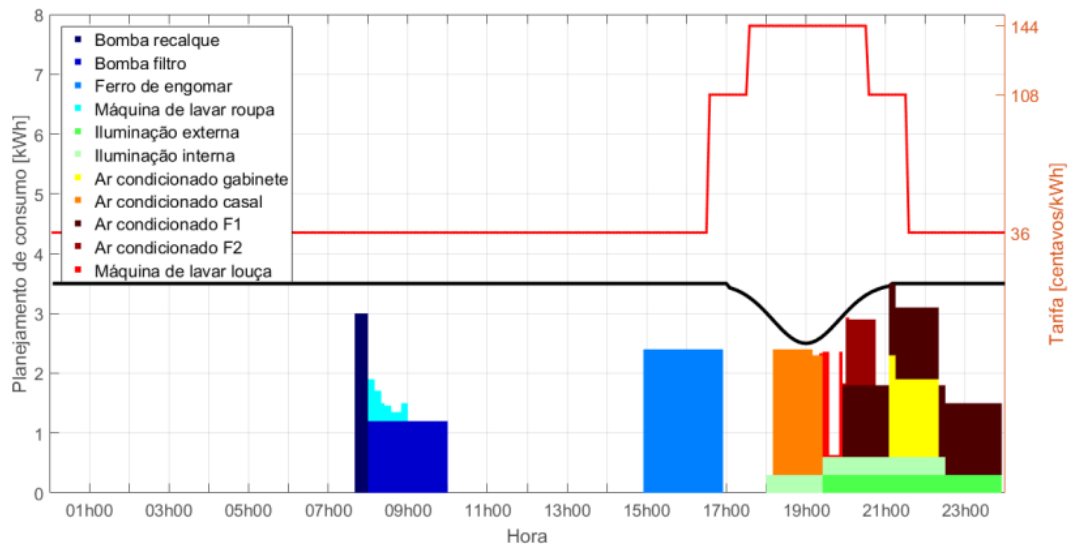
Figura 15 – Cenário 4: programação do SHC para  $\alpha = 0,98$



Fonte: elaborado pelo autor.

Dadas as limitações de horário de cada carga, e as limitações de demanda máxima e de tarifa de ponta, pode-se observar que as principais diferenças entre a configuração da Figura 12 e aquela de otimização somente da economia (apresentada na Figura 9 e equivalente à configuração de  $\alpha = 1$ ) são os deslocamentos das cargas 1 a 4 para horários mais próximos daqueles solicitados pelo usuário.

Figura 16 – Cenário 4: programação do SHC para  $\alpha = 0$ .



Fonte: elaborado pelo autor.



Já na Figura 16 ( $\alpha = 0$  somente a função conforto é considerada), pode-se observar que o SHC ignora o horário de tarifa de ponta, visando alocar as cargas da maneira mais fiel à solicitação do usuário, sem exceder a demanda máxima solicitada. Na Tabela 5 são comparados os resultados obtidos para valores de  $\alpha = 1$  e  $\alpha = 0,98$ , em que  $\Delta t$  representa o tempo de deslocamento em minutos em que a carga foi ligada em relação às preferências do usuário (melhor horário – maior conforto). Neste caso foi utilizado o valor de  $\alpha = 0,98$  devido ter sido encontrado uma redução do custo com energia mantendo o conforto.

Tabela 5 - Alocações feitas pelo SHC para o cenário 4 para  $\alpha = 1,00$  e  $\alpha = 0,98$ .

ID	Melhor Horário	$\alpha = 1,00$		$\alpha = 0,98$	
		Horário SHC	$\Delta t$ (min)	Horário SHC	$\Delta t$ (min)
1	08h00	08h55	55	08h00	0
2	08h00	09h15	75	08h20	20
3	16h00	14h00	120	14h30	90
4	08h00	15h30	450	07h40	20
5	18h00	18h10	10	18h10	10
6	18h00	18h10	10	18h10	10
7	20h00	21h25	85	21h25	85
8	20h00	22h40	160	22h40	160
9	20h00	19h55	5	19h55	5
10	20h00	20h30	30	20h30	30
11	21h00	19h20	100	19h20	100

Fonte: elaborado pelo autor.

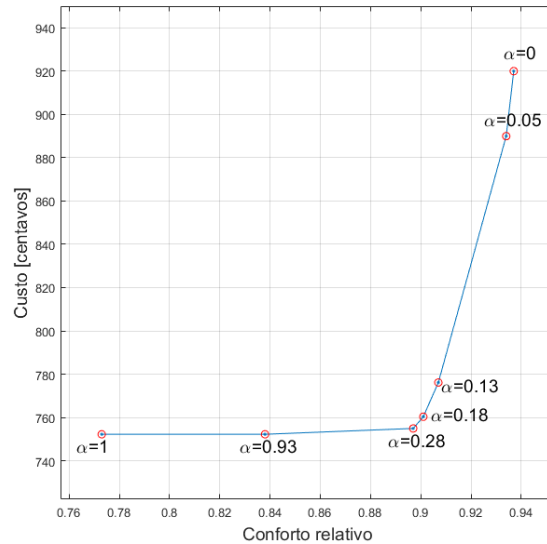
Diante do exposto, pode-se observar que a alocação das cargas para o valor de  $\alpha = 0,98$  conseguiu se aproximar mais daquilo solicitado pelo usuário do que a configuração de  $\alpha = 1$ , como era esperado, mas note que mesmo aumentando o conforto ( $\alpha$  variando de 1 a 0,98) o custo, neste caso, se manteve constante.

#### 4.6.5 Cenário 5: Micro geração e tarifa branca com otimização multiobjetivo

Para este cenário, tem-se que as cargas 5 e 6, referentes às iluminações interna e externa, são alimentadas em totalidade por baterias carregadas pelo sistema de micro geração composto pelos sistemas locais (in situ) eólico e fotovoltaico. Desta forma, o conjunto de cargas se limita às 9 cargas restantes. Nas Figuras 16 e 17 são apresentadas as variações da economia e do conforto de acordo com a variação do parâmetro  $\alpha$ . Em ambas as figuras a análise do conforto é feita de modo relativo.

Na Figura 17 é apresentada a relação de compromisso existente entre o custo em centavos e o conforto relativo da configuração, exibindo os valores de  $\alpha$  de cada situação. Pode-se observar que com uma pequena variação de  $\alpha$  (de 1 para 0,93) é possível a obtenção de uma configuração com maior conforto sem aumentar o custo.

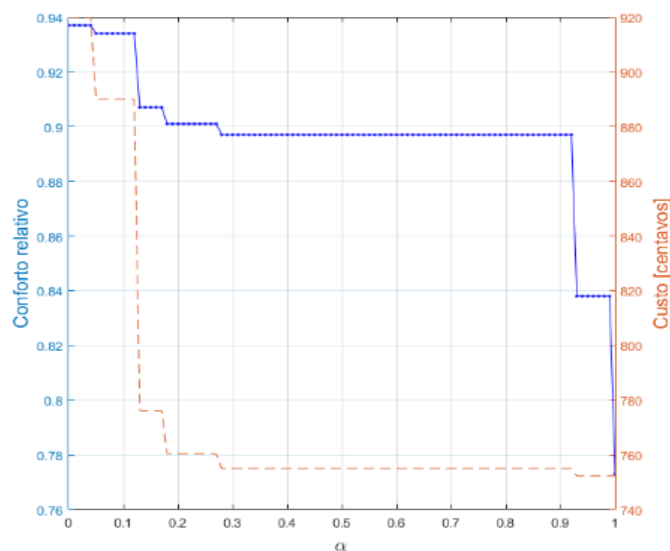
Figura 17 – Cenário 5: Custo x conforto relativo, de acordo com o valor de  $\alpha$ .



Fonte: elaborado pelo autor.

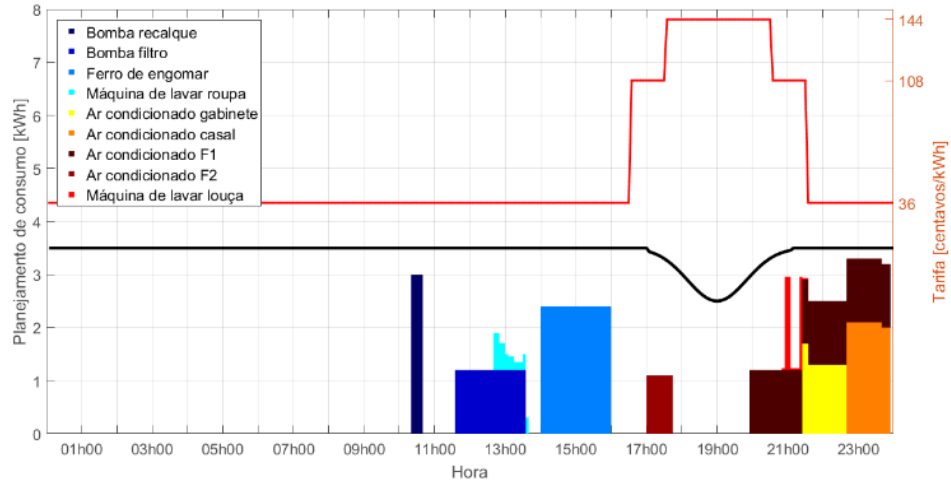
Na Figura 18 é ilustrada a evolução tanto do custo (expresso em centavos) como do conforto relativo das configurações com relação aos valores de  $\alpha$ . São apresentadas nas Figuras 19 a 21 a alocação das cargas pelo SHC neste cenário para os respectivos valores de  $\alpha$  (1, 0,93 e 0).

Figura 18 – Custo e conforto relativo x variação de  $\alpha$ .



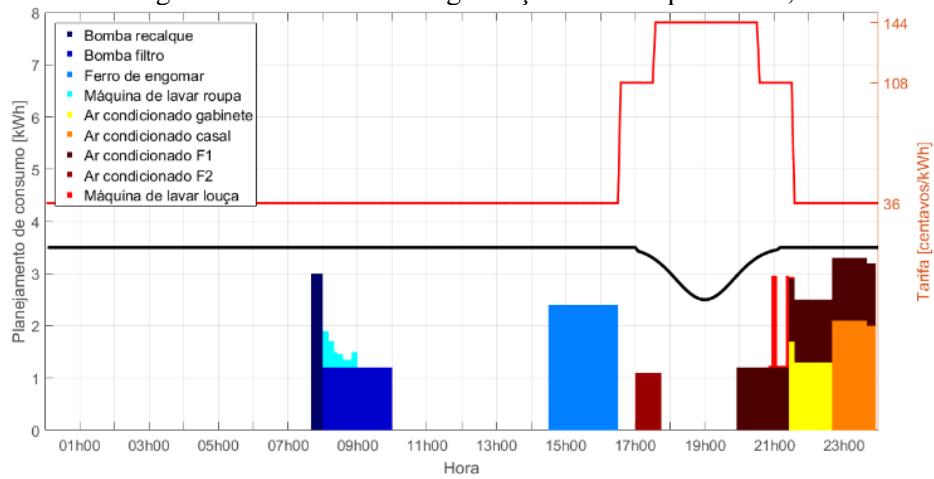
Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 19 – Cenário 5: Programação do SHC para  $\alpha = 1$ .



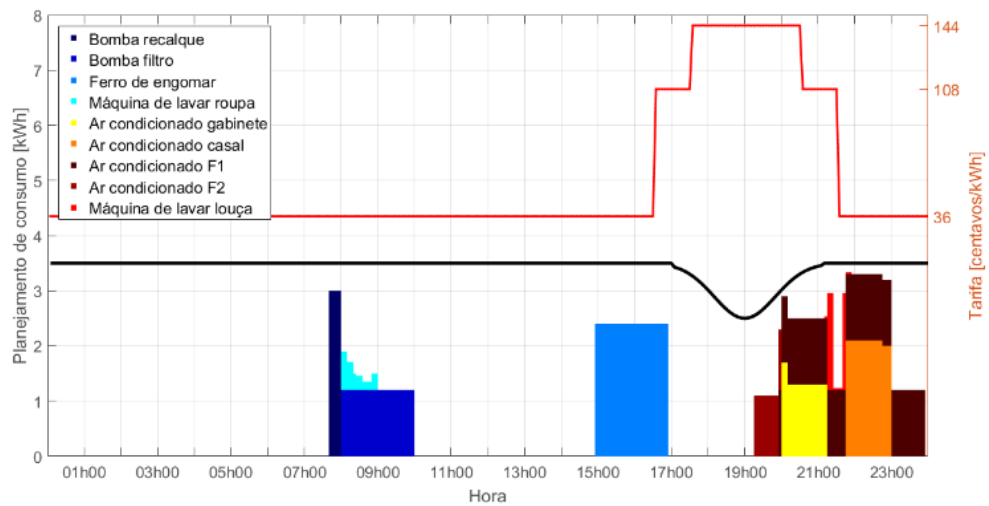
Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 20 – Cenário 5: Programação do SHC para  $\alpha = 0,93$ .



Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 21 – Programação do SHC para  $\alpha = 0$ .



Fonte: elaborado pelo autor.

Na Tabela 6 são comparados os resultados para os valores de  $\alpha = 1,00$  e  $\alpha = 0,93$ . A partir da Tabela 6 e das Figuras 18 e 19, pode-se observar que a configuração com  $\alpha = 0,93$  apresenta um maior conforto que com  $\alpha = 1$ , apesar de ambas possuírem o mesmo custo.

Tabela 6 - Alocações feitas pelo SHC para o cenário 5 com  $\alpha = 1,00$  e  $\alpha = 0,93$ .

ID	Melhor Horário	$\alpha = 1,00$		$\alpha = 0,93$	
		Horário SHC	$\Delta t$ (min)	Horário SHC	$\Delta t$ (min)
1	08h00	10h55	140	07h40	20
2	08h00	11h35	215	08h00	0
3	16h00	14h00	120	14h30	90
4	08h00	12h40	280	08h00	0
5	-	-	-	-	-
6	-	-	-	-	-
7	20h00	21h25	85	21h25	85
8	20h00	22h40	160	22h40	160
9	20h00	19h55	5	19h55	5
10	20h00	17h00	180	17h00	180
11	21h00	20h50	10	20h50	10

Fonte: elaborado pelo autor.

Na Tabela 7 são apresentados todos os valores de custo, economia e conforto para cada cenário simulado. As colunas “Custo PU” e “Conforto PU” tratam do custo e do conforto para a configuração da preferência do usuário.

Na Tabela 7 pode ser observado que nos cenários 3 e 4 ocorre uma redução (economia) de 32% em relação ao cenário 2, e quando são utilizadas as fontes renováveis de energia (micro geração), a economia é ainda maior (38%). Os cenários 4 (otimização multiobjetivo) e 5 (otimização multiobjetivo e microgeração) apresentaram redução dos gastos com energia elétrica com uma redução percentual no conforto relativamente pequena. Para o cenário 4, mesmo considerando otimização de economia máxima ( $\alpha = 1$ ) foi obtido 83% de conforto relativo. Já para o conforto máximo ( $\alpha = 0$ ) foi obtido um conforto relativo de 92,65% com uma economia considerável de 10,55%. Para o cenário 5, os resultados são ainda melhores. Na Tabela 7 também são apresentados os tempos de processamento ( $t$ ) de cada cenário. Os tempos de processamento (custo) para os cenários 1 e 2 foram desprezíveis.

Tabela 7 - Comparação de custo, economia e conforto entre todos os cenários.

Cenário	Custo PU (R\$)	$\alpha$	Custo SHC (R\$)	Economia (%)	Conforto PU	Conforto SHC	Conforto relativo (%)	t (s)
1 (Tc/nSHC)	11,59	-	-	-	-	-	-	-
2 (Tb/nSHC)	14,41	-	-	-	-	-	-	-
3 (Tb/ecSHC)	14,41	-	9,79	32,03	-	-	-	0,23
4 (Tb/moSHC)	14,41	1,00	9,79	32,03	699	580	83,00	0,25
	14,41	0,98	9,79	32,03	699	627	89,73	0,18
	14,41	0,00	12,89	10,55	699	648	92,65	0,18
5 (Tb/moSHC/Mg)	12,14	1,00	752	38,05	569	440	77,35	0,18
	12,14	0,93	752	38,05	569	477	83,76	0,21
	12,14	0,00	9,19	24,24	569	533	93,69	0,19

Legenda: Tc: Utiliza tarifa Convencional; Tb: Utiliza tarifa branca; nSHC: Não utiliza o SHC; ecSHC: Utiliza o SHC somente para otimização de custo; moSHC: Utiliza o SHC com otimização multiobjetivo; Mg: Utiliza Micro-geração.

Fonte: elaborado pelo autor.

Com a utilização de PL, a solução mostrou-se um pouco mais complexa para múltiplos acionamentos (possibilidade de múltiplos ciclos de funcionamento diário para cada carga). Para solução de múltiplos ciclos de funcionamento diário para cada carga é mostrado no Capítulo a seguir uma proposta de otimização baseada em AG, por sua facilidade de implementação e a possibilidade de oferecer ao usuário várias opções de escolha de agendamento para o funcionamento de seus equipamentos.

## 5 OTIMIZAÇÃO BASEADA EM ALGORITMOS EVOLUCIONÁRIOS MULTIOBJETIVO

Neste Capítulo é apresentado modelos de MOO baseado em algoritmo genético multiobjetivo (MOGA) para o SHC em estudo. São também apresentadas as funções objetivo consideradas, metaheurísticas multiobjetivo utilizadas, métricas aplicadas e cenários levantados para análise da abordagem da proposta.

### 5.1 Funções objetivo

Na abordagem proposta, foram modeladas duas funções custo: uma que define conforto e a outra relacionada à economia com energia elétrica. Na Tabela 2 (Item 4.2.1) são listados os parâmetros envolvidos no cálculo das funções objetivo. Para as funções objetivo foi definido um novo parâmetro:

$M_c$  Número de vezes que uma determinada carga é ligada por dia, ou seja, quantidades de ciclos diários de uma carga.

#### 5.1.1.1 Minimização do custo com energia elétrica

Para a análise da minimização do custo (maximização da economia) com energia elétrica, este trabalho utiliza uma modelagem semelhante a apresentada em Di Giorgio e Pimpinella (2012), mas com tempos de amostragens de um minuto, em que é considerado um sistema discreto baseado nos seguintes parâmetros:

- tarifa diária;
- demanda máxima contratada;
- potências média e de pico de cada carga;
- horários mínimo e máximo de acionamento das cargas, definidos pelo usuário.

Dado o modelo de tempo discreto com taxa de amostragem  $T_A$ , a distribuição das horas de um dia é dada por  $N$  amostras. Dado que uma residência possui  $C$  cargas a serem controladas pelo SHC, a modelagem matemática do custo com energia elétrica destas cargas é apresentada na Equação (13).

$$cost(c) = \sum_{c=1}^C \sum_{i=I_{Ic}}^{I_{Fc}-N_c} \sum_{n=i}^{i+(N_c-1)} \bar{P}_c[n-i] T_A Ta[n] \quad (13)$$

em que,

$\bar{P}_c$ : Potência media de cada carga, utilizada para calcular o custo financeiro;

$Ta$ : Valor de tarifa aplicado;

$T_A$ : Tempo de amostragem;

$n$ : 0, 1, . . . , N -1.

Na Equação (14) é apresentada a restrição que garante que o acionamento das cargas não irá exceder o valor de demanda contratado.

$$\sum_{c \in C_k} \sum_{i=k-(N_c-1)}^{k-(k-I_{Fc}+N_c)^+} \hat{P}_c[k-i] \leq Dem_{max} \quad (14)$$

em que,

$k = I, I + 1, \dots, F - 1$

$\hat{P}_c$ : Potência de pico da carga  $c$ ;

$I, F$ : Horários de acionamento e desligamento do período de planejamento da carga.

Para o modelo da função custo relacionada ao custo com energia elétrica de cada carga, é necessário um valor de referência. Dessa forma, a referência utilizada é o custo com energia elétrica para o acionamento da configuração selecionada pelo usuário ( $custo_{s-shc}$ ), grandeza descrita pela Equação (15).

$$custo_{s-shc} = \sum_{c=1}^C \sum_{n=I_{Mc}}^{I_{Mc}+(N_c-1)} \bar{P}_c[n - I_{Mc}] T_A Ta[n] \quad (15)$$

Dessa forma, a minimização do custo com energia elétrica a ser considerada é em relação à configuração de cargas de acordo com o que é selecionado pelo usuário.

A Equação (16), que foi elaborada a partir da Equação (15) e do novo consumo após a otimização, apresenta a função custo relacionada à economia, referenciada de agora em diante como  $f_1$ .

$$f_1 = \sum_{c=1}^C \left[ \sum_{n=I_{Mc}}^{I_{Mc}+(N_c-1)} \bar{P}_c[n - I_{Mc}] T_A Ta[n] - \sum_{i=I_{Ic}}^{I_{Fc}-N_c} \sum_{n=i}^{i+(N_c-1)} \bar{P}_c[n - i] T_A Ta[n] \right] \quad (16)$$

## 5.2 Conforto

Como já esclarecido no t3pico 4.2, o termo conforto refere-se 3 a programaa3o do acionamento das cargas el3tricas mediante configuraa3o de prefer3ncias do usu3rio. O usu3rio seleciona hor3rios de acionamento para cada uma das cargas e qu3o mais pr3ximas 3 configuraa3o resultante do SHC para o acionamento das cargas for desta configuraa3o do usu3rio, maior ser3 o conforto em quest3o.

Como o problema em quest3o 3 modelado como um sistema de tempo discreto, o conforto 3 calculado a partir da diferenaa entre o hor3rio de acionamento da carga selecionado pelo usu3rio e o hor3rio de acionamento definido pelo SHC.

Dessa forma, nas Equaa3es (17) e (18) 3 definido o conforto para as cargas.

$$\text{comfort}_c(i) = D_{max} - R_{Nc}|i - I_{Mc}| \quad (17)$$

em que,

$$D_{max} = \max(|I_{Ic} - I_{Mc}|, |I_{Fc} - I_{Mc}|) \quad (18)$$

Na Equaa3o (17) 3 definida a dist3ncia entre a hora selecionada pelo SHC e a hora selecionada pelo usu3rio ( $|i - I_{Mc}|$ ) para uma dada carga  $c$ . Em seguida essa dist3ncia 3 ponderada pelo n3vel de relev3ncia do conforto daquela carga e, por fim, esse valor resultante 3 ent3o subtra3do de  $D_{max}$ , um valor de refer3ncia. Na Equaa3o (18) 3 definido o valor de refer3ncia como sendo a maior dist3ncia entre o hor3rio selecionado pelo usu3rio ( $I_{Mc}$ ) e os limites do acionamento ( $I_{Ic}, I_{Fc}$ ) de uma dada carga  $c$ .

Observando a Figura 22, considere uma carga  $c$  como sendo de m3ximo n3vel de relev3ncia ( $R_{Nc} = 1$ ). Quando  $i = I_{Mc}$ , significa que a carga ser3 acionada no hor3rio solicitado pelo usu3rio (conforto m3ximo). Ao contr3rio, quando  $i = I_{Ic}$  significa que o conforto ser3 m3nimo, visto que a carga ser3 acionada na maior dist3ncia temporal daquela solicitada pelo usu3rio ( $D_{max}$ ).

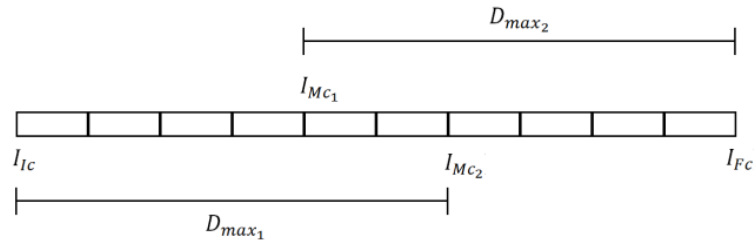
O conforto de uma solu3o 3 ent3o definido pela Equaa3o (19).

$$f_{2_1} = \sum_{c=1}^C \sum_{i=I_{Ic}}^{I_{Fc}-N_c} D_{max} - R_{Nc}|i - I_{Mc}| \quad (19)$$



Considerando-se o acionamento multiciclos, cada carga passa a possuir múltiplos horários selecionados pelo usuário ( $I_{Mc_1}, I_{Mc_2}$ ) e, conseqüentemente, múltiplos valores máximos de referência ( $D_{max_1}, D_{max_2}$ ), conforme ilustrado na Figura 22.

Figura 22 – Obtenção dos valores de referência  $D_{max}$  para cálculo do conforto no acionamento multiciclo.



Fonte: elaborado pelo autor.

Dessa forma,  $D_{max}$  e  $f_2$  passam a ser definidas pelas Equações (20) e (21), respectivamente.

$$D_{max_k} = \max(|I_{Ic} - I_{Mc_k}|, |I_{Fc} - I_{Mc_k}|) \quad (20)$$

$$f_2 = \sum_{c=1}^C \sum_{i=I_{Ic}}^{I_{Fc}-N_c} \sum_{k=1}^M (D_{max_k} - R_{Nc} |i - I_{Mc_k}|) \frac{1}{M_c} \quad (21)$$

em que,

$M_c$ : Número de vezes que a carga  $c$  é acionada no dia.

### 5.3 Cenários de referência

Utilizando as diferentes técnicas em conjunto com as funções custo e as métricas de referências, foram propostos quatro cenários a serem comparados. Para todos os cenários em questão, foram utilizadas 11 cargas elétricas, reais, com respectivos valores de potência, duração e horários de acionamento explicitados na Tabela 4. Levando em consideração que o ferro de engomar não é utilizado diariamente e a dificuldade de estabelecer um local (tomada) exclusiva para este eletrodoméstico, neste estudo o mesmo não foi considerado como carga controlável.

A codificação empregada para representar cada solução é baseada na leitura de um arquivo (*input\_acio.txt* criado a partir da Tabela 4 sem o ferro de engomar). Cada gene é definido por um objeto da classe “Carga”, formando o cromossomo composto por  $N$  genes. O número  $N$  equivale a quantidade de equipamentos (cargas) utilizados (neste caso = 10).

Utilizando o arquivo *input\_acio.txt*, mostrado no Quadro 2, como referência para criação das cargas, um cromossomo terá 10 genes, onde o primeiro gene é relacionado à “*Booster pumps*”, o segundo “*Filter pumps*” e assim por diante.

Quadro 2 - Arquivo *input\_acio.txt*.

```

STATUS=0
DATE=16/02/2017
TIME=16:10:37
ALFA=0
TARIFF=2
NAMES=Booster pumps;Filter pumps;Washing machine;Outdoor lightning;Indoor
lightning;Office's air conditioner;Couple's air conditioner;F1's air conditioner;F2's air
conditioner;Dishwasher
N_PHASES=1;1;8;1;1;14;7;1;7;5
MIN_TIME=7:00;7:00;7:00;17:00;17:00;15:00;17:00;17:00;17:00;18:00
MAX_TIME=17:00;17:00;17:00;24:00;23:00;24:00;24:00;24:00;24:00;22:00
BEST_TIME=8:00,16:00;8:00;8:00;18:00;18:00;16:00,20:00;20:00;20:00;20:00;21:00
COMFORT_LEVEL=0.1;0.1;0.5;0.3;0.7;1;1;1;1;0.3
PHASE_DURATION=20;120;10,10,5,10,5,5,5,10;270;270;10,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,30,20,
5,5,5,5,5;240;10,10,5,5,5,5,5,5,10,15,5,10
AVG_POWER=2;0.75;0.13,0.51,0.3,0.26,0.15,0.15,0.15,0.22;0.3;0.15;1.3,1.3,1.3,1.3,1.3,1.3,
1.3,1.3,1.3,1.3,1.3,1.3,1.3,1.3;2,2,2,2,2,2;1.1;0.9,0.9,0.9,0.9,0.9,0.9,0.9;0.033,1.76,0.033,1.7
6,0.033
PEAK_POWER=3;1.2;0.7,0.51,0.3,0.26,0.15,0.15,0.15,0.3;0.3;0.3;1.7,1.3,1.3,1.3,1.3,1.3,
1.3,1.3,1.3,1.3,1.3,1.3,1.3;2.1,2.1,2.1,2,2,2;1.2;1.1,1.1,1.1,1.1,1.1,1.1,1.1;0.033,1.76,0.033,
1.76,0.033

```

Os quatro distintos cenários utilizados para comparação são descritos nos tópicos a seguir.

### 5.3.1 *Cenário I: WBGA*

No Cenário I a Equação (22) é utilizada como função objetivo. Foram realizadas 10 execuções neste cenário, em cada uma delas o parâmetro  $\alpha$  teve o seu valor variado de 0 até 1, em passos de 0.1. A esse conjunto de 10 soluções é então aplicado uma análise de dominância das soluções, resultando numa fronteira de Pareto.

$$f = \alpha f_1 + (1 - \alpha) f_2 \quad (22)$$

em que:

$\alpha$ : Parâmetro utilizado pelo usuário para indicar qual o objetivo que se deseja alcançar. Com  $\alpha = 1$  tem-se máxima economia, já com  $\alpha = 0$  tem-se máximo conforto.

$f_1$ : Função custo de economia normalizada;

$f_2$ : Função custo de conforto normalizada.

No Quadro 3 é apresentado o pseudocódigo utilizado para este cenário em que o melhor indivíduo (solução) será o *elite* da última geração.

Quadro 3 - Pseudocódigo utilizado para o Cenário I.

INÍCIO

Para cada valor de  $w$  ( $w=[alfa \ 1- \ alfa]$ ), onde  $alfa = 1$  equivale a máxima economia:

1. Gerar a População inicial com  $N_i$  candidatos aleatórios;
2. Avaliar (aptidão) para cada indivíduo da população;
3. Eleger indivíduo elite (Maior aptidão);
4. Enquanto o critério de parada não for alcançado ( $N_g$  gerações) repita:
  - a. Selecionar  $N_i$  pais através do torneio binário;
  - b. Gera  $N_f$  filhos a partir do cruzamento (com probabilidade  $pc$ ) dos pais;
  - c. Após cruzamento, aplica (com probabilidade  $pm$  para cada filho) a mutação nos filhos;
  - d. Gera a população final ( $N_i+N_f+1$ ) a partir da união dos pais, filhos e elite;
  - e. Avalia aptidão da população final;
  - f. Seleciona os  $N_i$  indivíduos mais aptos da população final para a próxima geração.

OK

FIM

### 5.3.2 Cenário II: PESA-II

No Cenário II foi empregado o algoritmo PESA II para as duas funções objetivo definidas pelas Equações (16) e (21).

No Quadro 4 é apresentado o pseudocódigo utilizado para este cenário em que a frente de Pareto será o que resultar na população externa (EP) após as  $N_g$  gerações.

Quadro 4 - Pseudocódigo utilizado para o Cenário II.

INÍCIO

1. Gera a população com  $N_i$  candidatos aleatórios;
2. Define quantos filhos existirão a cada iteração ( $N_f$ ) e quanto indivíduos serão mutados por geração ( $N_i-N_f$ );
3. Enquanto o critério de parada não for alcançado ( $N_g$  gerações) repita:
  - a. Avalia a aptidão da população;
  - b. Determina a dominância dos indivíduos da população;
  - c. Seleciona os indivíduos não dominados e os adiciona à EP;
  - d. Determina a dominância dos indivíduos da EP e remove os dominados;
  - e. Cria *hypergrid* de espalhamento das soluções da EP;
  - f. Caso o tamanho de EP seja maior que o definido inicialmente ( $nEP$ ), remove indivíduos baseado no espalhamento do *hypergrid*;
  - f. Gera filhos ( $N_f$ ) a partir da reprodução de indivíduos do EP;
  - g. Aplica mutação em ( $N_i-N_f$ ) indivíduos da EP;
  - h. Monta a população para a próxima geração a partir da união dos filhos e os indivíduos mutados.

OK

FIM

### 5.3.3 Cenário III: WBGA pré-inicializado

No Cenário III são realizadas execuções similares às do cenário I, porém são adicionados 2 indivíduos à população inicial: o melhor indivíduo resultante da otimização somente de  $f_1$  (custo) e o indivíduo resultante da otimização somente de  $f_2$  (conforto).

No Quadro 5 é apresentado o pseudocódigo utilizado para este cenário em que em que o melhor indivíduo (solução) será o *elite* da última geração.

Quadro 5 - Pseudocódigo utilizado para o Cenário III.

<p>INÍCIO</p> <p>Para cada valor de <math>w</math> (<math>w=[alfa \ 1-alfa]</math>), onde <math>alfa = 1</math> equivale a máxima economia:</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. Gerar a população inicial com <math>Ni-2</math> candidatos aleatórios;</li> <li>2. Insere na população inicial os dois melhores indivíduos da PL inteira para cada situação monoobjetivo (economia, custo);</li> <li>3. Avaliar (aptidão) cada indivíduo da população;</li> <li>4. Eleger indivíduo elite (Maior aptidão);</li> <li>5. Enquanto o critério de parada não for alcançado (<math>Ng</math> gerações) repita:             <ol style="list-style-type: none"> <li>a. Selecionar <math>Ni</math> pais através do torneio binário;</li> <li>b. Gera <math>Nf</math> filhos a partir do cruzamento (com probabilidade <math>pc</math>) dos pais;</li> <li>c. Após cruzamento, aplica (com probabilidade <math>pm</math> para cada filho) a mutação nos filhos;</li> <li>d. Gera a população final (<math>Ni+Nf+1</math>) a partir da união dos pais, filhos e elite;</li> <li>e. Avalia aptidão da população final;</li> <li>f. Seleciona os <math>Ni</math> indivíduos mais aptos da população final para a próxima geração.</li> </ol> </li> </ol> <p style="text-align: center;">OK</p> <p>FIM</p>
---

### 5.3.4 Cenário IV: PESA-II pré-inicializado

O Cenário IV realiza execuções similares às do cenário II, porém, como no cenário III, são adicionados à população inicial do algoritmo genético os dois melhores indivíduos das otimizações monoobjetivo de  $f_1$  e  $f_2$ .

No Quadro 6 é apresentado o pseudocódigo utilizado para este cenário em que a frente de Pareto será o que resultar na EP após as  $Ng$  gerações.

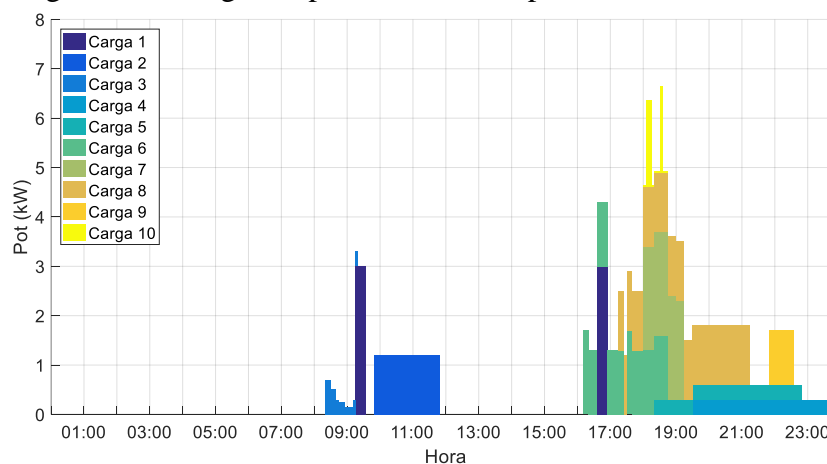
Quadro 6 - Pseudocódigo utilizado para o Cenário IV.

<p>INÍCIO</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. Gera a população com <math>Ni-2</math> candidatos aleatórios;</li> <li>2. Insere na população os dois melhores indivíduos da PL inteira para cada situação monoobjetivo (economia, custo);</li> <li>3. Define quantos filhos existirão a cada iteração (<math>Nf</math>) e quanto indivíduos serão mudados por geração (<math>Ni-Nf</math>);</li> <li>4. Enquanto o critério de parada não for alcançado (<math>Ng</math> gerações) repita: <ol style="list-style-type: none"> <li>a. Avalia a aptidão da população;</li> <li>b. Determina a dominância dos indivíduos da população;</li> <li>c. Seleciona os indivíduos não dominados e os adiciona à EP;</li> <li>d. Determina a dominância dos indivíduos da EP e remove os dominados;</li> <li>e. Cria <i>hypergrid</i> de espalhamento das soluções da EP;</li> <li>f. Caso o tamanho de EP seja maior que o definido inicialmente (<math>nEP</math>), remove indivíduos baseado no espalhamento do hypergrid;</li> <li>f. Gera filhos a partir da reprodução de indivíduos do EP;</li> <li>g. Aplica mutação em (<math>Ni</math>-filhos) elementos da EP;</li> <li>h. Monta a população para a próxima geração a partir da união dos filhos e os indivíduos mudados.</li> </ol> </li> </ol> <p>OK FIM</p>
---

### 5.3.5 Tarifação e demanda máxima

Na Tabela 3 é descrita a tarifa do tipo “tempo de uso” que é considerada pelos cenários para a otimização da alocação das cargas pelo SHC. Considerando a seleção do usuário, em que este foca somente no conforto e desconsidera custo, a disposição das cargas é apresentada na Figura 23. A partir da Figura 23 é possível observar que é necessária uma demanda máxima aproximadamente de 7 kW afim de suprir a necessidade da solicitação do usuário sem desrespeitar a restrição de ultrapassagem de demanda.

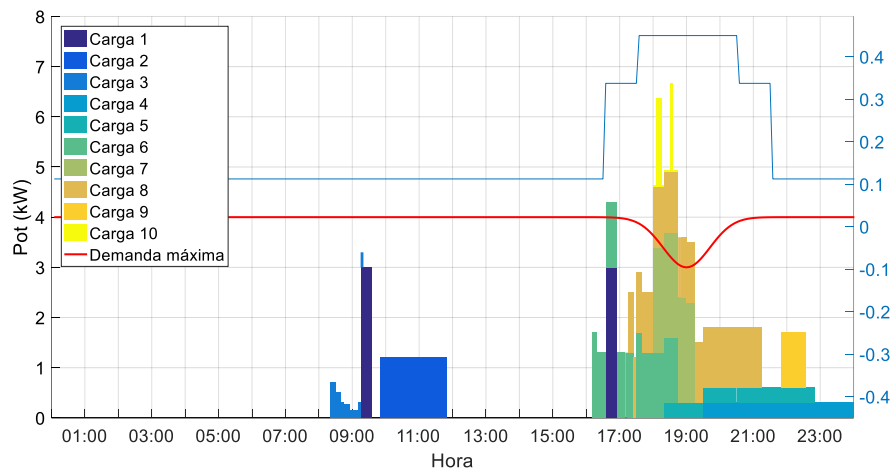
Figura 23 – Cargas dispostas conforme preferência do usuário.



Fonte: elaborado pelo autor.

Após experimentos computacionais iniciais, definiu-se então uma demanda de 4 kW como objetivo para a alocação otimizada das cargas. Na Figura 24 são apresentadas as cargas na configuração do usuário, a demanda máxima e a tarifa aplicada. Na Figura 24 pode-se observar um decréscimo gaussiano na demanda máxima com pico às 19h00, isto se dá como a representação do horário de pico do acionamento das cargas, impondo uma dificuldade adicional na alocação das mesmas.

Figura 24 – Cargas dispostas conforme preferência do usuário em conjunto com demanda máxima e tarifa aplicada.



Fonte: elaborado pelo autor.

### 5.3.6 Parâmetros de simulação

Na Tabela 8 são apresentados os parâmetros selecionados para cada cenário em questão.

Tabela 8 - Parâmetros das técnicas utilizadas.

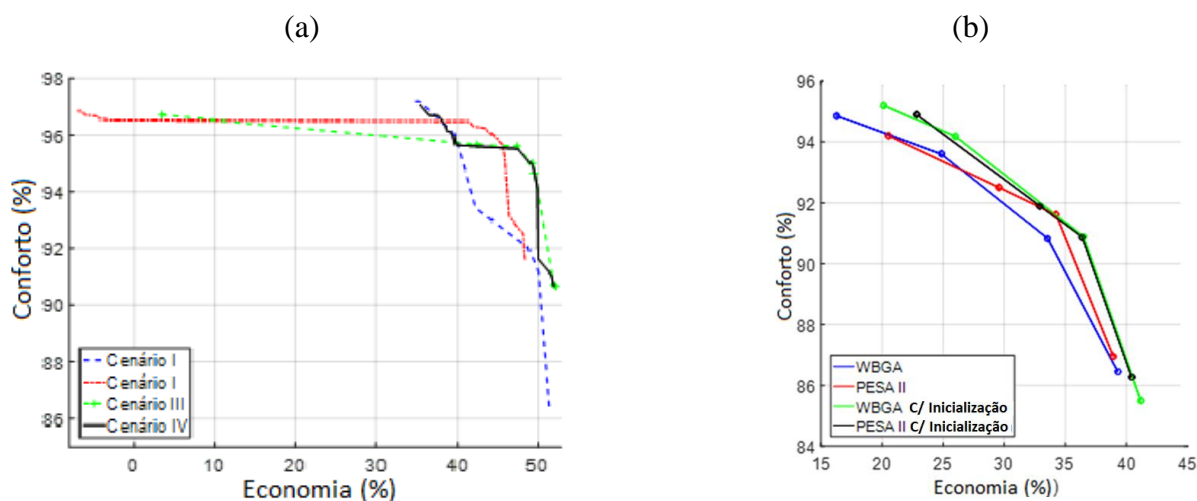
Parâmetro	Cenários I e III (WBGA)	Cenários II e IV (PESA-II)
População inicial	10	-
População interna (IP)	-	10
População externa (EP)	-	100
Quantidade de filhos	10	-
Crossover (%)	70	70
Mutação (%)	10	10
Gerações	1000	-
Execuções	-	1000
$\alpha$	[0; 0,1; ...; 1]	-
Dimensão da grid	-	20

Fonte: elaborado pelo autor.

### 5.3.7 Resultados das Simulações

Nesta seção são discutidos os resultados das simulações referentes aos quatro cenários levantados. Os valores de  $f_1$  e  $f_2$  são apresentados em percentual. Nas Figuras 25(a) e 25(b) são apresentadas as fronteiras de Pareto para cada um dos cenários estudados.

Figura 25 – a) Fronteiras de Pareto para cada um dos cenários. b) Detalhe de acordo com a técnica.



Fonte: elaborado pelo autor.

Como pode ser observado nas Figuras 24(a) e 24(b), os resultados das técnicas utilizadas foram muito parecidos, mas com a pré-inicialização apresentou melhores resultados. No caso do PESA II houve uma redução em torno de 20% no custo computacional. Na Tabela 9 são apresentados os resultados referentes à hipervolume e ao tempo de processamento de cada cenário. Os resultados são baseados em cargas reais de uma residência, utilizando o MATLAB em um PC com processador Intel de 2,3 GHz Core i5 e 4 Giga Byte de memória.

Tabela 9 - Resultados das métricas quantitativas.

Cenário	Hipervolume	Tempo (s)
I	555,49	669
II	544,37	1390
III	540,91	786
IV	592,41	1107

Fonte: elaborado pelo autor.

Vê-se que o cenário IV (PESA-II pré-inicializado) apresentou o melhor resultado de *hiperárea* e desta forma foi a técnica selecionada para seleção de soluções não dominadas.

Considerando que o cenário IV possui um conjunto solução com 100 indivíduos, foi aplicada uma clusterização (agrupamento) com  $k$ -médias utilizando quatro centróides, afim de

facilitar a seleção de solução por parte do usuário. Esta clusterização é apresentada na Figura 26.

O objetivo do algoritmo  $k$ -médias implementado é gerar  $K$  clusters de um conjunto de dados numéricos no espaço  $D$ -dimensional (nesta Tese bidimensional), o qual é calculado conforme descrito no Pseudocódigo apresentado no Quadro 7:

Quadro 7 – Pseudocódigo  $k$ -médias implementado.

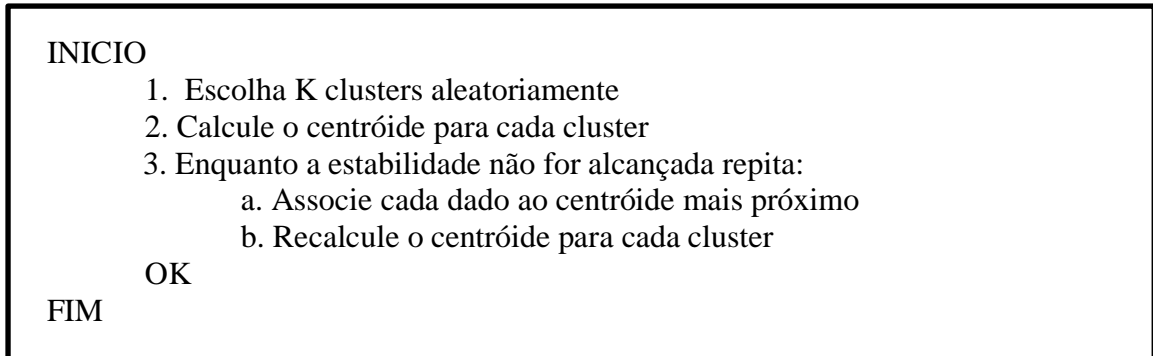
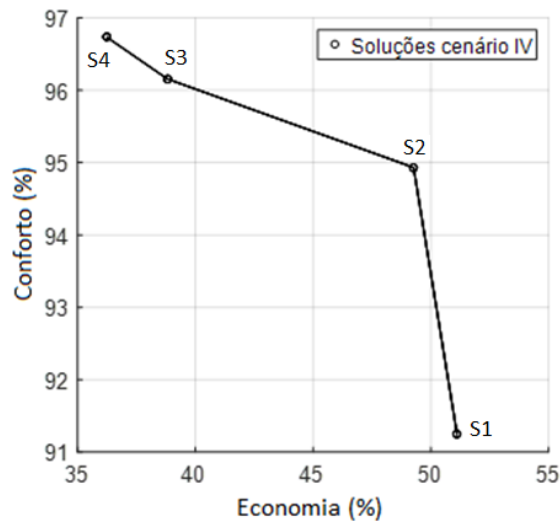


Figura 26 – Clusterização por  $k$ -médias para soluções do cenário IV.



Fonte: elaborado pelo autor.

São então apresentadas quatro possíveis soluções de otimização para o usuário do sistema (veja Tabela 10). Note que a economia apresentada na Tabela 10 não considera a redução de custo proveniente do achatamento de demanda. Como referência, as alocações de cargas referentes às soluções S1 e S4 são apresentadas nas Figuras 27(a) e 27(b).



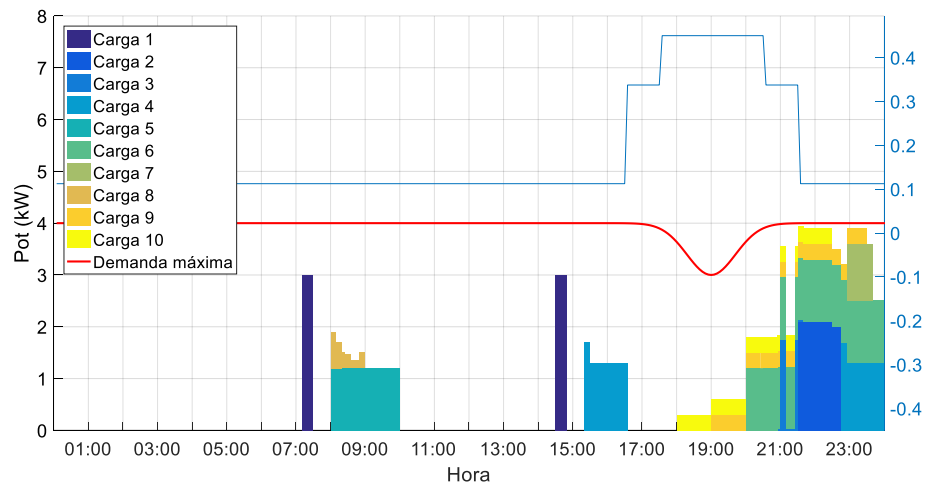
Tabela 10 - Economia e conforto das soluções resultantes.

Solução	Custo Usuário (R\$)	Custo (R\$)	Economia (%)	Conforto (%)
S1	26,30	13,67	51,1	91,2
S2	26,30	13,38	49,2	94,9
S3	26,30	16,16	38,8	96,1
S4	26,30	16,86	36,2	96,7

Fonte: elaborado pelo autor.

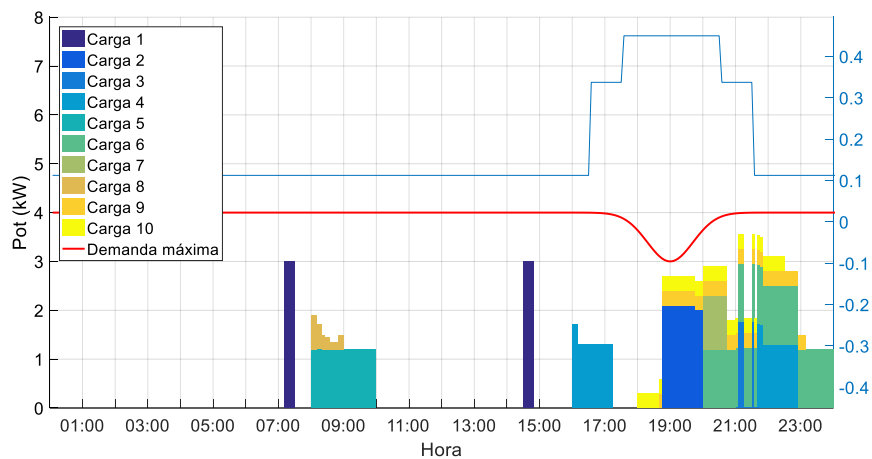
Figura 27 – a) Alocação de cargas para solução S1. b) Alocação de cargas para solução S4.

(a)



Fonte: elaborado pelo autor.

(b)



Fonte: elaborado pelo autor.

Na Tabela 11 são apresentados os horários de acionamento das cargas para as soluções S1 e S4, afim de evidenciar a diferença no conforto entre estas soluções. Com base na Tabela 11, pode-se observar a diferença entre as alocações de cargas de S1 e S4. A diferença de 5,5%

de conforto entre estas soluções é refletida numa diferença de 5h20 no afastamento total das cargas com relação à configuração de preferências do usuário.

Tabela 11 - Horários de acionamentos das cargas para soluções S1 e S4.

<b>Carga</b>	<b>PU</b>	<b>S1</b>	<b> PU-S1 </b>	<b>S4</b>	<b> PU-S4 </b>
1	08h00	07h10	00h50	07h10	00h50
2	16h00	14h30	01h30	14h30	01h30
3	20h00	21h30	01h30	18h45	01h15
4	21h00	20h55	00h05	21h00	00h00
5	16h00	15h20	00h40	16h00	00h00
6	20h00	22h45	02h45	21h40	01h40
7	08h00	08h00	00h00	08h00	00h00
8	20h00	20h00	00h00	20h00	00h00
9	20h00	22h55	02h55	20h00	00h00
10	08h00	08h00	00h00	08h00	00h00
<b>Afastamento total:</b>			<b>11h15</b>		<b>05h55</b>

Legendas: PU: Horário de preferência do usuário, S1: Tempo agendado pela solução S1, |UP-S1|: Diferença de tempo entre PU e S1, S4: Tempo agendado pela solução S4, |PU-S4|: Diferença de tempo entre PU e S4.

Fonte: elaborado pelo autor.

O custo de fabricação do SHC proposto é relativamente barato (Tabela 12). Como referência de preço, um provedor local fornece um controlador doméstico por aproximadamente R\$ 1.430,00 (2,2 vezes o custo do hardware para o projeto do SHC proposto), além do fato deste equipamento não ser um SHC, mas apenas um controlador convencional, uma vez que não possui algoritmos de otimização para gerenciamento do custo da energia elétrica e do conforto do usuário.

Tabela 122 - Custo esperado para o SHC sem considerar uma escala de produção.

<b>Dispositivos</b>	<b>Custo (R\$)</b>
Placa principal ( <i>Main board</i> )	145,50
Conversor ( <i>I/O converter</i> )	29,70
Fonte de alimentação	12,30
Display	291,00
Caixa	82,00
Montagem	110,70
<b>Total</b>	<b>671,20</b>

Fonte: elaborado pelo autor.

## 6 CONCLUSÃO

Neste Capítulo são descritas as contribuições desta Tese, Outras contribuições realizadas pelo grupo de pesquisa em otimização e sugestões para trabalhos futuros.

### 6.1 Contribuições da Tese

Atingir os objetivos simultâneos de eficiência energética e conforto não é uma tarefa simples, pois trata-se de um conflito (*trade-off*) entre manter as preferências do usuário e a necessidade de reduzir os gastos com energia. Nesta Tese são propostas várias abordagens para solução de acionamento das cargas eletroeletrônicas. Também é feita uma comparação entre as soluções de otimização baseadas em pesquisa operacional, utilizando programação linear inteira, e baseadas em metaheurísticas utilizando algoritmos genéticos para maximização da eficiência energética em um sistema utilizando cargas reais e maximização do conforto, além do controle da demanda máxima abaixo de um valor pré-determinado (contratado). Além disso é proposta uma arquitetura de SHC para otimização da eficiência energética e do conforto em casas inteligentes.

Na Tabela 7 (seção 4.2.1.6) pode ser visto que nos resultados utilizando programação linear (PL) inteira ocorre uma redução (economia) dos gastos com energia elétrica com uma redução percentual no conforto relativamente pequena.

A solução para multiacionamentos (possibilidade de múltiplos ciclos de funcionamento diário para cada carga) foi implementado em AG, por sua facilidade de implementação e a possibilidade de oferecer ao usuário várias opções de escolha de agendamento para o funcionamento de seus equipamentos, com resultados satisfatórios. Foram testados quatro cenários utilizando cargas de uma residência inteligente real e conforme pode ser observado nos resultados apresentados na Tabela 9 (seção 4.2.2.8), a otimização por PESA-II pré-inicializado, apresentou melhores resultados. Desta forma representa a melhor solução para ser embarcado em um SHC que possa se tornar um produto comercial.

Baseado nos resultados das simulações de diferentes técnicas e cenários apresentados com cargas reais, pode-se afirmar que os objetivos propostos neste trabalho foram plenamente alcançados. Como é mostrado na Tabela 10 (seção 4.2.2.8), independente da solução escolhida, o conforto permanece muito próximo das preferências do usuário (redução do conforto menor que 10%) e os custos com energia elétrica são reduzidos em mais de 50%.

A solução proposta realiza a otimização em um sistema com modelo de tarifa do tipo “tempo de uso” e leva em consideração a tarifa branca com os horários de ponta, fora de ponta e intermediários. Além da otimização, os algoritmos realizam a redução do custo com energia elétrica através do achatamento da demanda. Esta possibilidade de achatamento da demanda contribui para a redução nos investimentos da concessionária distribuidora de energia diminuindo a constante necessidade de ampliação do sistema para manter a disponibilidade do consumo de energia sempre crescente. Certamente que o achatamento da demanda tem um valor de saturação em que fica impossível alcançar os objetivos.

## 6.2 Outras contribuições

O grupo de pesquisa em otimização que o autor faz parte, vem trabalhando em:

- aplicação de outras metaheurísticas, como PSO (*Particle Swarm Optimization*), e obtendo resultados semelhantes;
- desenvolvimento de um SHC, com um módulo HEMS embarcado em microcontrolador utilizando a melhor solução encontrada.

## 6.3 Sugestões para trabalhos futuros

Como avanço natural no desenvolvimento deste trabalho de pesquisa propõe-se como trabalhos futuros:

- monitoramento dos preços das tarifas em tempo real através de uma rede inteligente (SG) para adaptar-se com maior rapidez às oscilações do mercado de energia (*Demand-Side Management - DSM*);
- previsão de consumo dos usuários baseada em dados estatísticos utilizando mineração de dados;
- extensão desta abordagem de ambiente residencial para um ambiente de condomínio de residências e também para um ambiente industrial.

## REFERÊNCIAS

- ANGELIS, F. De; BOARO, M.; FUSELLI, D.; SQUARTINI, S.; PIAZZA, F.; WEI Q. *Optimal Home Energy Management under Dynamic Electrical and Thermal Constraints*. IEEE Transactions on Industrial Informatics. Agosto, 2013.
- ANTUNES C. H.; HENRIQUES C. O., *Multi-Objective Optimization and Multi-Criteria Analysis Models and Methods for Problems in the Energy Sector in Multiple Criteria Decision Analysis*, J. Figueira, S. Greco, M. Erghott (Eds.). Springer. 2014.
- ANTUNES, C. H.; MARTINS, A. G.; BRITO, I. S. *A multiple objective mixed integer linear programming model for power generation expansion planning*. Research Report no. 9, INESC Coimbra. 2002.
- ANVARI-MOGHADDAM, A.; MONSEF, H.; RAHIMI-KIAN, A. *Optimal Smart Home Energy Management Considering Energy Saving and a Comfortable Lifestyle*, **IEEE trans. Smart Grid**. v. 6, n. 1, p. 324-332, janeiro, 2015.
- BEAUDIN, M.; ZAREIPOUR, H. *Home Energy Management Systems: A Review of Modelling and Complexity*, Energy Solutions to Combat Global Warming. 2017.
- BEZERRA, J. R.; BARROSO, G. C.; LEÃO, R. P. S.; SAMPAIO, R. F.; MEDEIROS, E. B. *Power Distribution Network Planning Application Based on Multi-Objective Binary Particle Swarm Optimization Algorithm*. In: Ying Tan; Yuhui Shi; Hongwei Mo. (Org.). Lecture Notes in Computer Science - Advances in Swarm Intelligence. 1ed. Berlin: Springer-Verlag, v. 7928, p. 258-267, 2013
- BEGOVIC M. *Smart Homes Energy and Technology fuse together*. **IEEE power & energy magazine**. Outubro, 2013.
- BEZERRA, J. R.; BARROSO, G. C.; LEÃO; R. P. S. *Switch Placement algorithm for reducing customers outage impacts on radial distribution networks*. In TENCON 2012. IEEE Region 10 Conference, p, 1–6, 2012.
- BEZERRA FILHO, P. T. F.; ALBUQUERQUE, P. U. B.; PRATA, B. A.; BARROSO, G. C. *A smart home controller using an integer programming approach for the optimization of consumer economic saving and comfort*. XII SBAI – Simpósio brasileiro de Automação Inteligente, Natal, Outubro, 2015.
- CARREIRO, A. M. *Energy Smart House Architecture for a Smart Grid Energy Box System Solution Proposal*. Dissertação de Mestrado em Energia para a Sustentabilidade da Universidade de Coimbra, 2011.
- CASELLA, I. R. S.; SANCHES, B. C. S.; SGUAREZI FILHO, A. J.; CAPOVILLA, C. E. *A Dynamic Residential Load Model Based on Non-homogeneous Poisson Process*. *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, 2016.
- CHO, S. S. *Energy-Efficient Smart Home System: Optimization of Residential Electricity Load Management System*. *Syracuse University Honors Program Capstone Projects*. Paper 81. Maio, 2013.

CHOI, J.; SHIN, Dongkyoo; SHIN, Dongil. **Research and Implementation of the Context-Aware Middleware for Controlling Home Appliances**. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, v. 51, n. 1, p. 301-306, 2005.

CORNE, D. W.; KNOWLES, J. D.; OATES, M. J. **The Pareto Envelope-based selection algorithm for multiobjective optimization**. *International Conference on parallel problem solving from Nature*. Paris, 2000.

CORNE, D. W.; JERRAM, N. R.; KNOWLES J. D.; OATES, M. J., **PESA-II: Region-based Selection in Evolutionary Multiobjective Optimization**. *Genetic and Evolutionary Computation Conference*. São Francisco, 2001.

CORNO, F.; RAZZAK, F. **Intelligent Energy Optimization for User Intelligible Goals in Smart Home Environments**. *IEEE Transactions on smart grid*, v. 3, n. 4, Dezembro, 2012.

DEB K., **Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms**. Chichester: John Wiley & Sons, 2001.

DI GIORGIO, A.; PIMPINELLA L. **An event driven Smart Home controller enabling consumer economic saving and automated Demand-Side Management, Dipartimento di Ingegneria Informatica, Automatica e Gestionale**. ELSEVIER *Applied Energy*, v. 96, p. 92-103, agosto, 2012.

EIBEN, A. E.; SMITH, J. E. **Introduction to Evolutionary Computing**. Natural Computing Series. Ed. Springer. 2007.

EPE-Empresa de Pesquisa Energética. **Projeção da demanda de energia elétrica para os próximos 10 anos (2017-2026)**. NOTA TÉCNICA DEA 001/17. Rio de Janeiro, 2017.

EUROPEAN COMMISSION - *Energy*. **Communication of European Commission to European parliament**, novembro 2016. Disponível em: <https://ec.europa.eu/energy/en/topics/energy-efficiency/energy-efficiency-directive>. Acesso em: 17/19/2017.

EROL-KANTARCI, M.; MOUFTAH, H. T. **Wireless Sensor Networks for Cost-Efficient Residential Energy Management in the Smart Grid**. *IEEE Transactions on smart grid*. v. 2, n. 2, junho, 2011.

FERREIRA, J. J. **Demand-Side Management: Um instrumento de planeamento**, Revista INGENIUM, Disponível em: <http://ccs.infospace.com>. Acesso em: 19/03/2014.

FEHRENBACH, D.; MERKEL, E.; MCKENNA, R.; KARL, U., FICHTNER, W. **On the economic potential for electric load management in the German residential heating sector - An optimising energy system model approach**. ELSEVIER *Energy*. v. 71, p. 263-276. 2014.

FIGUEIREDO, M.; RIBEIRO, B.; ALMEIDA, A. **Electrical Signal Source Separation Via Nonnegative Tensor Factorization Using On Site Measurements in a Smart Home**. *IEEE transactions on instrumentation and measurement*. Fevereiro, 2014.

- FITZPATRICK, G; SMITH G. *Technology-Enabled Feedback on Domestic Energy consumption: Articulating a Set of Design Concerns*. IEEE pervasive computing. 2009.
- HILLIER, F. S.; LIEBERMAN, G. J. *Introduction to Operations Research*, 9th ed. McGraw Hill, New York. 2010.
- GELLINGS, C. W.; SAMOTYJ, M. *Smart Grid as advanced technology enabler of demand response*. Springer Science + Business Media Dordrecht. Julio, 2013.
- GOLDBERG, D. E. *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*. Ed. Addison-Wesley. 1989.
- GOMES, A.; ANTUNES, C. H.; MARTINHO J.; OLIVEIRA, E. *Otimização multiobjetivo com algoritmos evolutivos – uma aplicação no setor elétrico*. Actas Congresso Latino-Iberoamericano de Investigación Operativa, Rio de Janeiro, Setembro 2012.
- GRANDCLÉMENT, C.; KARVONEN, A.; GUY, S. *Negotiating comfort in low energy housing: The politics of intermediation*. *Energy Policy*, v. 84, p. 213-222, Setembro 2015.
- HAJELA, P.; LIN C. -Y. *Genetic search strategies in multicriterion optimal design*. *Struct Optimization* 4: 99-107. 1992.
- HAN, D. -M.; LIM J. -H. *Smart Home Energy Management System using IEEE 802.15.4 and ZigBee*. IEEE Transactions, v. 56, n. 3, p. 1403-1410, 2010.
- HENRIQUES, C. O.; COELHO, D.; ANTUNES C. H. *A multi-objective input-output model to assess E4 impacts of building retrofitting measures to improve energy efficiency*, *Technological and Economic Development of the Economy*, v. 21, n. 3, p. 483-494, 2015.
- HERNÁNDEZ, L.; BALADRÓN, C.; AGUIAR, J. M.; CARRO, B., SÁNCHEZ-JAIME A.; CHINARRO, L., David, GOMEZ-SANZ, J. J.; COOK, D. *A Multi-Agent System Architecture for Smart Grid Management and Forecasting of Energy Demand in Virtual Power Plants*. IEEE Communications Magazine, v. 51, n. 1, p. 106-113, 2013.
- HEYDT, G. T. *The next generation of power distribution systems*. Smart Grid, IEEE Transactions, v. 1, n. 3, p. 225-235, 2010.
- IBM CORPORATION. *IBM ILOG CPLEX optimization studio e CPLEX user's manual*, Version 12 Release 4. 2011.
- JACKSON, J. *Improving energy efficiency and smart grid program analysis with agent-based end-use forecasting models*. Energy Policy, v. 38, n. 7, p. 3771-3780, 2010.
- KOFLER, M. J.; REINISCH, C.; KASTNER, W. *A semantic representation of energy-related information in future smart homes*. Vienna University of Technology, Automation Systems Group. Viena. 2012.
- KAHROBAEE, S.; RAJABZADEH R. A.; SOH Leen-K.; ASGARPOOR, S., *A Multiagent Modeling and Investigation of Smart Homes With Power Generation, Storage, and Trading Features*. IEEE transactions on smart grid, v. 4, n. 2, p. 659-668, 2013.

KANTARCI, M. E.; MOUFTAH, H. T. *Wireless Sensor Networks for Cost-Efficient Residential Energy Management in the Smart Grid*. *IEEE Transactions on smart grid*, v. 2, n. 2, p. 314-325, 2011.

KOK, K.; WARMER, C.; KARNOUSKOS, S.; WEIDLICH, A.; RINGELSTEIN, J.; DIMEAS, A.; DRENKARD, S.; HATZIARGYRIOU N.; LIOLIOU V. *Field-testing Smart houses for a Smart grid*. 21th CIRED, Frankfurt. 2011.

KONAK, A.; COIT, D. W.; SMITH, A. E. *Multiobjective optimization using genetic algorithms: a tutorial*. *Reliability Engineering and System Safety*. 2006.

LACERDA, E. G. M.; CARVALHO, A. C. P. L. F. **Introdução aos Algoritmos Genéticos**. Disponível em: <https://www.dca.ufrn.br/~estefane/metaheuristicas/ag.pdf>. Acesso em: 25/10/2017.

LAI, J.; ZHOU, H; HU, W; ZHOU, D; ZHONG, L. *Smart Demand Response Based on Smart Homes*. *Mathematical Problems in Engineering*. Volume 2015. Article ID 912535, DOI 10.1155/2015/912535. 2015.

LEITE, J. B.; MONTOVANI, J. R. S. *Development of a Smart Grid Simulation Environment, part I: Project of the Electrical Devices Simulator*. *System. Journal of Control, Automation and Electrical Systems*. 2015.

LEITE, J. B.; MONTOVANI, J. R. S. *Development of a Smart Grid Simulation Environment, Part II: Implementation of the Advanced Distribution Management System*. *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*. 2015.

LI, T., REN, J.; TANG X. *Secure Wireless Monitoring and Control Systems for Smart Grid and Smart Home*. *IEEE Wireless Communications*. Junho, 2012.

LENTINI, M. *Modelli di ottimizzazione per il controllo in tempo reale dei consumi energetici di utentiresidenziali per le future Smart Grid, tese ao Politecnico di Milano Facoltà di Ingegneria dell'Informazione*. 2012.

MOMOH, James A. *Electric Power Distribution, Automation, Protection and Control*. CRC Press. 2008.

OSAMA, A.; BEDEER, E.; AHMED, M. H.; DOBRE, O. A., *Energy Efficiency–Spectral Efficiency Tradeoff: A Multiobjective Optimization Approach*, *IEEE Transmission Vehicular Technology*. v. 65, n. 4, p. 1975-1981, abril, 2016.

PANNA R., THESRUMLUK, R.; CHANTRAPORNCHAI C. *Development of Energy Saving Smart Home Prototype*. *International Journal of Smart Home*. v. 7, n. 1, 2013.

PASAND S. M.; KAZEMI, L. M. S.; FIRUZABAD, F. *Impacts of automatic control systems of loop restoration scheme on the distribution system reliability*. *Generation, Transmission Distribution*. IET, 891–902, 2009.



PRATA, B. de A. **Uma nova abordagem para a programação integrada de eículos e tripulações**. Tese de doutorado em Engenharia Industrial e Gestão da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto. 2011.

RASHEED, M. B.; JAVAID, N.; AHMAD, A.; QASIM, Z. A. K. U.; ALRAJEH, N. **An Efficient Power Scheduling Scheme for Residential Load Management in Smart Homes**. *Applied Science*. v. 5, p. 1134-1163, 2015.

RIQUELME, N.; LUCKEN C. Von; BARAN, B. **Performance metrics in multi-objective optimization**. *XLI Latin American Computing Conference (CLEI)*. 2015.

SOARES A.; GOMES A.; ANTUNES C. H. **An Evolutionary Algorithm for the Optimization of Residential Energy Resources**. 2017.

SHAIKH, P. H.; NOR, N. B. M., NALLAGOWNDEN, P.; ELAMVAZUTHI, I. **Intelligent multi-objective optimization for building energy and comfort management**. *Journal of King Saud University – Engineering Science*. Março, 2016.

SON, Y.-S.; PULKKINEN, T.; MOON, K. D.; KIM, C. **Home Energy Management System based on Power Line Communication**. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*. v. 56, n. 3, agosto, 2010.

SUH, C.; KO Y.-B. **Design and Implementation of Intelligent Home Control Systems based on Active Sensor Networks**. *IEEE Transactions*. Julho, 2008.

TAHA, H. A. **Pesquisa Operacional**. 8. ed. São Paulo: Pearson. 2008.

VAINIO, Antti-M.; VALTONEN, M.; VANHALA, J. **Proactive Fuzzy Control and Adaptation Methods for Smart Homes**. *IEEE intelligent systems*. 2008.

VERAS, J. M.; SILVA, I. R. S.; PINHEIRO, P. R.; RABÊLO, RICARDO A. L. **Towards the Handling Demand Response, Optimization Model for Home Appliances**. *MDPI (Multidisciplinary Digital Publishing Institute) Sustainability Journal*. Fevereiro, 2018.

WHITLEY, D., **A Genetic Algorithm Tutorial**. Computer Science Department, Colorado State University. Disponível em:  
<http://www.cs.colostate.edu/~genitor/MiscPubs/tutorial.pdf>. Acesso em: 25/10/2017.

ZITZLER, E.; BROCKHOFF, D.; THIELE, L. **The Hypervolume Indicator Revisited: On The Design of Pareto-Compliant Indicators Via Weighted Integration**. *International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization*. 2007.