



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA
MESTRADO ACADÊMICO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

DANIEL KENJI DE ALENCAR OHI

SOLUÇÃO DE GERENCIAMENTO E CONTROLE DE CARGA DISTRIBUÍDO
PARA GESTÃO DE ENERGIA ELÉTRICA RESIDENCIAL

FORTALEZA

2018

DANIEL KENJI DE ALENCAR OHI

SOLUÇÃO DE GERENCIAMENTO E CONTROLE DE CARGA DISTRIBUÍDO PARA
GESTÃO DE ENERGIA ELÉTRICA RESIDENCIAL

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Acadêmico em Engenharia Elétrica do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Centro de Tecnologia da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de mestre em Engenharia Elétrica. Área de Concentração: Engenharia Elétrica

Orientador: Prof. Dr. Giovanni Cordeiro Barroso

Coorientador: Prof. Dr. Bruno de Athayde Prata

FORTALEZA

2018

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca Universitária

Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

O33s Ohi, Daniel Kenji de Alencar.
Solução para Gerenciamento e Controle de Carga Distribuído para Gestão de Energia Elétrica Residencial / Daniel Kenji de Alencar Ohi. – 2018.
90 f. : il. color.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Fortaleza, 2018.

Orientação: Prof. Dr. Giovanni Cordeiro Barroso.

Coorientação: Prof. Dr. Bruno de Athayde Prata.

1. Eficiência Energética. 2. Gerenciamento pelo Lado da Demanda. 3. Programação Linear Inteira. 4. Consumidores Residenciais. I. Título.

CDD 621.3

DANIEL KENJI DE ALENCAR OHI

SOLUÇÃO DE GERENCIAMENTO E CONTROLE DE CARGA DISTRIBUÍDO PARA
GESTÃO DE ENERGIA ELÉTRICA RESIDENCIAL

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Acadêmico em Engenharia Elétrica do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Centro de Tecnologia da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de mestre em Engenharia Elétrica. Área de Concentração: Engenharia Elétrica

Aprovada em: 29 de Outubro de 2018

BANCA EXAMINADORA

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

Prof. Dr. Bruno de Athayde Prata (Coorientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. José Renato de Brito Sousa
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia
do Ceará (IFCE)

Prof. Dr. Paulo Cesar Marques de Carvalho
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Fabrício Gonzalez Nogueira
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Agradeço aos diversos professores que tive em minha jornada até este momento, contribuindo com conhecimento, tempo e paciência. E a minha família, quem me segurou nos momentos difíceis para que eu desse os passos até este momento.

AGRADECIMENTOS

Ao Professor Dr. Giovanni Cordeiro Barroso por me orientar, ao Professor Dr. Bruno de Athayde Prata por me co-orientar em minha dissertação de mestrado e a banca sob a figura dos professores Dr. Renato Sousa, Dr. Paulo Carvalho e Dr. Fabrício Nogueira por me auxiliarem nesta empreitada.

Aos meus pais e avós a quem devo todo meu amor pela ciência e conhecimento. Pelo valor incondicional e indissociável da educação, moralidade e ética que me ensinaram.

A meus irmão e irmã pelo exemplo de capacidade intelectual a quem muito admiro e pela extrema tenacidade com que pautam sua vida e suas vitórias.

A minha esposa Maira, motivo e consequência de todas as coisas boas da minha vida, razão de eu estar onde estou e para onde vou. A minha filha Isadora, a quem dedico especialmente os resultados deste trabalho e a quem espero inspirar a seguir por um trilha de conhecimento, de amor a ciência e de valorização do intelecto acima de tudo.

Aos colegas do Grupo de Pesquisa em Otimização pelas discussões acerca dos assuntos mais diversos que me mantiveram empolgado e interessado nos rumos desta pesquisa.

Ao Doutorando em Engenharia Elétrica, Ednardo Moreira Rodrigues, e seu assistente, Alan Batista de Oliveira, aluno de graduação em Engenharia Elétrica, pela adequação do *template* utilizado neste trabalho para que o mesmo ficasse de acordo com as normas da biblioteca da Universidade Federal do Ceará (UFC). E à Fundação Cearense de Apoio ao Desenvolvimento (Funcap) pelo financiamento da pesquisa de mestrado via bolsa de estudos.

"The answer to the ultimate question of life, the universe and everything is 42."

(Douglas Adams)

RESUMO

Nesse trabalho é apresentada uma solução para o gerenciamento e controle de carga distribuído com vista à otimizar o horário de inicialização de cargas elétricas respeitando o interesse do usuário (conforto) e minimizando o custo global devido ao consumo de energia elétrica. Foi desenvolvido um modelo de programação linear inteira que aloca os horários de início de cada carga enquanto simultaneamente mantém os objetivos de minimização do custo e maximização do conforto. As cargas elétricas são distribuídas em conjuntos controláveis e não controláveis, estando os consumos das cargas não controláveis incorporados às restrições do problema de otimização, enquanto as cargas controláveis são efetivamente alocadas no tempo pelo controlador inteligente. Quatro tipos de respostas tarifárias são simulados, representando um instrumento de incentivo baseado em preço, em um ambiente de gerenciamento pelo lado da demanda que respeite as restrições do operador do sistema elétrico através de uma restrição de demanda. São apresentados quatro cenários com base nas tarifas selecionadas, no primeiro é comparada a capacidade do controlador inteligente de alocar as cargas elétricas em um cenário de tarifa constante cujo único limitador é a restrição de demanda pelo operador do sistema elétrico. No segundo cenário é introduzida uma tarifa diferenciada, simulando uma resposta a demanda emitida pelo operador do sistema para restringir o consumo em determinado horário, mantida a restrição de demanda. O terceiro cenário refere-se a um regime tarifário livre, em que o operador do sistema aplica políticas de preço livre um dia antes (a tarifa é definida pelo operador um dia antes e entregue aos consumidores). Finalmente no quarto cenário é apresentada a aplicação do controlador no regime de tarifa branca proposto para o mercado brasileiro. A aplicação dos métodos matemáticos propostos demonstram que é possível despachar o horário de funcionamento das cargas elétricas de forma ótima, oferece redução no custo global da energia elétrica do consumidor em até 12 %, sem, entretanto, reduzir significativamente as expectativas de conforto. A utilização do otimizador demonstra que é capaz de responder a variações causadas por incentivos baseados em preço como parte de um sistema de gerenciamento pelo lado da demanda, ao orientar o despacho dos dispositivos de forma a usufruir destas sinalizações de incentivo.

Palavras-chave: Consumidores residenciais. Eficiência Energética. Gerenciamento pelo lado da demanda. Programação Linear Inteira.

ABSTRACT

This work focuses on solving the management and control of distributed loads within an optimization schedule for electrical loads dispatch respecting users comfort goals while minimizing the overall cost for electrical energy. An integer linear programming model was developed that controls startup times for every load whilst simultaneously keeping minimal electrical energy cost and maximum user comfort. Electrical loads are categorized as controllable and non-controllable, the non-controllable loads are added to the problem restrictions, while the controllable loads are displaced in time by the smart controller. Four types of tariffs are used, each representing a different demand response of the type price-based incentive in a demand side management structure that respects an utility restriction, the maximum electrical demand for the household. Four distinct scenarios were presented based on the selected tariff models, on the first scenario the controller capacity to dispatch loads is acknowledged, in a single and constant tariff, with a varying demand restriction to load allocation. On the second scenario a price-based incentive for a single block of time is introduced, simulating a restriction request by the utility for demand in this particular time period, the demand restriction to the household being kept the same. The third scenario focuses on the response to a free-market tariff (time of use), where the utility applies a day-ahead tariff scheme. Finally on the fourth scenario the controller response to the white tariff proposed in the Brazilian electrical market is presented. The mathematical background proposed shows the possible dispatch for electrical loads in an optimal situation, offering global cost reduction up to 12%, without deeply interfering with comfort. The optimizer also shows the possible response methods to price based incentives in a demand side management program, thus dispatching appliances in accordance to the type of incentive given.

Keywords: Demand Side Management. Energy Efficiency. Home Energy Consumer. Integer Linear Programming.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Formas de controle da demanda	25
Figura 2 – Perfil de energia elétrica do sistema	31
Figura 3 – Obtenção de valor de referência D_{max}	46
Figura 4 – Obtenção de valor de referência D_{max} em multi-ciclos	46
Figura 5 – Representação das tarifas em centavos de Real	50
Figura 6 – Cenário base: Programação do usuário	52
Figura 7 – Consumo das cargas de fundo	53
Figura 8 – Limiar de demanda	54
Figura 9 – Cenário 1: Tarifa convencional	55
Figura 10 – Cenário 2: Tarifa diferenciada	56
Figura 11 – Cenário 3: <i>time of use</i> (ToU)	58
Figura 12 – Cenário 4: Tarifa branca	59

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Dispositivos no Brasil 2014	33
Tabela 2 – Custo diário de uso da energia	51
Tabela 3 – Cargas médias reais	51
Tabela 4 – Custo para todos os cenários	60

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACD	análise condicional da demanda
ASHRAE	<i>American Society of Heating, Refrigerating and AC Engineers</i>
CDA	<i>conditional demand analysis</i>
CPP	<i>critical peak price</i>
CRI	controlador residencial inteligente
DR	<i>demand response</i>
DSM	<i>demand side management</i>
EDP	<i>extreme day price</i>
EPRI	<i>Electric Power Research Institute</i>
GD	geração distribuída
GLD	gerenciamento pelo lado da demanda
HEMS	<i>home energy management system</i>
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IEA	<i>International Energy Agency</i>
INMETRO	Instituto Nacional de Metrologia
MCA	<i>multi criteria analysis</i>
MOGA	<i>multi objective genetic algorithm</i>
PBI	programa baseado em incentivo
PBP	programa baseado em preço
PVP	plantas virtuais de potência
RTP	<i>real time price</i>
SGRE	sistema de gerenciamento residencial da energia
SHC	<i>smart home controller</i>
SMA	sistema multi agente
TdU	tempo de uso
TIC	tecnologia da informação e comunicação
ToU	<i>time of use</i>
UEC	<i>unit energy consumption</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

E_{total}	Consumo de energia total
m	Número de dispositivos
n	Número de períodos em um dia
E_i^a	Demanda elétrica média do dispositivo
E_{md}	Demanda máxima
E_{lf}	Relação de pico de consumo
E_{tou}	Relação de tempo de uso na demanda máxima
$HEC_{i,t}$	Consumo de energia da residência i no instante t
$UEC_{i,a,t}$	Consumo de energia unitária do dispositivo a na residência i no instante t
$S_{i,a}$	Indicador de posse de dispositivo a na residência i (binário)
T	Temperatura local
H	Umidade local
lux	Luminosidade local
a	Dispositivo
Δt_{comp}	Intervalo computacional do modelo
h	Hora
$P_h(a, h)$	Probabilidade de início do dispositivo a na hora h
P_{step}	Fator de escalonamento do passo computacional do modelo
$f(\cdot)$	Média diária da frequência de inicializações
S_a	Índice de saturação do dispositivo a
C	Número de cargas controláveis
\bar{P}_c	Potência média da c -ésima carga
P_c	Potência de pico da c -ésima carga
T_A	Tempo de amostragem
T_a	Tarifa diária
u_{ci}	i -ésima variável de decisão da c -ésima carga

I_{Ic}	Amostra relacionada ao tempo de início mínimo da c-ésima carga
I_{Fc}	Amostra relacionada ao tempo máximo de finalização da c-ésima carga
N_c	Duração, em amostras, da c-ésima carga
I	Tempo de início planejado de uma carga
F	Tempo de finalização planejado de uma carga
Dem_{max}	Demanda máxima contratada
R_{NC}	Nível de relevância da c-ésima carga
I_{Mc}	Amostra relacionada ao melhor tempo de inicialização da c-ésima carga
α	Parâmetro de peso da função objetivo, varia de 0 (máximo conforto) a 1 (máxima economia)
D_{max}	Máxima distância, em amostras entre o c-ésimo melhor tempo de início I_{Mc} e o limite de tempo I_{Ic} e I_{Fc}
M_c	Quantidade de vezes que a c-ésima carga é inicializada por dia
N_E	Máximo tamanho da lista não dominada E
N_P	Tamanho da população
n_p	Quantidade de grids para cada eixo das funções objetivos

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	Contexto	16
1.2	Objetivos	16
1.3	Metodologia	18
1.4	Contribuição científica	18
1.5	Estrutura da dissertação	19
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	20
2.1	Introdução	20
2.2	Sistemas inteligentes	20
2.2.1	<i>Cargas elétricas inteligentes (Smart appliances)</i>	20
2.2.2	<i>Ambientes inteligentes (Smart homes, business)</i>	21
2.2.3	<i>Redes elétricas inteligentes (Smart grids)</i>	22
2.2.3.1	<i>Plantas virtuais de potência (PVP)</i>	23
2.3	Gerenciamento pelo lado da demanda (GLD)	24
2.3.1	<i>Formas usuais para controle da demanda</i>	24
2.3.2	<i>Resposta à demanda (Demand response)</i>	26
2.3.2.1	<i>Programas baseados em incentivo (PBI)</i>	27
2.3.2.2	<i>Programas baseados em preço (PBP)</i>	28
2.3.3	<i>Eficiência energética</i>	28
2.4	Modelagem do consumo elétrico de dispositivos	30
2.4.1	<i>Perfis descritivos de cargas inteligentes</i>	30
2.4.2	<i>Otimização matemática</i>	34
2.4.3	<i>Controle residencial</i>	35
2.4.4	<i>Controle de rede elétrica e infraestrutura</i>	35
2.5	Conclusão da fundamentação teórica	36
3	METODOLOGIA UTILIZADA NA IMPLANTAÇÃO	37
3.1	Introdução	37
3.2	Perfis de cargas elétricas	37
3.2.1	<i>Definição matemática geral para cargas elétricas residenciais</i>	38
3.2.2	<i>Indicadores para cargas elétricas residenciais</i>	39

3.2.3	<i>Definições das cargas elétricas modeladas</i>	40
3.2.4	<i>Proposta de modelo de otimização multi-objetivo</i>	42
3.2.4.1	<i>Função objetivo: Custo</i>	43
3.2.4.2	<i>Função objetivo: Conforto</i>	45
3.2.4.3	<i>Técnicas para resolução de problemas de otimização multi-objetivo</i>	47
3.2.4.4	<i>O problema da não diferenciação da função de custo</i>	48
3.2.5	<i>Conclusão sobre a metodologia utilizada</i>	48
4	RESULTADOS OBTIDOS NAS SIMULAÇÕES MATEMÁTICAS DO GERENCIAMENTO DE CARGAS DISTRIBUÍDAS	50
4.1	Introdução	50
4.2	Preço de energia em ambientes regulados	50
4.3	Resultados da simulação	53
4.3.1	<i>Cenário 1: Tarifa convencional</i>	54
4.3.2	<i>Cenário 2: Tarifa diferenciada</i>	54
4.3.3	<i>Cenário 3: Tarifa ToU</i>	57
4.3.4	<i>Cenário 4: Tarifa branca</i>	57
4.4	Conclusão dos resultados	57
5	CONCLUSÕES	61
	REFERÊNCIAS	63
	APÊNDICES	66
	APÊNDICE A – Código Fonte	66
	APÊNDICE B – JCAE-D-17-00384R1	86
	APÊNDICE C – SBAI	88

1 INTRODUÇÃO

1.1 Contexto

A crescente integração entre tecnologia da informação e sistemas elétricos de potência cria um ambiente onde coexistem: redes elétricas inteligentes (*smart grids*); cidades inteligentes (*smart cities*); distritos inteligentes (*smart districts*); e casas inteligentes (*smart homes*) (GELLINGS; SMITH, 1989).

A *International Energy Agency* (IEA) em seu documento de 2015 - *World Energy Outlook* (WEO, 2017)- apresenta que 17 % da população mundial continua sem acesso à energia elétrica, o mesmo estudo apresenta que distribuição demográfica mostra uma tendência para que a população mundial passe de 7,1 bilhões (2013) a 9 bilhões (2040), aumentando a pressão esperada sobre a demanda por energia elétrica em 32 % neste período.

Como a renda *per capita* global deve crescer a uma taxa anual de 3,2 %, a atenção fundamental deve ocorrer nas residências, como resultado do aumento de uso de energia para aquecimento, ventilação e ar condicionado. As emissões de dióxido de carbono devem se tornar cada vez mais caras de acordo com que novas políticas e regulações de mercado. Somem-se tendências de crescimento, causando um incremento esperado no mercado de eficiência energética para que atinja cerca de 32% dos US\$ 68 trilhões investidos no mercado entre 2015 e 2040 (COWART *et al.*, 2003).

Em 2012 a comunidade europeia estabeleceu como meta aumentar 20 % da eficiência energética no continente até 2020, já em novembro de 2016 atualizou esta meta para 30 % em vista da necessidade política de reduzir a dependência energética dos países membros, criar empregos e diminuir as emissões de CO_2 (COMMISSION, 2007). O trabalho proposto nessa dissertação é motivado por estas preocupações e exigências internacionais, o objetivo fundamental sendo criar um modelo de gerenciamento ótimo e eficiente de cargas elétricas em um ambiente inteligente.

1.2 Objetivos

O objetivo geral deste trabalho é a proposição de um modelo de programação linear inteira para o gerenciamento e controle de cargas distribuídas na gestão de energia elétrica residencial considerando a minimização dos custos e a maximização do conforto para os usuários.

Os objetivos específicos são:

- um algoritmo implementado que faça a otimização por programação linear inteira;
- um simulações computacionais de uma residência sob efeito do otimizador proposto.

A eficiência, neste contexto, respeita objetivos conflitantes, desde custo e conforto residencial à níveis adequados de qualidade e operação do sistema elétrico. Há ainda, neste contexto, conflitos inerentes ao usuário assim como aos provedores de energia, em especial pelo surgimento do gerenciamento pelo lado da demanda (GLD) (*demand side management* (DSM)) como método crucial para otimização destas interações verticais, dado que o consumidor passa a interagir com o sistema elétrico de forma ativa ao passo que tradicionalmente o consumo é tratado como agente passivo, cabendo a geração suprir qualquer demanda. Na GLD o consumo é capaz de responder a variações da geração e vice-versa, tornando esta integração vertical da cadeia de energia elétrica (da geração ao consumo) mais complexa.

O ambiente inteligente neste trabalho é composto por um controlador de cargas elétricas capazes de realizar o despacho do consumo, sob restrições matemáticas de demanda e de conforto do usuário, através da alocação ótima, por programação linear inteira, de um problema de múltiplos objetivos.

Como parte do conceito de redes elétricas inteligentes um novo modelo de geração de energia conhecido como plantas virtuais de potência (PVP) tem surgido, num contexto em que a geração centralizada deixa de ser influente e um retorno à geração distribuída, constituída pela agregação de pequenas centrais inteligentes cooperativas se torna um importante elemento das redes de distribuição futuras. Observa-se que as PVPs não são estritamente geradores de potência ativa (por meio de geração distribuída (GD)), podendo, por vezes, atuar como consumidores controlados "despachando energia negativa", ou seja, declinando consumo contratado tanto para ter benefícios econômicos como para sustentar demandas de estabilidade do sistema elétrico a que pertencem.

A conservação e o uso racional de energia elétrica, atrelados a políticas públicas inteligentes que atuam com objetivo a gerir de forma ótima e eficiente as cargas elétricas, precisam estar bem integradas junto aos participantes de um sistema elétrico inteligente, alterando, inclusive, as dinâmicas entre comprador e vendedor de energia. A presença de um controlador residencial inteligente (CRI) (*smart home controller* (SHC)) permite que novas formas de

gerenciamento e comercialização de energia elétrica num ambiente inteligente e integrado sejam concretizadas.

1.3 Metodologia

Uma classificação simplificada de cargas elétricas pode melhorar a capacidade de simulação, comparação e controle do uso de eletricidade. Há uma tendência natural de aumento da complexidade com a crescente quantidade de dispositivos inteligentes (*Smart Appliances*) cooperativos, mas estes podem ser simplificados através do agrupamento em classes com o propósito de oferecer maior interoperabilidade e cooperação a partir de uma descrição reduzida e robusta, especialmente útil para criação de modelos para simulação do consumo e construção de um CRI suficientemente ágil para realizar o gerenciamento da demanda em tempo real. A técnica de análise condicional da demanda (ACD) (*conditional demand analysis (CDA)*) é sugerida como um método para definição destas classes.

Neste trabalho é apresentado um estudo bibliográfico comentado sobre perfis de cargas (classes) utilizando métodos estatísticos e de engenharia, definições genéricas de cargas em ambientes inteligentes e modelos de GLD, passando por seus descritores matemáticos para problema de otimização da demanda elétrica residencial. Estes perfis são integrados a um otimizador matemático, do tipo inteiro linear, desenvolvido utilizando o ambiente MATLAB em que eventos de programa baseado em preço (PBP) e suas respostas econômicas têm foco na minimização de custo e maximização do conforto do usuário.

Os modelos técnico-econômicos, em especial os efeitos da GLD com a inclusão de um consumidor despachável de energia (ou pelo não consumo) sob forma de um sistema de gerenciamento residencial da energia (SGRE) (*home energy management system (HEMS)*), foram incorporados ao otimizador matemático sob forma de diferentes cenários tarifários com cargas controláveis e não controláveis que compõem uma residência padrão, estes modelos são simulados e seus resultados apresentados.

1.4 Contribuição científica

Deste trabalho resultam os artigos: *Proposed Architecture for Energy Efficiency and Comfort Optimization in Smart Homes*, aceito no *Journal of Control, Automation and Electrical Systems (JCAE - QUALIS B1)* em Junho de 2018 ; e *Smart Home Controller: Otimização*

Multi-Objetivo utilizando a meta-heurística PSO, aceito no Congresso Brasileiro de Automática (CBA2018) em Julho de 2018.

1.5 Estrutura da dissertação

No Capítulo 2 (Fundamentação teórica) é apresentada uma revisão bibliográfica e fornece um embasamento teórico para a compreensão dos métodos. No Capítulo 3 (Metodologia utilizada na implantação do gerenciamento de cargas distribuídas) é demonstrado o desenvolvimento matemático utilizado neste projeto. No Capítulo 4 (Resultados obtidos nas simulações matemáticas do gerenciamento de cargas distribuídas) são apresentados os cenários desenvolvidos. Este capítulo possui 4 seções, cada seção apresenta um cenário e os resultados obtidos com sua implementação. No Capítulo 5 (Conclusões e trabalhos futuros) são apresentadas as conclusões gerais, as principais contribuições e possíveis trabalhos futuros complementares.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Introdução

Nas seções a seguir são apresentadas as bases bibliográficas deste trabalho, são elementos teóricos que fundamentam a solução esperada. Na Seção 2.2 é apresentada uma revisão bibliográfica do conceito de cargas e dispositivos inteligentes. Nesta seção busca-se descrever como outros trabalhos propuseram a construção de perfis de consumo, seja para residências inteligentes ou para distritos e cidades inteligentes interligados ou, até mesmo, a própria rede elétrica inteligente. Na Seção 2.3 é apresentada, ainda, uma breve história sobre GLD, este conceito basilar e integrador que motiva a construção dos sistemas inteligentes. Na Seção 2.4 são descritos contextos nos quais elementos inteligentes interagem para tomada de decisão frente à restrições mercadológicas e sociais, especialmente focados na aproximação conceitual entre a visão de rede elétrica inteligente interconectada e os dispositivos que a compõem.

2.2 Sistemas inteligentes

2.2.1 Cargas elétricas inteligentes (*Smart appliances*)

Os dispositivos inteligentes são elementos dinâmicos com inteligência distribuída, localizados próximos às cargas e à geração nos quais são embarcadas respostas e estratégias de controle para um desempenho ótimo, está baseado em fatores externos, hábitos e configurações, dentre outros aspectos, amparados por meios de comunicações bidirecionais integradas, cujo objetivo é manter níveis adequados de conforto ao mesmo tempo que minimize custos com energia. As partes importantes da inteligência são: o aspecto preditivo e a tomada de decisão autônoma, ambos elementos necessários ao conceito de cargas elétricas inteligentes (GELLINGS; SAMOTYJ, 2013).

Para constituir inteligência preditiva e tomada de decisão autônoma são necessários métodos matemáticos para modelagem que requerem uma grande quantidade de dados históricos para serem ajustados. A recente introdução de medidores, dispositivos, sensores e atuadores inteligentes tornou disponíveis um grande conjunto de informações que pode ser usado na caracterização do consumo por tipo de carga individual e global de uma residência ou micro rede. Uma modelagem *de baixo para cima* usa estes dados coletados a nível individual para encontrar

relacionamentos causais entre as características coletivas e o consumo de energia, quando estes dados são descritos num formato matemático, como o proposto pelo método ACD, a previsão de consumo de energia é calculada sem qualquer dado histórico prévio (PARTI; PARTI, 1980).

Um conjunto de análises estatísticas pode ser aplicado na criação de perfis, sendo a regressão multivariável capaz de criar funções aproximadas, tendo como vantagens: Remover a necessidade de múltiplas equações para grupos individuais de cargas e agregar o consumo de eletricidade, aumentando a probabilidade de encontrar relacionamentos entre os dados (MCLOUGHLIN, 2013).

Alguns destes métodos são discutidos na Seção 2.4. A integração destas cargas inteligentes levam ao contexto de ambientes inteligentes, em que a interoperabilidade destes leva a um resultado agregado maior.

2.2.2 Ambientes inteligentes (*Smart homes, business*)

A estabilidade de tensão e frequência são usuais para medir a capacidade de transferência de potência no sistema elétrico. Diferentes métodos de GLD, como o PBP, tem se tornado comumente aplicáveis e utilizados para o controle tradicional desta estabilidade (AFFONSO; SILVA, 2010).

Os ambientes inteligentes permitem agregar um método mais confiável de supressão do consumo, que melhor atenda as expectativas de simulação necessárias ao estudo desta efetiva estabilidade (GELLINGS; SMITH, 1989).

Devido às contínuas pressões de consumo e preço, a eficiência energética está se desenvolvendo dentro de ambientes residenciais, comerciais ou industriais através de controladores programáveis responsáveis pelo planejamento de carga e geração, capazes de planejar e controlar o despacho destas em momentos de baixo custo (fora do pico). Esta programação usualmente esquece de considerar o conforto do usuário no processo, o que gera um conflito direto entre preferência econômica (ou de segurança do suprimento) e o conforto desejado do usuário. Na literatura recente há propostas para solução deste impasse, sendo uma grande quantidade de definições para conforto existentes e diversos modelos de otimização: meta-heurísticas multiobjetivos, redes neurais, multiagentes e diversas técnicas de inteligência artificial (BEZERRA *et al.*, 2015).

Há trabalhos que utilizam um único modelo de programação linear inteira para minimizar um único objetivo como em DiGiorgio, Pimpinella (2012), outros utilizam diversos

modelos de otimização mono objetivo diferentes (KANTARCI; MOUFTAH, 2011; LENTINI, 2012). Apesar da vasta literatura disponível sobre casas inteligentes, sob uma perspectiva de automação residencial, os métodos propostos para eficiência energética com base em perfis de consumo são limitados.

Enquanto as soluções que levam em consideração múltiplos objetivos são menos frequentes na literatura de casas inteligentes, sua aplicação mais frequente se dá desde uma solução de análise de custo no planejamento, manutenção e operação de novos geradores até o projeto de expansão dos sistemas elétricos de potência usando programação linear inteira multi-objetivo (GRECO *et al.*, 2016).

Outros trabalhos similares apresentam objetivos comparativos e propostas de modelos para eficiência energética utilizando SGR para controlar cargas individuais conforme cenários políticos (FEHRENBACH *et al.*, 2014), tecnológicos (SHAIKH *et al.*, 2018) e ambientais (GRANDCLEMENT *et al.*, 2015) (especialmente térmicos), sendo a temperatura usualmente a variável de conforto. Há, ainda, propostas de cargas teóricas e modelos de tarifas variados para uso em otimização linear inteira feita em tempo real (CHO, 2013), ou de diferentes classificadores de cargas e custos relacionados com conforto (RASHEED *et al.*, 2015), estas cargas são avaliadas de forma discretizada e todas ativadas por ciclos, as classificações e cenários adicionam uma variável de conforto (BEZERRA *et al.*, 2015).

A integração destes ambientes (residências, comércios e indústrias) requer uma malha de informação e energia segura em que se garanta o bem estar global da sociedade. A este meio integrado de transmissão de energia elétrica e dados chama-se de rede inteligente (GELLINGS; SAMOTYJ, 2013).

2.2.3 Redes elétricas inteligentes (*Smart grids*)

Soluções para redes domésticas ubíquas baseadas em redes de sensores ativos para sistemas de controle inteligentes são temas comuns na literatura (SUH; KO, 2008) e o mesmo conceito pode ser visto aplicado a rede elétrica inteligente (HERNANDEZ *et al.*, 2013).

Em uma rede elétrica inteligente a potência é entregue dos geradores aos consumidores residenciais, comerciais e industriais com o suporte de um mecanismo de comunicação bidirecional (MOMOH, 2008). O ponto de inflexão que leva dos sistemas elétricos convencionais para a rede elétrica inteligente está na integração dos sistemas elétricos com a tecnologia da informação e comunicação (TIC), com os benefícios de incremento do processo de automação,

integração de recursos, que inclui a GD, segurança da informação e novos métodos de gestão de preços e incentivos (COWART *et al.*, 2003).

As redes elétricas inteligentes devem apresentar as seguintes funcionalidades (GELLINGS; SAMOTYJ, 2013):

- visualizar o sistema em tempo real: sensores agregados a sistema de comunicação em tempo real, gerida por modelos computacionais e simuladores em tempo real;
- capacidade do sistema aumentada: estudos para aumento da capacidade do sistema elétrico;
- remoção de gargalos: estudos para melhoria do fluxo de potência, suporte de tensão e operação dinâmica do sistema;
- auto reconfiguração do sistema: capacidade de automaticamente recompor o sistema frente a falhas;
- conectividade com os consumidores: integração de dados e informações com os consumidores.

A convergência de tecnologias no sistema elétrico permite que se observem aspectos técnicos como tensão, frequência e corrente no ponto de consumo, determinando perdas e ganhos de GD de forma inequívoca, desta forma a gestão deste sistema se torna descentralizada, requerendo novos controles e otimizações para operação (MACEDO *et al.*, 2010).

2.2.3.1 Plantas virtuais de potência (PVP)

A PVP é uma aglomeração de geradores distribuídos que operam de forma independente, mas que juntos possam ser vistos como uma única planta com sua própria capacidade de geração, custos e limites, podendo ter duas aplicações: comercialmente opera buscando a maximização econômica; tecnicamente opera buscando manter a qualidade do sistema elétrico (HERNANDEZ *et al.*, 2013).

Uma implementação de PVP pode ser constituída por três atores fundamentais: produtores, consumidores e consumidores flexíveis. A cada um cabendo um conjunto de iniciativas para controle bem específico. Há três casos de uso (HERNANDEZ *et al.*, 2013):

- produtor identifica uma falta de energia: produtor requer dos consumidores flexíveis que reduzam o consumo;
- consumidor identifica uma falta de energia: consumidor e produtor identificam juntos a causa da falha;

- consumidor requer mais energia: produtor contacta consumidores flexíveis para que reduzam o consumo.

Todas estas características são mecanismos de gestão da demanda.

2.3 Gerenciamento pelo lado da demanda (GLD)

Segundo a *Electric Power Research Institute* (EPRI) (COWART *et al.*, 2003), a gestão da demanda envolve uma intervenção da empresa produtora/fornecedora de energia sobre o consumidor com vista a influenciar o seu comportamento energético. Há, portanto, um aspecto social associado a este tipo de gestão, porém o objetivo principal deve ser a influência sobre o consumo de energia com vista a garantir algum tipo de estabilidade ao sistema elétrico. No mercado aberto de energia, os contratos possuem um propósito predominantemente econômico, como consequência a estabilidade do sistema elétrico é relaxada, ou seja, as possibilidades de eventos que causem a instabilidade se tornam maiores. É nesse aspecto que a GLD é implementado, seja por sinalizações de preço ou contratos de interrupção de consumo (GELLINGS; SMITH, 1989).

Um programa de GLD implementa tecnologias ou atividades que podem alterar a forma com que o usuário consome energia e oferece incentivos para mudar a sua máxima demanda. Para tanto, um bom programa depende de informação de medidores inteligentes e indicadores de qualidade, oferecendo melhor qualidade de energia a preços menores e limitando faltas e suas durações. Depende, portanto, de alguns passos (MACEDO *et al.*, 2010):

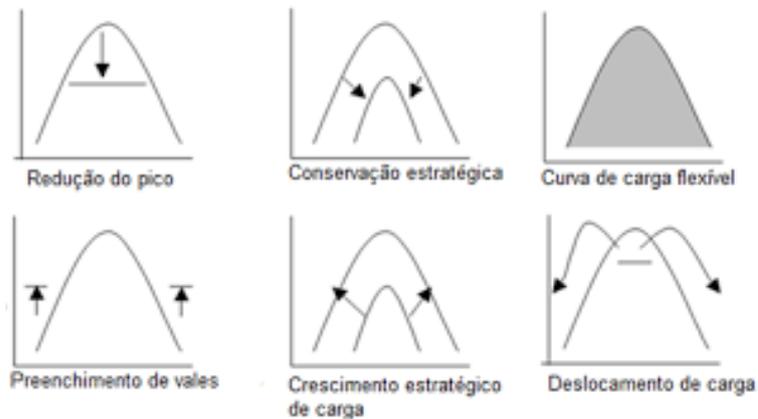
- aquisição dos dados;
- estudos de mercado e desenvolvimento de projetos para curto e longo prazo;
- investigação de várias formas de suprimento e custos envolvidos;
- definição da forma de modelagem adequada;
- conscientização do consumidor, encorajamento a participar; e
- análise dos custos e retornos do programa, com crescimento orgânico ou acelerado.

2.3.1 Formas usuais para controle da demanda

Nos gráficos ilustrados na Figura 1 são apresentadas diferentes formas de controle de demanda dentre as quais as mais frequentes são: Redução de picos; preenchimento de vales;

movimentação de cargas; estratégias de conservação; crescimento estratégico; e modelagem flexível. A seguir um breve comentário de cada técnica (MACEDO *et al.*, 2010):

Figura 1 – Formas de controle da demanda



Fonte: adaptado de (GELLINGS; SAMOTYJ, 2013)

- Redução de picos (*peak clipping*): corte de demanda. Redução do consumo imediato em resposta a um pico de demanda. A duração do pico pode ser reduzida por controle direto das cargas, por desligamento ou pela introdução de GD.
- Preenchimento de vales (*valley filling*): alteração do horário de demanda. O consumo fora de pico é aumentado, o que pode ser interessante se este período é também de menor geração no sistema. Redução do preço, melhoria da eficiência e incentivos como descontos são algumas técnicas de controle aplicáveis.
- Conservação estratégica (*strategic conservation*): redução da demanda sazonal. Aumentar a eficiência e reduzir o desperdícios são as técnicas de controle mais comuns, especialmente através de incentivos para a modernização das cargas.
- Crescimento estratégico (*strategic load growth*): aumento da demanda sazonal. Assim como na conservação estratégica o operador do sistema busca incentivar a modernização de seu parque e o controle autônomo sazonal.
- Movimentação de picos (*load shifting*): altera o horário de consumo. Usualmente movimenta o pico de consumo para fora do horário de pico (quando o sistema elétrico já está no limite de capacidade produtiva). Uma solução é pelo uso de GD.
- Modelagem flexível (*flexible load shape*): ajustes entre consumidores e operadores, ou apenas entre consumidores, ou apenas entre operadores para que flexibilizem os consumos e geração individuais a cada instante. Neste método

os consumidores não devem afetar a segurança do sistema elétrico, limitando as cargas e energia consumida por cada indivíduo em resposta a demandas flexíveis do operador.

Um benefício por vezes não considerado na implantação de programas GLD é a confiabilidade adicional inserida no sistema, uma vez que os participantes de programa de resposta a demanda (*demand response* (DR)) podem participar ativamente nos momentos críticos de estabilidade, reduzindo o risco global da rede e seus próprios riscos de desligamento. Outro fator de suporte ao uso abrangente das técnicas GLD é econômico, tanto ao operador do sistema que passa a ter mais opções para despacho no controle operacional, quanto ao usuário que passa a ter domínio interno de seu consumo podendo optar por menores tarifas ou maiores incentivos conforme seu nível de conforto permita. Passa, portanto, a ter escolhas econômicas mesmo em ambientes onde não pode escolher diferentes provedores de energia.

O problema central dos métodos tradicionais de GLD está na incontabilidade sobre o despacho destas cargas. Ao oferecer tarifas, descontos ou incentivos econômicos, o operador do sistema não tem qualquer garantia de que o usuário atenderá ao chamado, ou seja, não é possível confiar na redução de consumo. Deve-se, portanto, incluir uma gestão cooperativa entre o operador e o consumidor (*New England Demand Response* (2003) oferece essa diretriz: "*if we do this, that will happen*" (se fizermos isso, aquilo vai acontecer); que deve nortear os programas de DR).

Para aliviar este impasse é considerado um aspecto social na previsibilidade do consumo de energia e um controle eletrônico inteligente facilita a gestão. O primeiro inclui um modelo probabilístico (por construção de perfis de consumo - 2.4.1) e o segundo um mecanismo operacional (por controle automático de demanda por meio eletrônico - 2.4.3). Em qualquer dos dois casos o objetivo é implementar um programa de controle da demanda, ou resposta à demanda.

2.3.2 Resposta à demanda (*Demand response*)

Resposta a demanda refere-se aos mecanismos para manutenção da demanda dos usuários em resposta a variações das condições de suprimento. Todas as técnicas de *DR* beneficiam usuários, desde que utilizadas de forma coerente, entretanto elas possuem, ainda, a capacidade de beneficiar o mercado como um todo por meio de ações abrangentes de cortes de consumo com uso mais eficiente da estrutura existente, ou seja, minimizando investimentos

na expansão da rede e no despacho de usinas de alto custo operacional. Uma nota importante deve ser feita: não se trata do tradicional desligamento programado de cargas não essenciais como no caso de recomposição do sistema, mas da atuação preventiva programada sobre cargas despacháveis.

A inovação tecnológica representa um elemento crucial na aplicação de programas para DR. Gellings e Samotyj (2013) trazem uma lista destas inovações: Medidores de energia com maior granularidade; comunicação entre consumidores e produtores para transações tarifárias; ferramenta de informação em tempo real do estado operacional do sistema; estratégias redutoras de demanda; controladores de carga e de energia em edificações; e geração distribuída (GD), são exemplos críticos de melhorias tecnológicas que ampliam as chances de sucesso de um programa de DR.

São definidos dois grandes grupos de programas de resposta à demanda: programa baseado em incentivo (PBI); e PBP, a seguir são apresentados todos os subprogramas.

2.3.2.1 *Programas baseados em incentivo (PBI)*

Os PBI refletem o mecanismo menos convencional de GLD dada as dificuldades de implementação em ambientes com baixa integração de sensores e atuadores, dentre os quais os métodos a seguir são mais comuns:

- Controle direto (*direct control*): neste modelo o operador do sistema tem acesso às cargas controláveis, possuindo a capacidade de desligá-las remotamente;
- Programas de interrupção (*interruptible/curtailable programs*): assim como no controle direto, o operador solicita o desligamento de cargas, porém o atendimento (ou não) recai sobre o usuário;
- Leilão de demanda (*demand bidding*): o usuário oferece sua redução de demanda no mercado e, caso haja um comprador, a transação é efetuada;
- Resposta à demanda emergencial (*emergency DR*): o usuário recebe incentivos quando reduz sua demanda durante eventos emergenciais;
- Mercado de capacidade (*capacity market*): o usuário oferece ao sistema um limite de capacidade de supressão de demanda para quando solicitado a intervir;
- Mercado de serviços ancilares (*ancillary service market*): o usuário pode oferecer seu limite de capacidade de supressão de demanda no mercado *spot* (mercados de livre negociação para compra e venda imediata de energia).

2.3.2.2 Programas baseados em preço (PBP)

Em comum a todos os PBI está o incentivo, seja ele sobre forma de penalidade por não cumprimento do acordo, ou receitas por atendimento contratual a uma solicitação programada já nos PBP o conceito comum é a variabilidade de preço.

- Tempo de uso (*Time of use ToU*): o valor da tarifa muda em horários específico, no mais simples a tarifa se divide em pico e fora pico;
- Preço crítico (*critical peak price (CPP)*): um preço adicional é cobrado sobre o *ToU* contratado durante momentos críticos de consumo;
- Preço crítico de dia extremo (*Extreme day CPP*): a tarifa de pico e fora pico só incide durante dias extremos;
- Dia extremo (*extreme day price (EDP)*): uma tarifa substitutiva é cobrada sobre o *ToU* contratado durante dias críticos de consumo;
- Tempo real (*real time price (RTP)*): a tarifa varia livremente durante o dia ou entre dias.

Cargas elétricas diferentes possuem diferentes elasticidades (reações a mudanças nos preços), assim o PBP atinge melhores resultados se considerado sob modelos de cargas específicas, conforme tratado na seção 2.4.

2.3.3 Eficiência energética

A eficiência energética em seu aspecto mais abrangente pode ser vista como a gestão do uso de insumos energéticos (ou seja, inclui energia além da fonte elétrica), de forma geral há diversos estágios para tratar programas de eficiência energética (HERNANDEZ *et al.*, 2013):

- auditorias de energia: revisões históricas das características de uso dos insumos energéticos;
- melhorias nos processos de operação e manutenção: preventiva, preditiva e corretiva;
- substituição (*retrofit*): modernização de sistemas por outros mais eficientes;
- estratégias de gestão da demanda: *load-shaping strategies* como reservas térmicas ou alteração dos perfis de demanda;
- automação: controles, como SGRE;
- geração distribuída: aplicações de GD.

Embora usualmente ao pensar em eficiência energética imagine-se como solução apenas a substituição (*retrofit*) de equipamentos elétricos, o maior ganho para programas deste tipo está na integração das soluções acima, unidas por avaliações econométricas que consolidem práticas efetivas junto aos consumidores. Uma lista similar: Uso de dispositivos mais eficientes; sistemas adicionais de controle; sistema tradicional de controle; e sistemas de comunicação, trata apenas dos aspectos de resposta a demanda (GELLINGS; SAMOTYJ, 2013).

Impactos de curto prazo sobre programas de eficiência energética usualmente são determinados por técnicas de engenharia escalonadas pelo número de participantes, por exemplo: efeitos de um programa para substituição de lâmpadas incandescentes por fluorescentes usualmente é caracterizado pela diferença de potências entre as lâmpadas multiplicado pela quantidade substituída. Assim, a análise condicional da demanda (*conditional demand analysis* - CDA) se torna uma técnica sujeita a erros quando aplicada a eventos em escala ampla, uma vez que há aspectos como conscientização, aproveitadores e outras correlações que mascaram resultados. Os efeitos de correlação podem representar até 50 % de variabilidade entre resultados reais e descontados (JACKSON, 2015).

Torna-se importante, portanto, o uso de técnicas estatísticas de modelagem e avaliação de programas de demanda, em especial dado que programas deste tipo costumam ter prazos de retorno longos, portanto as projeções de consumo (ou mais precisamente da redução de consumo) são fundamentais para determinação do sucesso ou fracasso de tais iniciativas. Uma avaliação quantitativa ilustrativa é apresentada por (JACKSON, 2015) (p.6-7):

"Se um programa de substituição de lâmpadas incandescentes por fluorescentes compactas custa US\$ 6.00 e o custo do kW evitado é de US\$ 0.05, então este programa tem uma razão custo benefício de 2,1, a uma taxa de desconto de 5 %, entretanto se metade do resultado esperado ocorrer por efeitos de correlação não esperados o programa torna-se marginalmente efetivo e se mais de 50 % forem afetados então o programa não obteve sucesso."

Observa-se que as técnicas de gestão pelo lado da demanda GLD requerem uma grande quantidade de informações e atuadores dispersos pelos sistema elétrico de potência para ser efetivo. A alocação destes elementos requer investimentos agressivos e a capacidade de tomada de decisão autônoma da rede elétrica é um desafio técnico relevante, dentro deste contexto a construção de modelos é um processo enfático necessário ao sucesso de qualquer abordagem que se pretenda tomar, independente da escala.

2.4 Modelagem do consumo elétrico de dispositivos

No atual estado da arte sistema multi agente (SMA) tem sido o modelo mais aplicado em redes inteligentes. Em especial para grandes sistemas elétricos de potência (WILLEHAUSSMANN *et al.*, 2010; DUAN; DECONINCK, 2009; PINTO *et al.*, 2009; HERNANDEZ *et al.*, 2013), embora não seja o foco deste estudo, dentro desse contexto torna-se importante que seja pensada a interoperabilidade dentre os sistemas em grande escala (distrito, cidade & rede elétrica) com a pequena escala (residência & dispositivo). Os problemas associados aos métodos convencionais dos modelos de uso final é que as informações aplicadas produzem erros significativos nos resultados agregados, por exemplo na avaliação dos impactos em grande escala: "a informação requerida para refletir precisamente e detalhadamente programas de eficiência energética em redes inteligentes é consistente com a informação necessária para suportar SMA"(JACKSON, 2015).

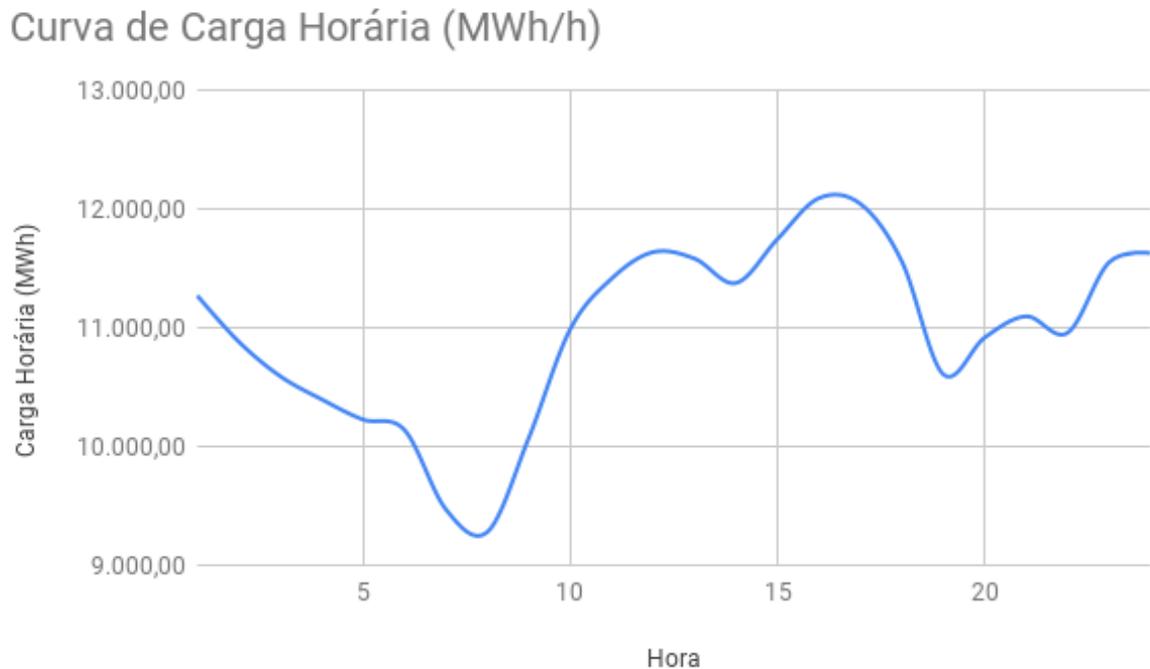
2.4.1 Perfis descritivos de cargas inteligentes

O crescimento de agentes interoperativos inteligentes em ambientes inteligentes (dispositivo, residência, distrito, cidade, rede elétrica) implica num crescimento equiparável de dados coletados. O desafio dos novos sistemas elétricos é transformar grandes volumes de dados em informação relevante (MACEDO *et al.*, 2010).

Para tanto é necessária a aplicação de técnicas como redes neurais artificiais, métodos estatísticos, *big data* etc. para gerar conhecimento sobre hábitos que contribuam para a definição de políticas para gestão energética, dentre as quais o GLD, sendo a classificação de perfis de consumo uma ferramenta importante.

Uma das formas possíveis para gerenciar este volume de dados é pela classificação de diferentes perfis de carga para diferentes tipos de consumo. Na Figura 2 é ilustrado um exemplo de tal perfil descritivo, sendo uma representação gráfica da curva de demanda horária do sistema elétrico de potência brasileiro num dia típico de verão. Uma área promissora de pesquisa, com vários trabalhos publicados, teve seu foco na caracterização e previsão deste tipo de demanda elétrica a nível de sistema como o da Figura 2, buscando equilibrar oferta e demanda (MCLOUGHLIN, 2013). Padrões a nível de sistema são extremamente diferentes quando comparados a casas individuais. Há diversos modelos de simulação da demanda elétrica residencial propostos com base, especialmente, em padrões de ocupação e propriedade de eletrônicos que

Figura 2 – Perfil de energia elétrica do sistema



Fonte: ONS (2018)

podem fornecer perfis de consumo individuais, em especial pela análise condicional da demanda (HUANG *et al.*, 2015; MOHSENIAN-RAD; LEON-GARCIA, 2010; ZHAO *et al.*, 2013).

Usualmente o consumo elétrico é descrito (formalização matemática ou física) ao invés de previsto (a partir de dados históricos), uma vez que tentar prever demanda residencial individual pode não ser possível dada a variabilidade sazonal que ocorre dentro de um mesmo dia, de uma semana ou entre meses diferentes, ou até mesmo entre diferentes casas (característica das personalidade e traços culturais) (PARTI; PARTI, 1980).

Criar perfis surge como um bom caminho para a solução uma vez que podem ser criados sem conhecimento prévio dos padrões de consumo e podem estar baseados estritamente nas características construtivas das casas (MCLOUGHLIN, 2013). Enquanto para operadores do sistema a criação destes perfis pode facilitar a projeção de esquemas de tarifa ou mesmo políticas específicas para consumo, incentivos e restrições.

Este trabalho utiliza uma classificação em três grupos distintos de cargas elétricas: Relacionadas ao clima; iluminação; e controláveis, em que são utilizadas as equações de Steadman Equação (2.1) e Equação (2.2) para simplificar o volume de dados quanto a temperatura aparente e uma representação matemática em $\log(lux)$, adaptada de Rudd e Poppa (1969), para simplificar as cargas de iluminação (HOBBY *et al.*, 2012).

O objetivo da proposta acima é definir completamente os dois primeiros grupos (temperatura e iluminação) pelas equações propostas eliminando da base de cargas controláveis todas aquelas correlacionadas a estes fatores, desta forma torna-se computacionalmente tratável um método de análise condicional em que estes consumos fixos de longa duração restringem o consumo no curto prazo (estas sendo as cargas controláveis), esse relacionamento é o motivo para uso do *CDA* na análise econômica (POLLAK, 1964).

$$\alpha T = -1,3 + 0,92 \cdot T + 2,2e \quad (2.1)$$

$$e = (2,862 \cdot 10^8 - 1,0897 \cdot 10^5 - 9493,4T^2 + 58,22T^3) \exp\left(\frac{-5450}{T + 273,15}\right)H \quad (2.2)$$

Na equação (2.1) é apresentada uma relação polinomial de terceira ordem (elemento e representado na Equação 2.2) entre temperatura aparente de bulbo seco (T) e a umidade relativa do ar (H), esta relação serve como uma boa fonte de correlação entre consumo de energia e a temperatura local. Como os dados de T e H podem ser coletados antecipadamente, em um ambiente inteligente, é possível determinar com boa precisão a relação polinomial por regressão linear e com isso definir, com a granularidade desejada, uma linha de base de consumo tornando possível desmembrar as cargas de conforto térmico do estudo individual de otimização.

O estudo apresentado por Beaudin (2017) encontrou seis agrupamentos de cargas tradicionais na literatura, embora não sejam, em si, perfis, elas oferecem alguma agregação: cargas não controláveis; cargas restringíveis; cargas não desligáveis, cargas desligáveis; cargas de regulação; e armazenamento de energia. Já Kofler *et al.* (2012) desenvolveu uma proposta expandida sob a ontologia DomoML para cargas de energia utilizando as classes de perfil: *Brown goods* (cargas marrons - de bem estar); e *White goods* (cargas brancas - intensivas em energia). Também em Corno, Razzak (2012) e Corno, Bonino (2015) foram desenvolvidas extrapolações semelhantes sob a ontologia denominada DogOnt. Quando Hobby *et al.* (2012) calculou as probabilidades para seu modelo de perfis apenas quatro grupos de agregação foram usados: TV, radio e lavadora de louças; fogão, forno e micro-ondas; máquina de lavar e secar; e computador.

Uma vez que mais dados confiáveis são disponibilizados em casas inteligentes melhores descritivos de eletrodomésticos são concebidos e o agrupamento destes dispositivos poderá, ainda, melhorar os perfis definidos. Um método de simulação analítica compreensivo utilizando calibração por um arcabouço baseado em agentes pode ser usado para aprimorar a análise do uso de energia através de uma grande quantidade de dados precisos disponibilizados.

Alguma distinção entre tipos de cargas é necessário para ajustar estes modelos (PAATERO; LUND, 2006).

Combinações em alto nível podem criar perfis comuns em grupos de dados específicos, sendo a categorização em *Brown e White goods* a mais comum do ponto de vista mercadológico e estatístico. Enquanto os seis grupos encontrados por Beaudin (2017) são os mais comuns em estudos para aplicações SGRE. Estes perfis, uma vez selecionados, devem conter dados de cargas reais. No Brasil, por exemplo, a penetração de cargas no setor residencial é disponibilizada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) e Instituto Nacional de Metrologia (INMETRO), conforme mostrado na Tabela 1. A Tabela 1 não é exaustiva, enquanto

Tabela 1 – Dispositivos no Brasil 2014

Dispositivo	Penetração	Frequência de Operação
Rádio	83,43 %	4,18
Televisão	96,88 %	1,95
Freezer	16,44 %	40,5
Geladeira	95,75 %	40,5
Lava roupas	50,99 %	0,31
Micro ondas	-	0,98
Forno (Gás)	98,72 %	0,56
Forno (Elétrico)	0,10 %	0,20
Filtro (Elétrico)	53,22 %	0,4
Ar condicionado	-	-
Ventilador	-	-
Lâmpadas	98,91 %	18,0

Fonte: INMETRO e IBGE

diversos outros eletrodomésticos podem ser encontrados, mas oferece um indicador confiável de disponibilidade e usualmente está disponível em diversos países. Inferências quanto aos relacionamentos de consumo elétrico podem demonstrar a aplicabilidade do método de análise condicional da demanda em um número mais robusto de perfis - quatro a seis parecendo o ideal - a população de cargas em cada perfil deve ser relevante (em penetração e consumo global de energia), desta forma diferentes perfis podem ser necessários para diferentes países, ou mesmo entre regiões de um mesmo país (como no caso do Brasil continental) (BAKER; RYLATT, 2008; MCLOUGHLIN, 2013).

A potência de uma carga a , dado um período computacional Δt_{comp} e um período de análise h é função da potência individual desta carga (P_h) durante este período, multiplicado pela frequência de operação f (quantidade de vezes, em média, a carga é iniciada em uma hora), dentro dos passos computacionais P_{step} dada uma relação de posse S (penetração) desta carga na

população.

$$P_{start}(a, \Delta t_{comp}, h) = P_h(a, h) \cdot f(a) P_{step}(\Delta t_{comp}) \cdot S(a) \quad (2.3)$$

A frequência apresentada na Tabela 1 pode ser usada como ponto de partida para uma simulação do modelo modificado. No Brasil são pequenas as variações sazonais de consumo em todas as regiões climáticas, característica comum a países de clima tropical. Já as variáveis sociais (como a penetração de dispositivos específicos) precisam de um tratamento bastante diferente. Sob um ponto de vista mais analítico a Equação (2.3) representa este modelo genericamente (PAATERO; LUND, 2006).

Observa-se que o perfil de uma carga está diretamente relacionado à simplificação do modelo de controle residencial, uma vez que ao consolidar diferentes dispositivos sob um mesmo perfil diminui-se a complexidade computacional do problema (menores matrizes computacionais) como será visto a seguir.

2.4.2 Otimização matemática

A eficiência energética é um ramo de estudo que utiliza a otimização matemática multiobjetivo com certa frequência. Em Filho *et al.* (2015) os autores propuseram um algoritmo multi-objetivo baseado em programação inteira. O uso de análise multi critério (*multi criteria analysis* (MCA)) é usual no setor elétrico, existindo desde aplicações em pesquisa operacional até meta-heurísticas específicas, passando por propostas de inteligência artificial e *big data*, e estas mesmas técnicas vem aos poucos sendo integradas ao estudo de sistemas residenciais (BEAUDIN; ZAREIPOUR, 2017).

Nessa dissertação é desenvolvido um sistema teórico com três classes de dispositivos: cargas de conforto térmico; cargas de iluminação; e cargas controláveis. Inicialmente o planejamento dos horários de início das cargas foi discretizado em horas e apenas um ciclo de acionamento (a carga deve operar por um ciclo de duração fixo, uma vez planejada). A função de conforto foi definida como a minimização do tempo de espera entre a hora preferida e a hora efetivamente despachada. Desta forma os seguintes aspectos foram elencados como objetivos deste SGRE:

- maximizar a eficiência energética de um sistema com cargas reais;
- maximizar o conforto do usuário;
- controlar a demanda máxima, parâmetro abaixo de um valor pré-definido (*de-*

mand peak shaving);

- iniciar cargas em mais de um ciclo operacional (*mult cycle*);
- abordagem usando multi-objetivos e soma ponderada das funções objetivo acima;
- abordagem usando multi-objetivo com frente de Pareto;
- comparar abordagem e utilizar a mais efetiva no SGRE.

Apenas os três primeiros itens da lista acima são discutidos neste trabalho, os demais fazem parte de estudos complementares publicados. (ALBUQUERQUE *et al.*, 2018; SANTOS *et al.*, 2018)

2.4.3 Controle residencial

Métodos de controle para sistemas elétricos de potência surgem de diversos meios, o objetivo comum tem sido o estudo de residências inteligentes que, por sua vez, advém de estudos diversos em automação residencial (*domotics*) (GIORGIO; PIMPINELLA, 2012; PANNA *et al.*, 2012; LAI *et al.*, 2015).

Sistemas de controle proativo baseados em lógica *Fuzzy* e métodos adaptativos também surgem em pesquisas como em Vainio *et al.* (2008). Um modelo em tempo real para acompanhar despacho de cargas dadas as condições de mínimo consumo e máxima satisfação do usuário é possível (CORNO; RAZZAK, 2012; VAINIO *et al.*, 2008).

2.4.4 Controle de rede elétrica e infraestrutura

Concessionárias e reguladores do sistema elétrico são pressionados a manter programas de eficiência energética e redes inteligentes. Por todo o mundo legisladores, governos e a própria população desejam ter sistemas elétricos mais eficientes e baratos ao passo que o consumo de energia é cada vez maior. Cabe às concessionárias manter programas de custo-efetivo, porém nenhum modelo de análise existente prevê um arcabouço analítico consistente com os impactos desejados simultaneamente a todos os envolvidos como algo que determine o uso futuro de energia e carregamento da rede. (JACKSON, 2015)

Os impactos sofridos por programas de investimento em rede e infraestrutura costumam ser medidos por mudanças percentuais sobre as elasticidades baseadas em programas piloto, assim como tratadas nos programas de eficiência energética, estas avaliações estatísticas são mais adequadas do que os métodos de engenharia no estudo dos impactos destes programas. Cria-se neste momento uma divergência técnica sobre os modelos de simulação vistos anteriormente e os métodos estatísticos clássicos utilizados na previsão da estabilidade dos grandes sistemas

elétricos de potência.

O processo de controle da rede elétrica, em especial da PVP é composto por elementos técnicos, comerciais e técnico-comerciais (HERNANDEZ *et al.*, 2013):

- estado da demanda: demanda e projeções;
- ofertas: ao sistema de balcão de energia (compra/venda);
- tarifas: dissemina preços;
- controle da demanda: garante o consumo para manter balanço de cargas;
- projeção da demanda: prevê o consumo desejado;
- atualizador de tarifa: informa variações tarifárias ao sistema;
- controle de consumo: serviços ao consumidor;
- estações de clima: dados climáticos para modelos de previsão; e
- controle de armazenamento de energia: monitora e controla as fontes de armazenamento.

O desempenho de residências individuais foi visto anteriormente pelos métodos condicionais de análise da demanda. A integração dentre estes controles devem semear uma ontologia do sistema elétrico inteligente, em que estes atores individualmente interoperem para constituição de uma solução global ótima do despacho de geração e cargas inteligentes num ambiente GLD.

2.5 Conclusão da fundamentação teórica

Neste capítulo foram apresentadas as cargas elétricas inteligentes, ambientes inteligentes e redes elétricas inteligentes, para contextualizar o leitor sobre as potencialidades de um sistema de gerenciamento da demanda. Os conceitos de GLD e DR demarcam as oportunidades existentes para implementação prática deste sistema, em que a eficiência energética possa ser buscada.

Finalmente as definições mais específicas dos perfis de carga inteligente foram propostos, em especial caracterizadas as cargas controláveis, relacionadas a iluminação e relacionadas a temperatura. É este conjunto de perfis que permite utilizar uma análise condicional da demanda com rigor matemático adequado na definição e implementação do controle residencial autônomo integrado a rede elétrica inteligente que será proposto no próximo capítulo.

3 METODOLOGIA UTILIZADA NA IMPLANTAÇÃO

3.1 Introdução

Uma abordagem *bottom-up* foi desenvolvida como parte de um modelo de programação linear multi-objetivo baseado em análises de entradas-saídas para definir investimentos que melhorem as características térmicas de uma edificação. Outras abordagens usam sistemas multi-agentes em que casas inteligentes individuais e autônomas (agentes) são capazes de tomar decisões para comprar, vender ou armazenar energia elétrica baseado no consumo, geração e reserva atual e futura, levando em consideração as decisões do usuário e do operador do sistema que possam afetar a oferta. Um controlador residencial de cargas inteligentes (SGRE) é parte fundamental desta solução para otimizar o uso de cargas e minimizar o custo frente tarifas variáveis e reduções de demanda.

Para a *American Society of Heating, Refrigerating and AC Engineers* (ASHRAE) o conforto humano é atingido com o controle do aquecimento ambiental. Um modelo de otimização do consumo elétrico e do aquecimento residencial foi desenvolvido para diversos ambientes (especialmente aqueles em que o impacto do aquecimento é relevante), entretanto métodos mais avançados com base em algoritmo genético multi-objetivo (*multi objective genetic algorithm* (MOGA)) aplicados a gestão da eficiência energética e conforto se mostraram mais adequados, em especial quando testados para resolver um conflito entre redução de custos e um estilo de vida confortável (mesmo que conforto térmico apenas) dentro de uma residência inteligente.

Neste capítulo é apresentado um modelo de programação linear inteira considerando dois objetivos por meio de uma função de agregação de pesos, pela capacidade de integrar outras definições de custo e conforto, como temperatura, umidade e qualidade do ar. Ainda trata das bases matemáticas dos modelos de cargas elétricas, suas definições de custo e conforto e os modelos baseados em análise condicional da demanda utilizados para constituir as curvas de restrição ao consumo de energia elétrica, bem como provê o contexto matemático que deverá ser simulado.

3.2 Perfis de cargas elétricas

Um dos elementos fundamentais para gestão energética é a caracterização da carga. Um processo caracterizado por três passos: coleta de dados; análise da carga; projeção da

demanda. O primeiro passo envolve diversas ações, métodos e rotinas (preferencialmente computacionais) para recolher dados úteis e confiáveis. O segundo passo envolve rastrear os registros de cada consumidor e categorizar os dados recolhidos de forma útil, como por exemplo por tipo de carga, tipologia de consumo, dentre outros aspectos sociais e estatísticos que descrevam o usuário e a carga. O terceiro passo ocorre após a avaliação dos dados, encontrando correlações que de outra forma seriam impossíveis de serem avaliadas e propondo resultados periódicos e não periódicos da demanda, extrapolada a conjuntos específicos que melhor retratem a demanda do sistema (MACEDO *et al.*, 2010).

A construção de perfis de cargas é baseada em três tipologias: Relacionadas ao clima; iluminação; e controláveis. Apresentadas num modelo de cargas em que uma pequena amostra estatística representa uma grande parte da população, desta forma as informações obtidas pelos métodos de caracterização de carga foram extrapoladas para toda a população sem grandes perdas de generalidade (HOBBY *et al.*, 2012).

O grande problema dos métodos conhecidos está na forma com que se realiza essa extrapolação sem distorcer os resultados, garantindo que estes sejam representativos e os efeitos desejados observáveis na prática. O uso de grande quantidade de dados (como pela inclusão de medidores inteligentes, controladores de cargas inteligentes, dentre outras fontes de informação) permite que se trabalhe com conjuntos de dados com minimização dos erros estatísticos, portanto permite que se determinem curvas de demanda tão confiáveis quanto as curvas de geração, estas foram geradas por métodos tradicionais de engenharia.

3.2.1 Definição matemática geral para cargas elétricas residenciais

Uma unidade residencial é composta por diversas cargas elétricas pertencentes a um conjunto A , seja $a \in A$ cada carga existente nesta residência, define-se um vetor de consumo de energia x_a na Equação (3.1):

$$x_a = [x_a^1, \dots, x_a^{\bar{h}}] \quad (3.1)$$

em que $\bar{h} \geq 1$ é um horizonte de planejamento futuro desta carga, ou seja, \bar{h} define um limite de horas até onde é possível prever o consumo energético das cargas tal que $h \in \bar{h} = \{1, \dots, \bar{h}\}$ é a definição do espaço completo de planejamento, sendo $x_a^h \geq 0$ o consumo a cada instante h da carga $a \in A$.

Outra característica das cargas elétricas é dado por seu consumo total E_a , para cada $a \in A$, descrito como sendo o consumo distribuído no intervalo h de planejamento, ou seja, durante o ciclo completo delimitado por $h \in \bar{h}$ a carga a terá consumido E_a kWh. Em seguida, assumimos que para cada $a \in A$, sejam α_a a hora mínima em que a carga pode ser programada, β_a a hora máxima em que a carga pode ser executada, tais que $\alpha_a, \beta_a \in \bar{h}$, então é necessário que a seguinte restrição em que a Equação (3.2) seja sempre obedecida:

$$\sum_{h=\alpha_a}^{\beta_a} x_a^h = E_a \quad (3.2)$$

As condições de simulação restrito pela condição de $\beta_a - \alpha_a > \theta_a$, em que θ_a é a duração da programação da carga a . Deseja-se que $\beta_a - \alpha_a \gg \theta_a$, desta forma a solução ótima terá mais possibilidades de programação dentro do intervalo de tempo $[\alpha_a, \beta_a]$. Finalmente, todas as cargas elétricas $a \in A$ possuem um limite máximo γ_a^{max} e mínimo γ_a^{min} de consumo de energia elétrica, tais que o consumo de energia horário deve obedecer à restrição $\gamma_a^{min} \leq x_a^h \leq \gamma_a^{max}, \forall h \in [\alpha_a, \beta_a]$, com estes conjuntos de características todas as cargas $a \in A$ podem ser definidas formalmente, sendo o usuário capaz de definir seus parâmetros: $E_a, \alpha_a, \beta_a, \gamma_a^{min}, \gamma_a^{max}$ para cada carga $a \in A$.

3.2.2 Indicadores para cargas elétricas residenciais

Seja E_a^h uma matriz de cargas com n colunas, em que n é a quantidade de tempos amostrais do modelo (por exemplo, 24 horas) e m linhas, dado m como a quantidade de dispositivos elétricos no ambiente sob estudo.

$$E_{total} = \sum_{a=1}^m \sum_{h=1}^n E_a^h \quad (3.3)$$

Na Equação (3.3) é computada a soma dos consumos de energia (E_{total}) de todas as cargas individuais de cada dispositivo ($a = 1 \rightarrow m$) durante o período ($h = 1 \rightarrow n$). O conjunto das cargas $a \in A$, de uma residência pode obedecer um limite de consumo global, dado por:

$$\sum_{a \in A} E_a^h \leq E^{max}, \forall h \in H \quad (3.4)$$

tal que a máxima demanda E_{md} :

$$E_{md} = \frac{1}{m} \sum_{a=1}^m \max\{E_a^h, 1 \leq h \leq n\} \quad (3.5)$$

Na Equação (3.5) é representada a máxima demanda de energia (E_{md}) como sendo a maior valor dentre o somatória dos picos de cargas individuais instantâneas de cada dispositivo ($a = 1 \rightarrow m$)

avaliadas durante o período ($h = 1 \rightarrow n$). Trata-se da máxima demanda de energia em um determinado período h em que a soma das demandas individuais é máxima.

$$E_{lf} = \frac{1}{m} \sum_{a=1}^m \frac{\frac{1}{n} \sum_{h=1}^n E_a^h}{\max\{E_a^h, 1 \leq h \leq n\}} \quad (3.6)$$

Na Equação (3.6) é representado um indicador do consumo de energia como o somatório dos termos individuais: consumo médio total de energia para cada dispositivo ($a = 1 \rightarrow m$) avaliadas durante o período ($h = 1 \rightarrow n$), sobre o valor de demanda máxima no mesmo período. Este é um indicador de fator de carga, quanto mais próximo o consumo médio estiver do consumo de pico ($\max\{E_s^h\}$) melhor a distribuição de cargas no tempo, ou seja, mais equilibrado é o consumo de energia com relação a alocação do despacho de cargas durante o período em análise.

$$E_{tou} = \text{mode}\{\max\{E_a^h, 1 \leq h \leq n\}, 1 \leq a \leq m\} \quad (3.7)$$

Na Equação (3.7) é representado um indicador individual de consumo máximo, sendo um retrato do maior consumo individual de um dispositivo (a) dentre todas as cargas avaliadas no período.

Para o método *CDA* as formulações matemáticas utilizadas para definir as classes de dispositivos podem ser vistas nas equações (3.3) e (3.5) que servem como parâmetros para a própria definição das cargas elétricas; e as Equações (3.6) e (3.7) que são indicadores.

$$HEC_{i,t} = \sum_{a=1}^n UEC_{i,a,t} \cdot S_{i,a} \quad (3.8)$$

Na Equação (3.8) é representado do consumo residencial global desta residência i no instante t , dado que se conhece o *unit energy consumption* (*UEC*), em uma residência i , de cada dispositivo a num determinado instante t . Será possível estabelecer um valor estatístico de posse $S_{i,a}$ com base em dados do perfil de consumo desta residência.

As Equações (3.3) a (3.8) definem resultados para dispositivos agregados, como proposto por Hobby *et al.* (2012), mas, diferente deste autor, o objetivo não é a previsão e sim uma simplificação das definições de cargas para criação de cenários num SGRE que é parte de um domínio GLD. O modelo proposto acima é indicado para pequenos agrupamentos, como no ambiente residencial, existindo métodos descritivos estatísticos para os ambientes mais complexos.

3.2.3 Definições das cargas elétricas modeladas

Diferentes tipos de cargas são consideradas neste problema, o primeiro tipo são cargas do tipo liga/desliga, cujos consumos não estão na faixa $[\gamma_a^{min}, \gamma_a^{max}]$, mas apenas nos

extremos. Seja um parâmetro auxiliar y_a^h binário que define se a carga está ligada (1) ou desligada (0), então:

$$x_a^h = y_a^h \gamma_a^{max} + (1 - y_a^h) \gamma_a^{min}, \forall h \in [\alpha_a, \beta_a] \quad (3.9)$$

Na Equação (3.9) o consumo de energia x_a^h é um valor médio, quando a carga estiver desligada ($y_a^h = 0$) o consumo será mínimo (caso $\gamma_a^{min} > 0$ corresponde ao consumo em "stand-by"), já para $y_a^h = 1$ (ligada) o consumo será máximo. O problema proposto torna-se do tipo linear inteiro misto (*mixed linear integer*), cuja solução matemática demanda um solucionador matemático avançado, como CPLEX ou mesmo o pacote de otimização do MATLAB (intlinprog).

Um segundo tipo de cargas é a programável, cujo consumo será sempre dado por uma fração de γ_a^{max} , não havendo oportunidade de ajuste para um consumo médio como no caso da Equação (3.9). Seja um parâmetro binário auxiliar z_a^h tal que $z_a^h = 1$ se a carga a opera durante o instante h e $z_a^h = 0$, se ela não opera no instante h , desde que $h \in [\alpha_a, \beta_a]$ e que a programação de operação seja discretizável em θ_a intervalos de duração, tal que a carga programável do subtipo não interrompível (*non-interruptible*) seja definida pela Equação (3.10).

$$\sum_{h=\alpha_a}^{\beta_a - \theta_a + 1} z_a^h = 1 \quad (3.10)$$

ou seja, a carga deve ser acionada durante um período suficiente para que seu ciclo completo ocorra dentro do intervalo estabelecido possível de programação ($[\alpha_a, \beta_a]$). Porém o vetor z_a^h pode ser definido como contendo diferentes frações da unidade, tal que a carga programável do subtipo interrompível (*interruptible*) seja definida pela Equação (3.11).

$$\sum_{h=\alpha_a}^{\beta_a} z_a^h = 1 \quad (3.11)$$

A carga deve ser acionada θ_a vezes tal que toda a energia do ciclo seja consumida dentro do intervalo estabelecido possível de programação.

Finalmente o terceiro grupo de cargas, definido por Lee & Lee (2008), são as cargas existentes em um ambiente residencial conforme:

- Cargas de fundo (*Background Loads*) - cargas cujo consumo pode ser ajustado a cada sub-intervalo $h \in [\alpha_a, \beta_a]$, sem interferir com as demandas do usuário ou seu conforto. O autor define uma restrição de desempenho, equivalente a satisfação do usuário;
- Acumuladoras de energia (*Energy Storage*) - cargas com capacidade de armazenamento de energia;

- Interativas agendáveis (*Schedulable Interactive Loads*) - cargas interativas, mas despacháveis. O requisito é que o consumo total destas cargas seja inferior a um patamar conhecido γ_a^{max} .
- Interativas não agendáveis (*Unschedulable Interactive Loads*) - cargas interativas não despacháveis. O usuário seleciona aleatoriamente quando despachar e com que padrão de consumo utilizar.

O desempenho é definido como uma função de utilidade de cada equipamento, denotado por $U_a^t(x_a^t)$, em que x_a^t é o consumo de a durante o sub-intervalo t . Para todas as cargas de fundo existe uma função de utilidade intrínseca, dada genericamente na Equação (3.12) como uma resposta logaritimica.

$$U_a(x) = \log(x + 1), \forall a \in A \quad (3.12)$$

Estas cargas estão, ainda, restritas por consumo total dado por uma relação entre desempenho e duração (L_a):

- para cargas de fundo: $\gamma_a = L_a \times U_a(x_a^{max})$;
- para cargas interativas agendáveis: $\gamma_a = L_a \times x_a^{max}$.

Finalmente, cada carga é definida contendo os seguintes parâmetros:

- tempo de início (*Start time*): $S_a = s \in [1 \cdots T_s]$;
- tempo de finalização (*Finish time*): $F_a = f \in [S_a \cdots T_s]$;
- duração (*Length*): $L_a = F_a - S_a + 1$;
- consumo máximo (*Maximum Consumption*): $x_a^{max} \in [minp, maxp]$;
- limite de consumo de fundo (*Threshold for Background Loads*): $\gamma_a = b \in [0 \cdots L_a \times U_a(x_a)]$;
- limite de consumo para cargas interativa agendáveis (*Threshold for Schedulable Interactive Loads*): $\gamma_a = b \in [0 \cdots L_a \times x_a^{max}]$.

Dado que T_s é um múltiplo da taxa de amostragem computacional e $[minp, maxp]$ uma representação das potências mínima e máxima de cada carga a .

3.2.4 Proposta de modelo de otimização multi-objetivo

As técnicas de otimização, métricas e cenários de referência desta abordagem utilizam duas funções objetivo de custo: uma que define conforto; e outra relacionado ao custo. Estas serão agregadas por meio de uma função de agregação de pesos.

3.2.4.1 Função objetivo: Custo

Para a análise de ganhos com efficientização de um SGRE que controle cargas elétricas sugere-se uma abordagem similar a de FILHO *et al.* (2015), com amostragem por minuto em um sistema discreto baseado nos parâmetros:

- Tarifa diária $T_a[n]$;
- Máxima demanda contratada Dem_{max} ;
- Potência média \bar{P}_a e de pico de cada carga \hat{P}_a ;
- Mínima e máxima quantidade de horas de trabalho por carga definida pelo usuário.

Dado o modelo temporal discreto com amostragem T_A , a distribuição de um dia em horas é dada por N amostras. Como uma residência deve ter A cargas para serem controladas pelo SGRE, o modelo matemático para o custo pode ser descrito pela Equação (3.13) (BEZERRA *et al.*, 2015).

$$cost(c) = \sum_{a=1}^A \sum_{i=I_{Ic}}^{I_{Fc}-N_c} \sum_{n=i}^{i+(N_c-1)} \bar{P}_a[n-i] T_A T_a[n] \quad (3.13)$$

em que as T_a tarifas aplicadas correspondem ao preço diário disponível aplicadas sobre as demandas médias \bar{P}_a , neste espaço de amostragem. Observa-se da Equação (3.13) que as amostras de tempo são tomadas com um início desde um instante I_{Ic} até um instante máximo de início dados por $I_{Fc} - N_c$, este instante máximo de início garante que a carga terá pelo menos um ciclo N_c suficiente para ser alocada dentro de um espaço temporal de análise. Dadas essas situações de início possível, os limites superiores (de fim da simulação de cada carga) são dados desde o próprio instante de início i (ou seja, a carga não atua em nenhum ciclo) até $i + (N_c - 1)$ a carga termina exatamente no fim do espaço temporal de análise.

Na Equação (3.13) o produto do consumo médio \bar{P}_a pela tarifa T_a , dada a amostragem T_A representa o custo efetivo deste consumo médio. Na Equação (3.14) são apresentadas as restrições que garantem que o somatório das potências de pico individuais (\hat{P}_a) não excederá a demanda contratada Dem_{max} .

$$\sum_{a \in A_k} \sum_{i=k-(N_c-1)}^{k-(k-I_{Fc}+N_c)^+} \hat{P}_a[k-i] \leq Dem_{max} \quad (3.14)$$

em que,

- $k = I, I + 1, \dots, F - 1$
- I, F : horários de início e fim de execução da carga planejada.

A restrição técnica estabelece que o somatório do consumo de todas as cargas ($a \in A_k$), desde um instante de início programado $k - (N_c - 1)$ até um instante máximo capaz de suportar o despacho da carga dentro do espaço temporal esperado $k - (k - I_{Fc} + N_c)^+$ seja sempre inferior a uma linha de base de demanda máxima (Dem_{max}).

Para o modelo da função de custo relacionado ao ganho financeiro de cada carga, um valor de referência é necessário, assim, a referência utilizada é o custo de ativação da configuração selecionada pelo usuário, expressa pela Equação (3.15).

$$cost(ref) = \sum_{a=1}^A \sum_{n=I_{Mc}}^{I_{Mc}+(N_c-1)} \bar{P}_a[n - I_{Mc}] T_A T_a[n] \quad (3.15)$$

que é uma variação da Equação (3.13) em que já se conhece previamente os instantes de início (I_{Mc}) e a quantidade máxima de ciclos dado este horário de inicialização.

Desta forma, a economia pode ser considerada em relação a configuração de cargas comparada com a seleção do usuário. Na Equação (3.16) é apresentada a função de custo desta economia em que estão representadas a diferença entre a função de custo de todas as cargas, Equação (3.15), comparada ao custo efetivo, Equação (3.13).

$$f_1 = [cost(ref) - cost(c)] \quad (3.16)$$

Definidas as características das cargas e um modelo matemático que descreva suas limitações esperadas tecnicamente, uma vez que o interesse deve ser reduzir o custo com energia, dadas as características das cargas disponíveis e suas programações possíveis (x_a^h) o consumo por amostra de tempo (l^h) é definido na Equação (3.17):

$$l^h = \sum_{a \in A} x_a^h, h \in H \quad (3.17)$$

Há questões subjetivas atreladas à definição da Equação (3.17), primeiro é razoável supor que todo usuário deseja minimizar seu custo de energia, porém há um preço a ser pago em termos de conforto. Neste caso conforto está definido como: "*atraso no início das cargas em relação a expectativa de ter o trabalho terminado*", são portanto dois objetivos por vezes conflitantes, a Equação (3.17) define o consumo de energia em um determinado período de tempo do conjunto de programação possível, ao definir uma função genérica de custo que leve em conta esse consumo programado é possível determinar genericamente na Equação (3.18).

$$p^h(l^h) = \begin{cases} a^h se 0 < l^h < c^h \\ b^h se l^h > c^h \end{cases} \quad (3.18)$$

Definida a função de custo por amostra de tempo p^h conforme a Equação (3.18) como sendo uma função do consumo por amostra do tempo l^h , nitidamente esta é uma relação não linear e não diferenciável, portanto de difícil solução. Seja o modelo de custos baseado no resultado de $p^h(\cdot)$, para todas as cargas de $a \in A$ e qualquer hora $h \in H$ conforme a Equação (3.19).

$$\sum_{h=1}^H p^h \left(\sum_{a \in A} x_a^h \right) \times \sum_{a \in A} x_a^h \quad (3.19)$$

Na Equação (3.19) é apresentado um custo financeiro como uma relação de custo amostral p^h de cada conjunto de cargas x_a^h distribuídas em todo o espaço de cargas $a \in A$ multiplicado pela própria distribuição destas cargas no espaço.

3.2.4.2 Função objetivo: Conforto

A definição de conforto adotada refere-se à programação dos horários de inicialização das cargas de acordo com as preferências dos usuários. O usuário seleciona calendários para cada carga e quanto mais próximo o valor da configuração automática da atuação esperada do usuário, melhor o conforto em questão. Dado que o problema em questão é modelado como um sistema discreto, o conforto é calculado como a diferença entre os inícios descritos (programado pelo usuário e o efetivado pelo SGRE). As Equações (3.20) e (3.21) definem conforto.

$$comfort(c) = D_{max} - R_{Nc} |i - I_{Mc}| \quad (3.20)$$

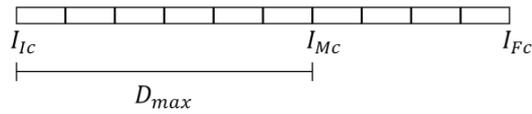
em que:

$$D_{max} = \max(|I_{Ic} - I_{Mc}|, |I_{Fc} - I_{Mc}|) \quad (3.21)$$

Na Equação (3.20) está referida à distância entre o horário selecionado pelo SGRE e o selecionado pelo usuário ($|i - I_{Mc}|$) para uma dada carga c . Esta distância é escalonada por um nível de relevância que cada carga tem para o usuário e, finalmente, o valor resultante é subtraído de D_{max} , o valor de referência. Na Equação (3.21) está definido este valor de referência como a maior distância entre o horário selecionado pelo usuário (I_{Mc}) e o limite mais próximo do intervalo $[I_{Ic}, I_{Fc}]$ de uma dada carga a , conforme ilustrado na Figura 3. Sob as mesmas cargas define-se um custo de conforto dado na Equação (3.22):

$$\sum_{h=1}^H \sum_{a \in A} \rho_a^h x_a^h \quad (3.22)$$

em que o parâmetro de espera ($\rho_a^h \geq 0$) somente estará definido dentro do intervalo de programação $[\alpha_a, \beta_a]$. A Equação (3.22) de conforto está delimitada, porém sua visualização está

Figura 3 – Obtenção de valor de referência D_{max} Fonte: (RASHEED *et al.*, 2015)

dificultada, uma forma de imaginar esta função é reconhecer que quanto mais tarde a carga for iniciada (em relação a sua expectativa inicial α_a) maior será o custo, sendo a Equação (3.23) utilizada para esta mensuração formal.

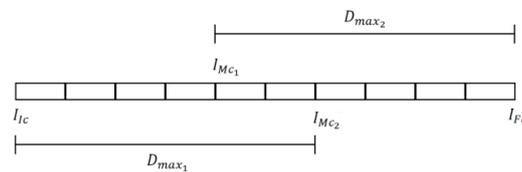
$$\rho_a^h = \frac{(\delta_a)^{\beta_a - h}}{E_a}, \forall a \in A, h \in [\alpha_a, \beta_a] \quad (3.23)$$

em que δ_a é um parâmetro de ajuste, em que quanto maior seu valor, maior a espera até o início da carga (maior o custo de conforto).

Desta forma, considerando a carga a ilustrada na Figura 3 como possuindo o máximo nível de relevância para o usuário ($R_{Nc} = 1$). Quando $i = I_{Mc}$ assume-se que o conforto para esta carga será igual a D_{max} (máximo valor – mínimo conforto). Diferentemente, quando $i = I_{Ic}$ onde o conforto da carga seja igual a 0 (mínimo valor – máximo conforto). Sendo estabelecido que f_2 , Equação (3.24), será igual a Equação (3.20) (BEZERRA *et al.*, 2015), somente como um representação das equações de forma mais compacta.

$$f_2 = \text{comfort}(c) \quad (3.24)$$

Quando considerados os multi-ciclos, cada carga deverá ter múltiplas seleções do usuário (I_{Mc_1}, I_{Mc_2}) e conseqüentemente múltiplas referências de valores máximos (D_{max_1}, D_{max_2}), conforme ilustrado na Figura 4. Assim, D_{max_k} e f_{2_k} são definidos pelas Equações (3.25) e (3.26),

Figura 4 – Obtenção de valor de referência D_{max} em multi-ciclosFonte: (RASHEED *et al.*, 2015)

respectivamente.

$$D_{max_k} = \max(|I_{Ic} - I_{Mc_k}|, |I_{Fc} - I_{Mc_k}|) \quad (3.25)$$

$$f_{2_k} = \sum_{a=1}^A \sum_{i=I_{Ic}}^{I_{Fc}-N_c} \sum_{k=1}^M (D_{max_k} - R_{Nc}|i - I_{Mc_k}|) \frac{1}{M} \quad (3.26)$$

em que:

- M : Quantidade de vezes que a carga a é inicializada por dia;
- k : Contador da quantidade de vezes que a carga a é inicializada.

As Equações (3.25) e (3.26) são simplesmente generalizações das Equações (3.20) e (3.21) de forma compacta.

3.2.4.3 Técnicas para resolução de problemas de otimização multi-objetivo

Efetivamente uma programação possível é definida pela Equação (3.27) para seu consumo total κ dado como o somatório de todas as programações individuais x_a^h .

$$\kappa = x \mid \sum_{h=\alpha_a}^{\beta_a} x_a^h = E_a, \forall a \in A \quad (3.27)$$

Dadas as restrições formalizadas na Equação (3.28), já comentadas individualmente, porém aqui formalizadas.

$$\begin{aligned} \gamma_a^{max} \leq x_a^h \leq \gamma_a^{min}, \forall a \in A, \forall h \in [\alpha_a, \beta_a] \\ x_a^h = 0, \forall a \in A, \forall h \notin [\alpha_a, \beta_a] \\ \sum_{a \in A} x_a^h \leq E^{max}, \forall h \in H \end{aligned} \quad (3.28)$$

em que $x = (x_a, \forall a \in A)$ o vetor de consumo de energia de todas as cargas elétricas da residência, sendo x uma programação válida apenas se $x \in \kappa$.

Dada a estrutura das cargas Equação (3.1) e a função custo Equação (3.27) definidas anteriormente a pergunta chave torna-se: "*Como cada usuário deve responder a preços variáveis no tempo, alterando seu cronograma de atuação?*" A resposta está em uma função desejada tal que minimize simultaneamente o custo financeiro e o custo de conforto, unindo as definições das Equações (3.19) e (3.22) equivale a Equação (3.29).

$$\text{minimize} \left[\sum_{h=1}^H \rho^h \left(\sum_{a \in A} x_a^h \right) \times \sum_{a \in A} x_a^h + \lambda_{wait} \sum_{h=1}^H \sum_{a \in A} \frac{(\delta_a)^{\beta_a - h}}{E_a} x_a^h \right] \quad (3.29)$$

O termo λ_{wait} representa a proporção matemática entre as funções de custo Equação (3.19) e conforto Equação (3.23), ou seja, λ_{wait} baixos tornam o efeito do conforto menos relevante na otimização, enquanto valores altos indicam que a otimização deve priorizar o custo frente o conforto dentre três condições de seleção deste segundo parâmetro da Equação (3.30).

$$\lambda_{wait} = 1$$

$$\lambda_{wait} > 1 \quad (3.30)$$

$$\lambda_{wait} \gg 1$$

No primeiro caso da Equação (3.30) o custo torna-se extremamente importante, no segundo haverá distintos equilíbrios e no terceiro o custo perde influência na minimização.

3.2.4.4 O problema da não diferenciação da função de custo

Dada a condição apresentada da Equação (3.19) ser não diferenciável, uma possível solução ao problema para torná-lo diferenciável é trabalhar uma solução composta por trechos lineares de custos, em outras palavras, decompor esta equação em dois segmentos lineares relacionados a a^h e b^h , tais que a função de custo possa ser calculada como na Equação (3.31).

$$p = a^h l^h \quad (3.31)$$

$$p = b^h l^h + (a^h - b^h) c^h$$

a^h, b^h e c^h valores conhecidos dos custos da concessionária de energia que compõem as curvas de tarifa, tal que a relação entre estes parâmetros seja dada pela Equação (3.32).

$$p^h(l^h) \times l^h = \max\{a^h l^h, b^h l^h + (a^h - b^h) c^h\} \quad (3.32)$$

Seja um v^h definido como o resultado de $p^h(l^h) \times l^h$, será simplificada na Equação (3.33).

$$a^h \sum_{a \in A} x_a^h \leq v^h \quad (3.33)$$

$$b^h \sum_{a \in A} x_a^h + (a^h - b^h) c^h \leq v^h$$

O problema definido na Equação (3.29) torna-se o da Equação (3.34):

$$\text{minimize}_{x \in \mathcal{K}, v^h \forall h \in H} \sum_{h=1}^H v^h + \lambda_{wait} \sum_{h=1}^H \sum_{a \in A} \frac{\delta_a^{\beta_a - h} x_a^h}{E_a} \quad (3.34)$$

Sujeito a Equação (3.35):

$$a^h \sum_{a \in A} x_a^h \leq v^h \quad (3.35)$$

$$b^h \sum_{a \in A} x_a^h + (a^h - b^h) c^h \leq v^h$$

3.2.5 Conclusão sobre a metodologia utilizada

Este capítulo traz uma descrição dos métodos matemáticos aplicados ao problema de otimização linear inteira, organizando junto ao leitor as características do consumo e do conforto esperados com a alocação ótima de cargas dentro de um conceito de otimização matemática multi-objetivos.

As cargas foram definidas quanto ao custo representativo frente a diferentes tarifas de energia elétrica e restrições de consumo especiais, em seguida o conforto foi definido matematicamente como uma relação de distância entre o instante desejado pelo usuário para operação da carga e a efetivamente alocada pela otimização, desta forma constituiu-se uma equação única de minimização com restrições representativas importantes de demanda e consumo máximo de cada carga.

O método foi formatado como um problema capaz de ser inserido em um otimizador matemático, como CPLEX ou MATLAB, onde soluções diferentes possam ser testadas, conforme será visto no capítulo a seguir.

4 RESULTADOS OBTIDOS NAS SIMULAÇÕES MATEMÁTICAS DO GERENCIAMENTO DE CARGAS DISTRIBUÍDAS

4.1 Introdução

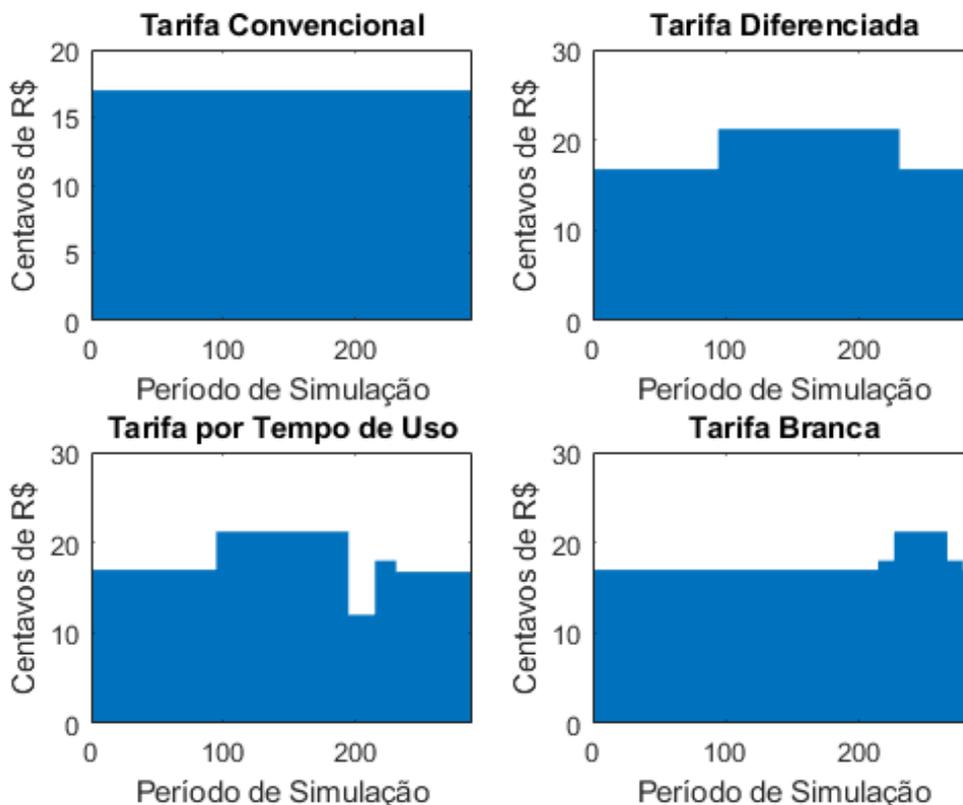
4.2 Preço de energia em ambientes regulados

Os ambientes regulados de energia determinam políticas de preço e incentivos ao consumo de energia cujo objetivo é fomentar um consumo consciente e estável para toda a população, os tomadores de decisão nestes ambientes regulados por políticas GLD podem aplicar diversas ferramentas de gestão, neste problema são consideradas quatro possibilidades:

- tarifa convencional (valor fixo o dia inteiro);
- tarifa diferenciada (valor de pico e fora pico diferentes);
- tarifa por tempo de uso (valor muda a cada hora); e
- tarifa branca (valores de pico, fora pico e intermediário).

Todas são políticas de preço na Figura 5 são apresentados diferentes tipos de tarifas, conforme são utilizadas em cada um dos quatro cenários simulados. Cada cenário busca replicar um

Figura 5 – Representação das tarifas em centavos de Real



Fonte: O autor

modelo tarifário real brasileiro. Na Tabela 2 são apresentados os preços em centavos de reais assumidos para simulação.

- cenário 1: tarifa convencional. Preço fixo o dia inteiro, independentemente do dia da semana.
- cenário 2: tarifa diferenciada. Preço variável pico e fora pico.
- cenário 3: tarifa ToU.
- cenário 4: tarifa branca. Preço variável pico, intermediária e fora pico.

Tabela 2 – Custo diário de uso da energia

Tarifa	Período	Preço (R\$/kWh)
Convencional	[00:00 - 23:59]	0,1700
ToU: Fora-pico	[00:00 - 17:59] & [23:00 - 23:59]	0,1675
ToU: Intermediária	[18:00 - 18:59] & [22:00 - 22:59]	0,1800
ToU: Pico	[19:00 - 21:59]	0,2122
Sinal RD	[17:00 - 18:00]	0,1200

Em todos os cenários as mesmas cargas são usadas, cujos parâmetros foram medidos de uma ambiente real e aplicados a cada estágio, são elas as apresentadas na Tabela 3: duração do ciclo (Δt) em minutos; potência média (\bar{P}) em kW. Os valores de horário ideal de início bem como o intervalo de horário esperado mínimo (α_a) e máximo (β_a) de operação e a relevância (R_n) também foram descritos. A configuração requisitada pelo usuário naturalmente excede o

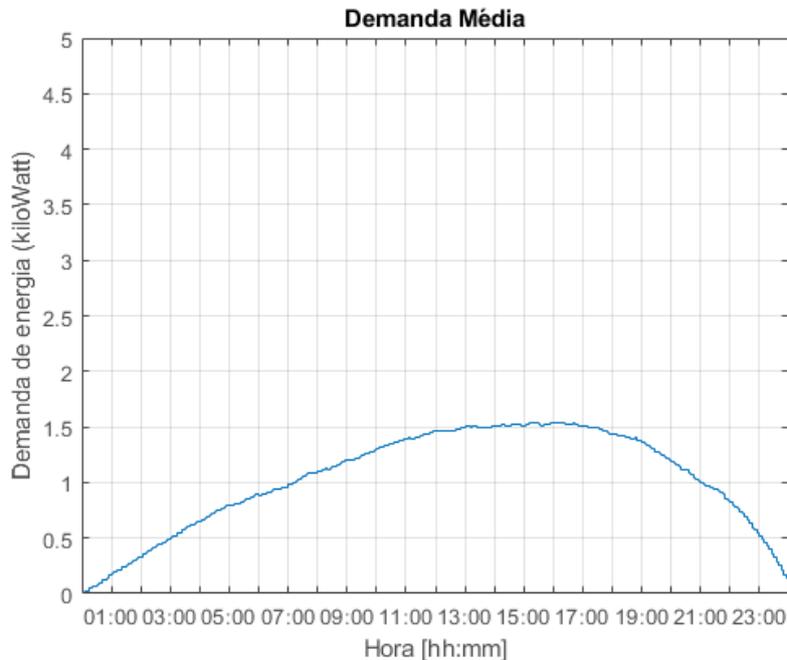
Tabela 3 – Cargas médias reais

ID	descrição	Δt	\bar{P}	ideal	α_a	β_a	R_n	Cor
1	Carga 1	50	0,35	08	07	15	0,1	Azul Escuro
2	Carga 2	105	2,36	16	14	22	0,1	Azul Marinho
3	Carga 3	95	0,36	18	14	23	0,5	Azul
4	Carga 4	130	0,61	10	07	15	0,3	Azul Claro
5	Carga 5	160	0,39	18	17	23	0,7	Verde
6	Carga 6	150	0,79	17	15	23	1,0	Amarelo
7	Carga 7	120	0,77	20	18	23	1,0	Laranja
8	Carga 8	65	0,88	06	04	12	1,0	Vermelho
9	Carga 9	80	0,77	14	10	18	0,3	Marrom

limite de demanda, conforme pode ser visto na Figura 6, em que a carga 1 esta representada com início às 08:00, a carga 2 às 16:00, a carga 3 às 18:00 assim como a carga 5, a carga 4 às 10:00, a carga 6 às 17:00, a carga 7 às 20:00, a carga 8 às 06:00 e a carga 9 às 14:00. Além destas cargas descritas estão representadas cargas de fundo cuja potência máxima é de 2 kWp e

a distribuição se dá conforme $\log(x + 1)$ em que x é uma potência aleatória a cada instante de tempo no intervalo $[0 \dots 2]$, conforme ilustrado na Figura 7. Neste trabalho considera-se que

Figura 7 – Consumo das cargas de fundo



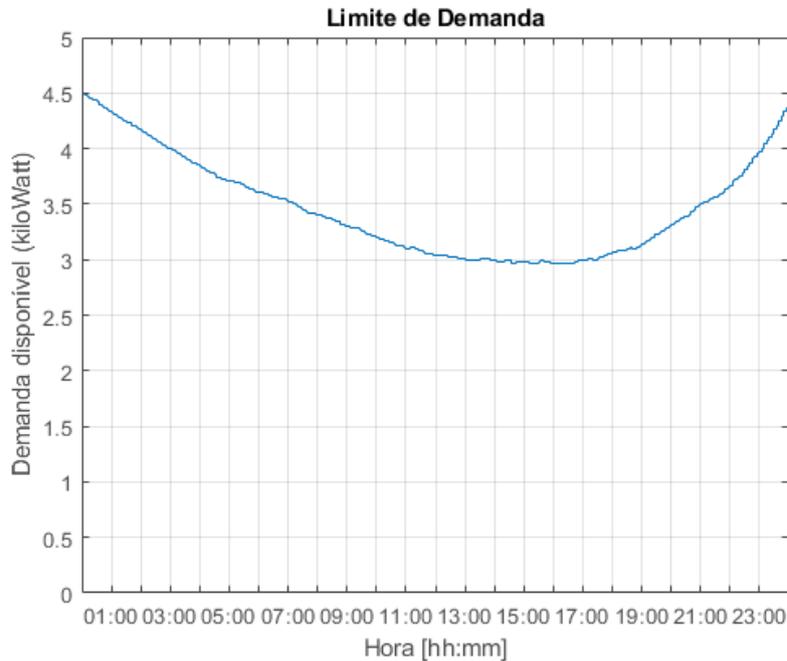
Fonte: O autor

as cargas de fundo são automaticamente geridas sem a intervenção de conforto ou custo pelo SGRE, ou seja, estas cargas reagem a mudanças no ambiente sem a intervenção do otimizador matemático e seu objetivo é claramente manter o conforto mínimo adequado, para tanto seu controle está baseado na análise condicional da demanda, especialmente em resposta a mudanças de temperatura, umidade relativa e luminosidade. Incluem-se, ainda, as cargas que não podem ser controladas por qualquer método e as perdas inerentes ao sistema. Na Figura 8 é apresentada a curva de demanda máxima corrigida já levando em conta as cargas de fundo descritas.

4.3 Resultados da simulação

Em todos os cenários o limite de demanda (curva vermelha - mais fina) e a tarifa (curva azul - mais grossa e pontilhada) também estão representados nos resultados, sendo a tarifa composta por trechos lineares e a demanda por uma curva polinomial devida as cargas já citadas.

Figura 8 – Limiar de demanda



Fonte: O autor

4.3.1 Cenário 1: Tarifa convencional

Na condição padrão de alocação de cargas (sem otimização) este cenário apresenta um custo de energia elétrica de R\$ 234,88, porém em clara desarmonia as restrições de demanda, portanto apto a multas ou sanções do operador do sistema elétrico caso o regime tarifário permita. Para este cenário de preços (Tabela 3) o custo após otimização continua o mesmo (R\$ 234,88), conforme apresentado na Figura 9 e esperado, já que qualquer alocação das cargas (com consumos fixos totais) será sempre sujeita a mesma tarifa qualquer que seja a hora do dia.

4.3.2 Cenário 2: Tarifa diferenciada

Na condição padrão de alocação de cargas (sem otimização) este cenário tarifário apresenta custo de energia elétrica de R\$ 248,34 (5,7 % acima do valor de referência do cenário 1). Para este cenário as tarifas de pico e fora pico (Tabela 3) foram utilizadas para um custo de R\$ 263,25 (6 % acima do valor de referência para o mesmo cenário), obtido conforme requisitos de limitação do usuário, apresentado na Figura 10.

Este cenário reflete a capacidade do SGRE de respeitar o limite de demanda, entretanto o despacho das cargas acaba tornando a alocação de custo pior que o caso base, devido a um regime tarifário muito agressivo.

Figura 9 – Cenário 1: Tarifa convencional

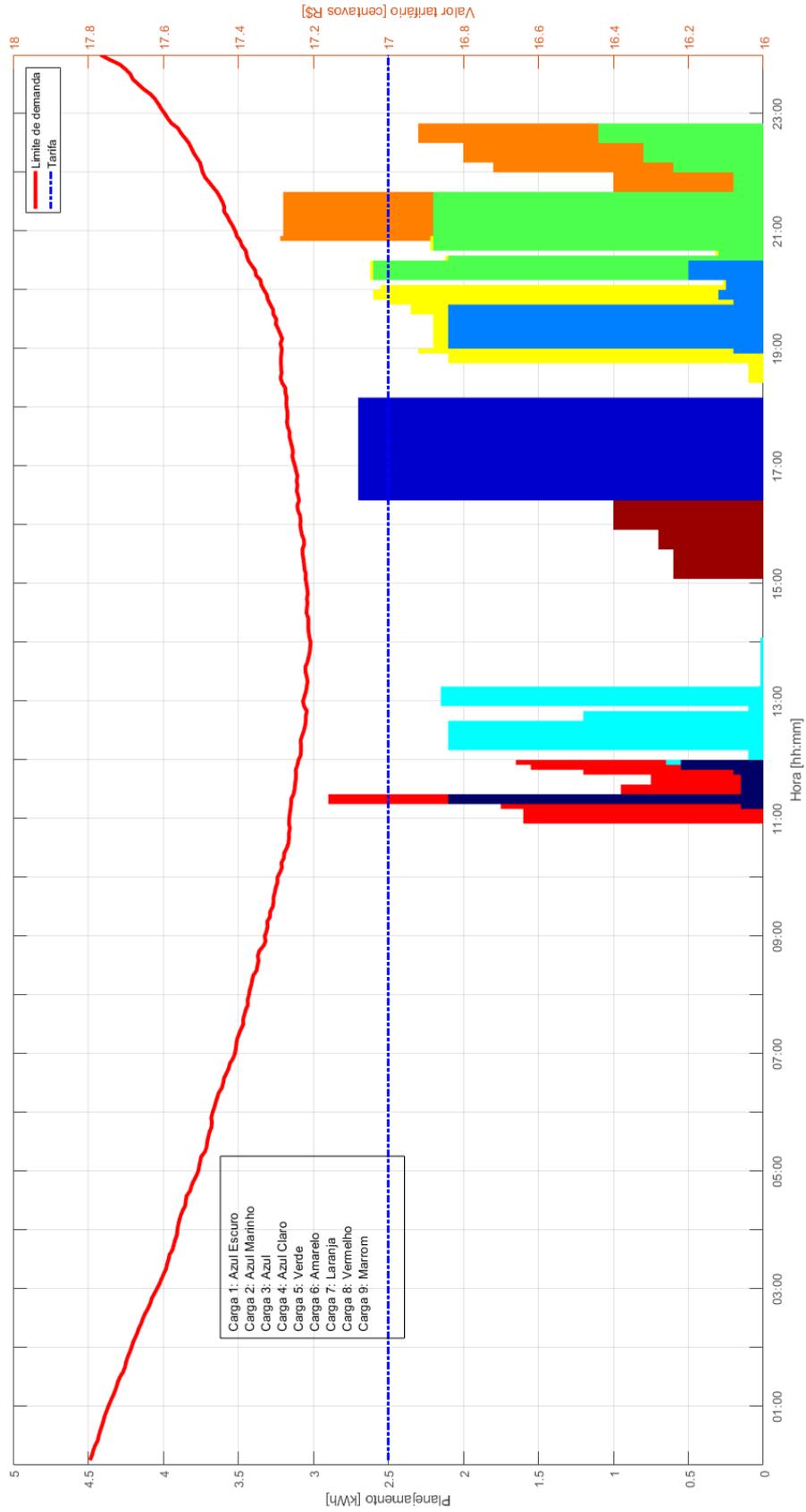
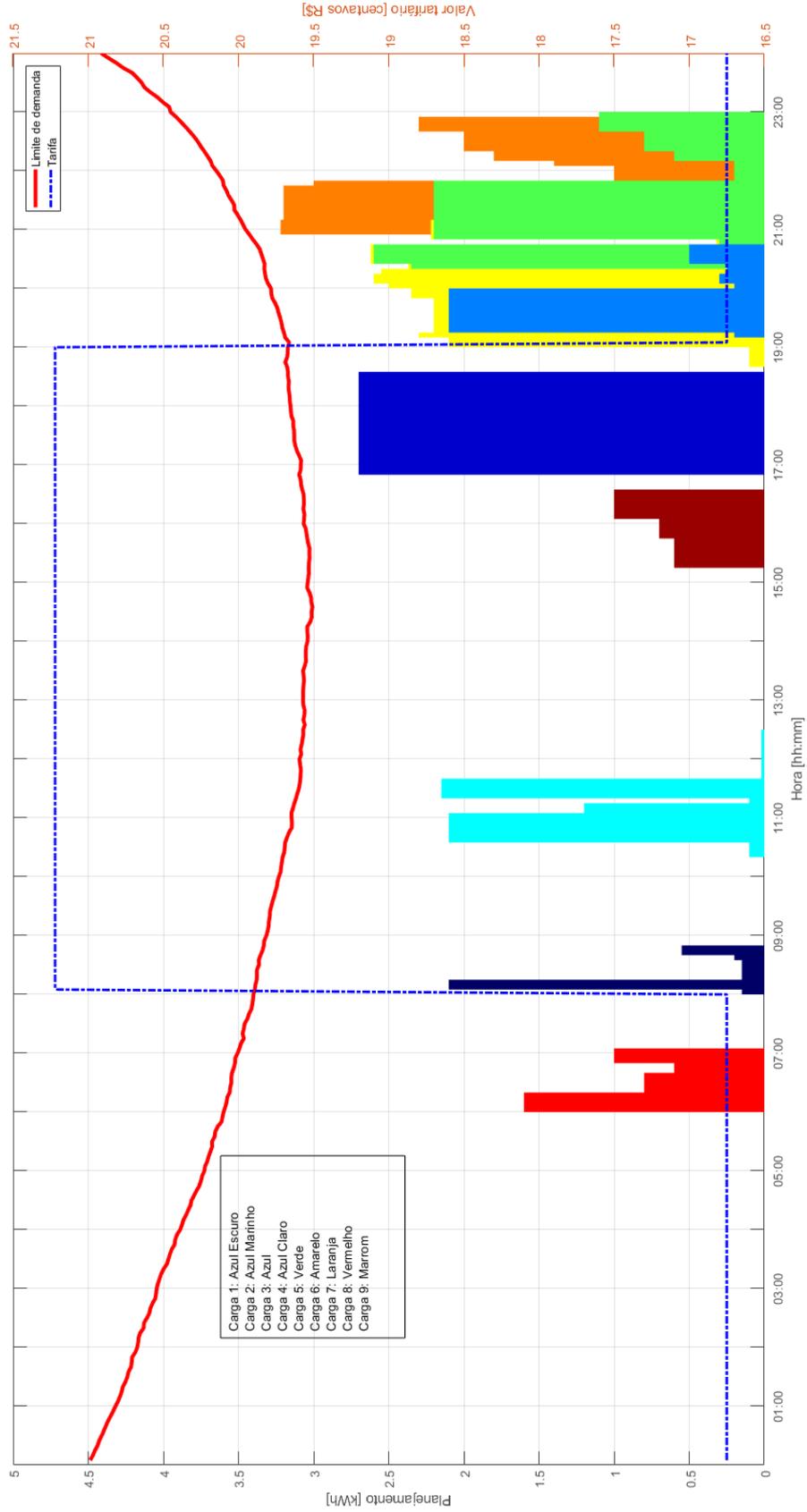


Figura 10 – Cenário 2: Tarifa diferenciada



4.3.3 Cenário 3: Tarifa ToU

Na condição padrão de alocação de cargas (sem otimização) este cenário tarifário apresenta um custo base de energia elétrica de R\$ 238,81 (1,7 % acima do valor de referência do cenário 1). Após a otimização do SGRE, o custo obtido por este cenário foi de R\$ 222,51, na Figura 11 é apresentada a alocação de cargas obtida.

Assim como no caso do cenário 2 as cargas foram pouco deslocadas pelo SGRE, uma vez que já estavam, em sua maioria, em condições de menor custo tarifário esperado. A alocação crítica ocorre no reajuste da carga 2 que passou das 16:00 para um horário próximo do fim de se espaço de despacho esperado (18:00).

Essa alocação final sugere uma redução de 6,8 % sobre o caso não ótimo na mesma tarifa e de 5,3 % sobre o caso base do cenário 1. Por tratar-se de um cenário mais comum no GLD este caso é particularmente interessante de ser simulado, alterando o horário de variação dos valores máximos e mínimos da tarifa de forma a ter uma formato de resposta a demanda desejado pelo operador do sistema elétrico.

4.3.4 Cenário 4: Tarifa branca

Na condição padrão de alocação de cargas (sem otimização) este cenário tarifário apresenta um custo base de energia elétrica de R\$ 273,61 (16,5 % acima do valor de referência do cenário 1). Após a otimização do SGRE, o custo obtido por este cenário foi de R\$ 250,34, na Figura 12 é apresentada a alocação de cargas obtida.

Para este cenário as tarifas de pico, intermediária e fora pico (Tabela 3) foram utilizadas para uma redução no custo de 8,5 % frente o cenário não otimizado, ainda assim 6,6 % acima do valor de referência do cenário 1.

A aplicação da tarifa branca neste consumidor causa distúrbios financeiros relevantes uma vez que não é capaz de encontrar uma nova distribuição de cargas que possa reduzir seu custo sem que interfira de forma inaceitável na condição de conforto do usuário.

4.4 Conclusão dos resultados

Na Tabela 4 são apresentados todos os custos para cada cenário simulado, onde um comparativo quanto aos custos ótimos é fornecido e para cada custo base com seu próprio custo ótimo.

Figura 11 – Cenário 3: ToU

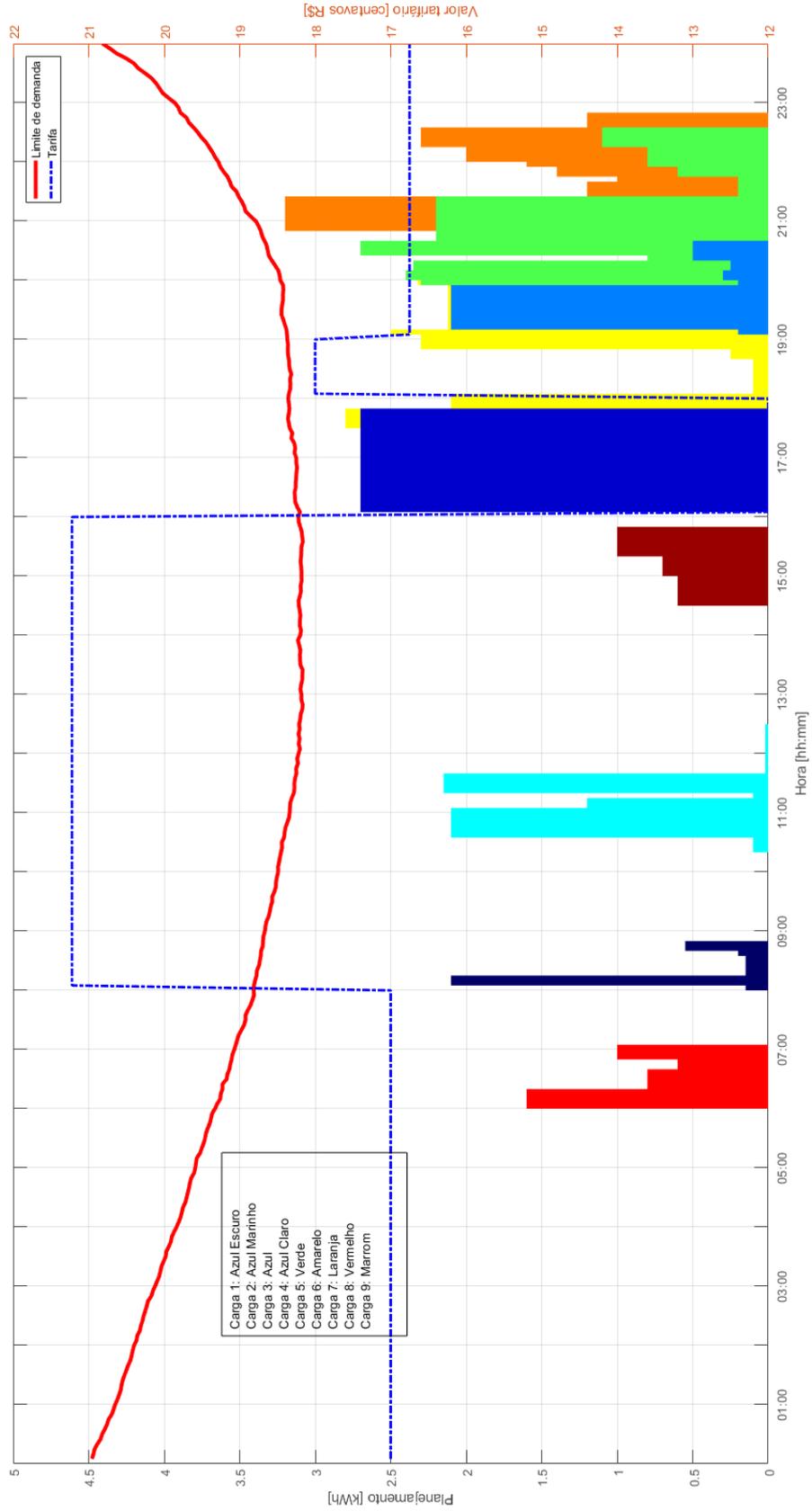


Figura 12 – Cenário 4: Tarifa branca

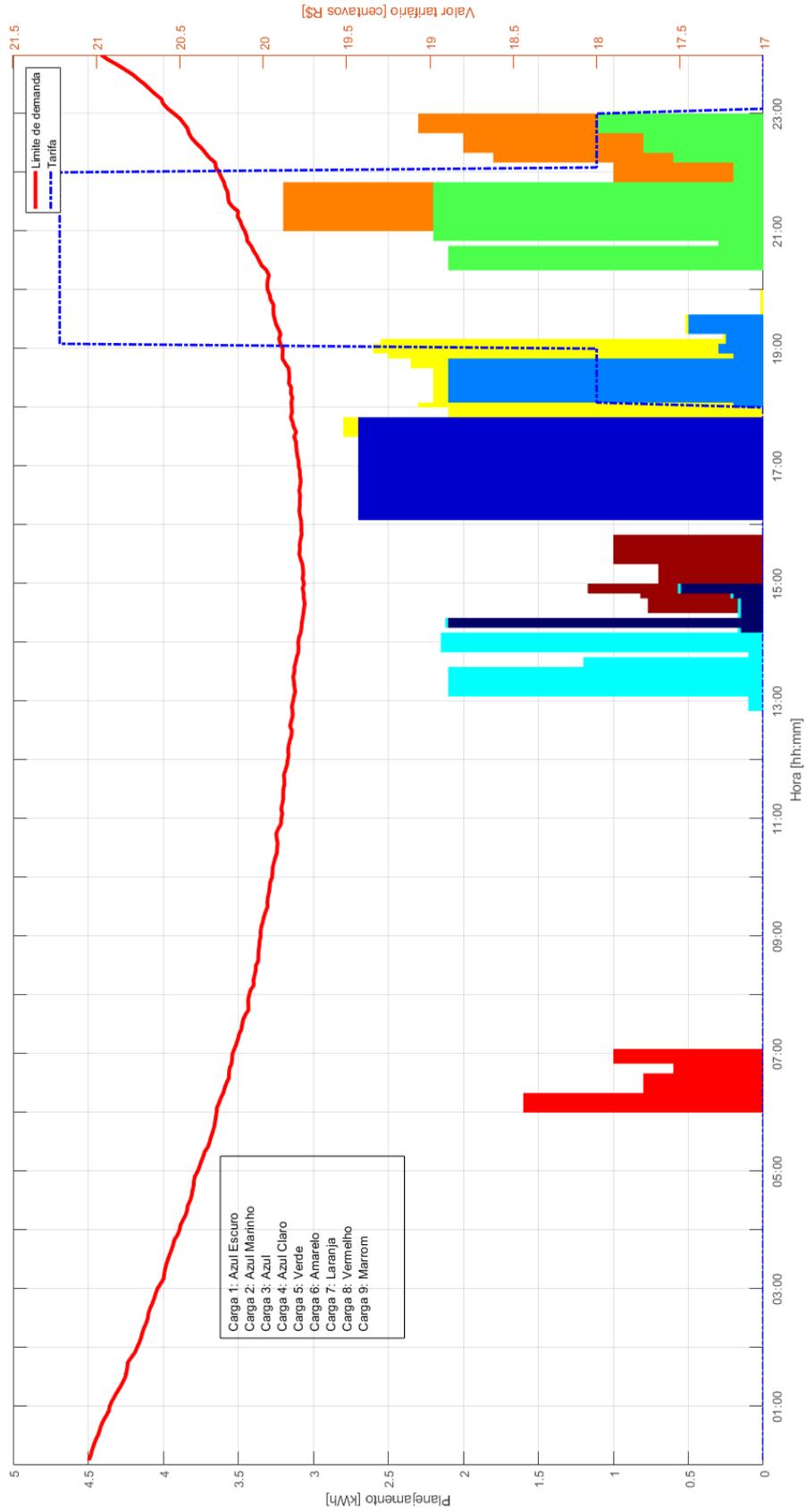


Tabela 4 – Custo para todos os cenários

Cenário	Custo base	Custo ótimo	Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3	Cenário 4
1	R\$ 234,88	R\$ 234,88	+0,0 %	-	-	-
2	R\$ 248,34	R\$ 263,25	+12,1 %	+6,0 %	-	-
3	R\$ 238,81	R\$ 222,51	-5,3 %	-15,5 %	-7,3 %	-
4	R\$ 273,61	R\$ 250,34	+6,6 %	-4,9 %	+12,5 %	-9,3 %

Em todos os cenários o otimizador matemático proposto chegou a um resultado ótimo. Considerando todas as limitações inseridas e as tarifas diferentes de cada cenário nem sempre o resultado ótimo é o de menor custo financeiro conforme os resultados vistos na Tabela 4 com destaque:

- Nem sempre a tarifa média mais baixa leva aos menores custos globais;
- O cenário 2 apresenta que uma penalização agressiva de preço durante o dia causa dificuldades na alocação ótima das cargas frente as restrições de conforto inseridas, gerando um cenário de mais alto custo que o caso base;
- O cenário 3 apresenta que um incentivo agressivo de preço, mesmo que relativamente de curta duração, é capaz de produzir resultados no custo bastante relevantes;
- O cenário 4 apresenta resultados inconsistentes com as expectativas de uso da tarifa branca, exceto se o usuário vir a abrir mão de uma grande parcela de conforto;
- O SGRE não é capaz de garantir que o custo será sempre decrescente se os incentivos de preço forem disponibilizados, sem que o conforto seja prejudicado na otimização.

Assim na Tabela 4 é apresentado o cenário e seu custo base (se nenhuma ação for tomada, dado o valor tarifário) e o seu custo ótimo (obedecidas as restrições de demanda e de conforto), bem como um comparativo de cada resultado ótimo com seu próprio resultado base e de cada resultado ótimo com cada um dos outros cenários.

5 CONCLUSÕES

Este trabalho atingiu seu objetivo principal que é demonstrar uma solução de gerenciamento e controle de cargas elétricas distribuídas em um ambiente residencial inteligente. Para tanto um algoritmo composto de descrições de cargas elétricas controláveis e uma relação matemática representativa das cargas elétricas não controláveis é definido como um problema de otimização linear inteira na qual um equilíbrio multi-objetivo entre custo e conforto é atingido. Este problema foi simulado em MATLAB para demonstrar a capacidade de encontrar soluções ótimas em varias situações de tarifação.

Esta proposta de solução pode ser avaliado em 4 partes, na primeira as cargas elétricas são definidas, na segunda um modelo baseado em análise estatística define o consumo de fundo e os limites de demanda disponível, na terceira parte o algoritmo de otimização linear inteira propriamente dito é constituído e finalmente os resultados são apresentados para validação.

A primeira parte da solução demonstra que as próprias definições das cargas elétricas permitem constituir um ambiente favorável a aplicação das PVP, em especial ao se declararem as cargas com restrições relaxadas de horário de início (α_a) e fim (β_a). O objetivo é constatado no exemplo do cenário 03, onde um regime tarifário de tempo de uso (TdU) encontra um regime de despacho ótimo que responde bem ao incentivo de preço determinado às 18:00.

A segunda parte é uma inovação ao definir perfis de carga que alteram o comportamento dinâmico da curva limitante (pico de demanda), desta forma o SGRE atua sobre um conjunto reduzido de dispositivos, diminuindo o custo computacional do problema. A construção desta curva limitante do consumo é uma inovação crucial para o sucesso do algoritmo em situações próximas da realidade, em que PBI e PBP coexistem e pressionam por respostas dinâmicas dos consumidores de energia em um GLD em tempo real.

Na terceira parte da solução diferentes objetivos simultâneos de eficiência energética e conforto são obtidos por balanço entre os requisitos dos usuários e a redução de custos em um desafio matemático instigante à aplicação de otimização matemática linear inteira pelo método *dual-simplex*. Os resultados obtidos pela otimização demonstram a capacidade do algoritmo a ser embarcado em um SGRE para controlar o despacho das cargas sob restrição de demanda enquanto mantém níveis adequados de conforto ao usuário, mesmo que abrindo mão de uma maior redução dos custos.

Finalmente a proposta definida neste trabalho, em sua quarta parte, permite monitorar o preço em tempo real e as respostas do SGRE em rápida adaptação às flutuações de preço de

mercado. A resposta adequada é demonstrada no cenário 02, em que a pressão de preços mais elevados durante um longo período força o sistema a alocar as cargas o mais tarde possível, até o momento em que não é mais possível aguardar uma redução de preços sem interferir no conforto desejado do usuário.

Como contribuições deste trabalho pode-se citar:

- Definição de um limitante de demanda dinâmico baseado no consumo adaptativo calculado pelo método ACD;
- Definição de um mecanismo de definição de cargas padrão com base em poucos parâmetros técnicos:
 - Δ_t : Duração dos ciclos;
 - \bar{P} : Potência média da carga;
 - Horário programado de operação da carga;
 - $[\alpha_a, \beta_a]$: Intervalo esperado de operação da carga; e
 - R_n : Relevância da carga para o usuário.
- Descrição das cargas utilizando um formato padrão de estrutura de dados (*struct*) comum a diversas linguagens de programação e bases de dados;
- Apresentação de resultados num modelo compatível com apuração em tempo real do resultado.

Novas pesquisas foram adotadas para o uso de algoritmos evolucionários e meta-heurísticas que aproximem uma frente de Pareto para otimização multi-objetivo bem como a possibilidade de usar mais um ciclo de ativação para algumas cargas. Estas novas propostas não foram testadas com uma curva de demanda dinâmica, porém a aplicabilidade é semelhante à proposta deste trabalho, com o mesmo intuito de reduzir a complexidade de cargas e consequentemente o desempenho computacional necessário à solução ótima.

A integração de modelos microclimáticos, em especial relacionados a temperatura, umidade e luminosidade permite constituir uma curva de limite de demanda mais apurada e próxima da realidade, incluindo sinalização de PBI que alterem diretamente esta curva de restrição e não apenas a curva de preços, como nos sinais de PBP. Desta forma torna-se possível aplicar, de forma autônoma e em tempo real, as respostas para conservação de energia do GLD.

REFERÊNCIAS

- AFFONSO, C.; SILVA, L. Potential benefits of implementing load management to improve power system security. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, Elsevier B.V., v. 32, n. 1, p. 704–710, 2010.
- ALBUQUERQUE, P.; OHI, D.; PEREIRA, N.; PRATA, B.; BARROSO, G. Proposed architecture for energy efficiency and comfort optimization in smart homes. **Journal of Control, Automation and Electrical Systems**, Springer Nature, v. 29, n. 6, p. 718–730, 2018.
- BAKER, K.; RYLATT, R. Improving the prediction of uk domestic energy demand using annual consumption-data. **Applied Energy**, Elsevier B.V., v. 85, n. 6, p. 475–482, 2008.
- BEAUDIN, M.; ZAREIPOUR, H. **Home Energy Management Systems: A Review of Modelling and Complexity**. [S.l.]: Energy Solutions to Combat Global Warming, 2017.
- BEZERRA, P.; ALBUQUERQUE, P.; PRATA, B.; BARROSO, G. A smart home controller using an integer programming approach for the optimization of consumer economic saving and comfort. In: **XII SBAI – Simpósio brasileiro de Automação Inteligente**. Natal, RN, Brasil: SBAI, 2015.
- CHO, S. **Energy-efficient smart home system: Optimization of residential electricity loadmanagement system**. 81 p. Dissertação (Honors Program Capstone Projects) — Syracuse University, Dublin, 2013.
- COMISSION, E. **Europe 2020 strategy**. [S.l.]: European Comission, 2007.
- CORNO, F.; RAZZAK, F. Intelligent energy optimization for user intelligible goals in smart home environments. **IEEE Transactions on Smart Grid**, IEEE, v. 3, n. 4, p. 2128–2135, 2012.
- COWART; RICHARD; RAAB; JONATHAN; GOLDMAN; CHARLES; WESTON; RICK; SCHLEGEL; JEFF; SEDANO; RICHARD; LAZAR; JIM; KIRBY; BRENDAN; HIRST; ERIC. **Dimensions of demand response: Capturing customer based resources in New England's power system and markets - report and recommendations of the New England demand response initiative (NEDRI)**. [S.l.]: EPRI, 2003.
- DUAN, R.; DECONINCK, G. Multi-agent coordination in market environment for future electricity infrastructure based on micro grids. In: **IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics**. San Antonio, TX, USA: IEEE, 2009.
- FEHRENBACH, D.; MERKEL, E.; MCKENNA, R.; KARL, U.; FICHTNER, W. On the economic potential for electric load management in the german residential heating sector e an optimising energy system model approach. **Energy**, Elsevier B.V., v. 71, n. 1, p. 263–276, 2014.
- GELLINGS, C.; SAMOTYJ, M. Smart grid as advanced technology enabler of demand response. **Energy Efficiency**, Springer Nature, v. 6, n. 4, p. 685–694, 2013.
- GELLINGS, C.; SMITH, M. Integrating demand-side management into utility planning. In: **IEEE proceedings**. [S.l.]: IEEE, 1989.
- GIORGIO, A.; PIMPINELLA, L. An event driven smart home controller enabling consumer economic saving and automated demand-side management. **Applied Energy**, Elsevier B.V., v. 96, n. 1, p. 92–103, 2012.

GRANDCLEMENT, C.; KARVONEN, A.; GUY, S. Negotiating comfort in low energy housing: The politics of intermediation. **Energy Policy**, Elsevier B.V., v. 84, n. 2, p. 213–222, 2015.

GRECO, S.; EHRGOTT, M.; FIGUEIRA, J. **Multiple Criteria Decision Analysis: State of the art surveys**. [S.l.]: Springer New York, 2016.

HERNANDEZ, L.; BALADRON, C.; AGUIAR, J.; CARRO, B.; SANCHEZ-ESGUEVILLAS, A.; LLORET, J.; CHINARRO, D.; GOMEZ-SANZ, J.; COOK, D. A multi-agent system architecture for smart grid management and forecasting of energy demand in virtual power plants. **IEEE Communications Magazine**, IEEE, v. 51, n. 1, p. 106–113, 2013.

HOBBY, J.; SHOSHITAISHVILI, A.; TUCCI, G. Analysis and methodology to segregate residential electricity consumption in different taxonomies. **IEEE Transactions on Smart Grid**, IEEE, v. 3, n. 1, p. 217–224, 2012.

HUANG, Y.; TIAN, H.; WANG, L. Demand response for home energy management system. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, Elsevier B.V., v. 73, n. 1, p. 448–455, 2015.

JACKSON, J. Improving energy efficiency and smart grid program analysis with agent-based end-use forecasting models. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Elsevier B.V., v. 41, n. 1, p. 128–133, 2015.

KANTARCI, M.; MOUFTAH, H. Wireless sensor networks for cost-efficient residential energy management in the smart grid. **IEEE Transactions on smart grid**, IEEE, v. 2, n. 2, p. 314–325, 2011.

LAI, J.; ZHOU, H.; HU, W.; ZHOU, D.; ZHONG, L. Smart demand response based on smart homes. **Mathematical Problems in Engineering**, Hindawi, v. 1, n. 1, p. 8, 2015.

LENTINI, M. **Modelli di ottimizzazione per il controllo in tempo reale dei consumi energetici di utenti residenziali per le future Smart Grid**. Dissertação (Tese ao Politecnico di Milano) — Politecnico di Milano, Facoltà di Ingegneria dell'Informazione, Milano, 2012.

MACEDO, M.; GALO, J.; ALMEIDA, L.; LIMA, A. Demand side management using artificial neural networks in a smart grid environment. **Energy Policy**, Elsevier B.V., v. 38, n. 1, p. 3771–3780, 2010.

MCLOUGHLIN, F. **Characterising Domestic Electricity Demand for Customer Load Profile Segmentation**. Tese (PHD Thesis) — Dublin Institute of Technology, Dublin, 2013.

MOHSENIAN-RAD, A.; LEON-GARCIA, A. Optimal residential load control with price prediction in real-time electricity pricing environment. **IEEE Transactions on Smart Grid**, IEEE, v. 1, n. 2, p. 120–133, 2010.

MOMOH, J. **Electric Power Distribution, Automation, Protection and Control**. [S.l.]: CRC Press, 2008. ISBN 9780849368356.

PAATERO, J.; LUND, P. A model for generating household electricity load profiles. **International Journal of Energy Research**, John Wiley & Sons, Inc., v. 30, n. 5, p. 273–290, 2006.

PANNA, R.; THESRUMLUK, R.; CHANTRAPORNCHAI, C. Development of energy saving smart home prototype. **International Journal of Smart Home**, Security Engineering Research Support Center, v. 7, n. 1, p. 01, 2012.

PARTI, M.; PARTI, C. The total and appliance-specific conditional demand for electricity in the household sector. **The Bell Journal of Economics**, Springer Nature, v. 11, n. 1, p. 309–321, 1980.

PINTO, T.; VALE, Z. A.; MORAIS, H.; PRACA, I.; RAMOS, C. Multi-agent based electricity market simulator with vpp: Conceptual and implementation issues. In: **Inc: 2009 IEEE PES General Meeting**. Calgary, Al, CANADA: IEEE, 2009.

POLLAK, R. **Two essays in the theory of consumer behavior**. Tese (PHD Thesis) — Massachusetts Institute of Technology, Massachusetts, 1964.

RASHEED, M.; JAVAID, N.; AHMAD, A.; QASIM, Z.; ALRAJEH, N. An efficient power scheduling scheme for residential load management in smart homes. **Applied Science**, Elsevier B.V., v. 5, n. 1, p. 1134–1163, 2015.

SANTOS, S.; OHI, D.; ALBUQUERQUE, P.; BARROSO, G. Smart home controle: otimização multi-objetivo utilizando a meta-heurística pso. In: **Congresso Brasileiro de Automacao**. Natal, RN, Brasil: CBA, 2018.

SHAIKH, P.; NOR, N.; NALLAGOWNDEN, P.; ELAMVAZUTHI, I. Intelligent multi-objective optimization for building energy and comfort management. **Journal of King Saud University – Engineering Science**, Elsevier B.V., v. 30, n. 2, p. 195–204, 2018.

SUH, C.; KO, Y. Design and implementation of intelligent home control systems based on active sensor networks. **IEEE Transactions on Consumer Electronics**, IEEE, v. 54, n. 3, p. 1177–1184, 2008.

VAINIO, A.; VALTONEN, M.; VANHALA, J. Proactive fuzzy control and adaptation methods for smart homes. **IEEE Intelligent Systems**, IEEE, v. 23, n. 2, p. 42–49, 2008.

WEO. **World Energy Outlook**. [S.l.]: International Energy Agency, 2017.

WILLE-HAUSSMANN, B.; ERGE, T.; WITTEW, C. Decentralized optimization of co generation in virtual power plants. **Solar Energy**, Elsevier B.V., v. 84, n. 4, p. 604–611, 2010.

ZHAO, Z.; LEE, W.; SHIN, Y.; SONG, K. An optimal power scheduling method applied in home energy management system based on demand response. **IEEE Transactions on Smart Grid**, IEEE, v. 4, n. 3, p. 1391–1400, 2013.

APÊNDICE A – CÓDIGO FONTE

Smart Home Controller V4.0

O problema

Desenvolver um **Controlador Residencial Inteligente** (Smart Home Controller - SHC).

Teoria matemática

Cargas

Uma unidade residencial é composta por diversas cargas elétricas pertencentes a um conjunto A , seja $a \in A$ cada carga existente nesta residência, definimos um vetor de consumo de energia x_a :

$$x_a = [x_a^1, \dots, x_a^H]$$

Onde $H \geq 1$ é um horizonte de planejamento futuro desta carga, ou seja, H define um limite de horas até onde é possível prever o consumo energético das cargas tal que $h \in H = \{1, \dots, H\}$ é a definição do espaço completo de planejamento, sendo $x_a^h \geq 0$ o consumo a cada instante h da carga $a \in A$.

Outra característica das cargas elétricas é o seu consumo total E_a , para cada $a \in A$, como o consumo que deve ser distribuído no intervalo h durante o planejamento, ou seja, durante o ciclo completo delimitado por $h \in H$ a carga a terá consumido E_a kWh, conforme será formalizado a seguir.

Em seguida, assumimos que para cada $a \in A$, sejam α_a a hora mínima em que a carga pode ser programada, β_a a hora máxima em que a carga pode ter programação, tais que $\alpha_a, \beta_a \in H$, então é necessária que a seguinte restrição seja sempre obedecida:

$$\sum_{h=\alpha_a}^{\beta_a} x_a^h = E_a$$

Restrito pela condição de $\beta_a - \alpha_a > \theta_a$, em que θ_a é a duração da programação da carga a . Deseja-se que $\beta_a - \alpha_a \gg \theta_a$, desta forma a solução ótima terá mais possibilidades de programação dentro do intervalo $[\alpha_a, \beta_a]$.

Finalmente, todas as cargas elétricas $a \in A$ possuem um limite máximo (γ_a^{\max}) e mínimo (γ_a^{\min}), tais que o consumo de energia horário deve obedecer a restrição $\gamma_a^{\min} \leq x_a^h \leq \gamma_a^{\max}, \forall h \in [\alpha_a, \beta_a]$, com estes conjuntos de características todas as cargas $a \in A$ podem ser definidas formalmente, sendo o usuário capaz de definir seus parâmetros: $E_a, \alpha_a, \beta_a, \gamma_a^{\max}, \gamma_a^{\min}$ para cada carga $a \in A$.

O conjunto das cargas $a \in A$, desta residência pode obedecer um limite de consumo limite global, dado por:

$$\sum_{a \in A} x_a^h \leq E^{\max}, \forall h \in H$$

Efetivamente uma programação possível torna-se matematicamente definida por:

$$\chi = x \mid \sum_{h=\alpha_a}^{\beta_a} x_a^h = E_a, \forall a \in A$$

Dadas as restrições:

$$\begin{cases} \gamma_a^{\max} \leq x_a^h \leq \gamma_a^{\min}, \forall a \in A, \forall h \in [\alpha_a, \beta_a] \\ x_a^h = 0, \forall a \in A, \forall h \in H \setminus [\alpha_a, \beta_a] \\ \sum_{a \in A} x_a^h \leq E^{\max}, \forall h \in H \end{cases}$$

Em que $x = (x_a, \forall a \in A)$ o vetor de consumo de energia de todas as cargas elétricas da residência, sendo x uma programação válida apenas se $x \in \chi$.

Custos

Definidas as características das cargas e um modelo matemático que descreva suas limitações esperadas tecnicamente, torna-se necessário desenvolver um modelo matemático do custo deste consumo, uma vez que o interesse deve ser reduzir o custo com energia dadas as características das cargas disponíveis e suas programações possíveis. Seja, portanto, o consumo por amostra de tempo:

$$l^h = \sum_{a \in A} x_a^h, h \in H$$

A equação acima define o consumo de energia em um determinado período de tempo do conjunto de programação possível, se pudermos definir uma função genérica de custo que leve em conta esse consumo programado, podemos determinar genericamente:

$$p^h(l^h) = \begin{cases} a^h & \text{if } 0 < l^h < c^h \\ b^h & \text{if } l^h > c^h \end{cases}$$

Definimos a função de custo por amostra de tempo p^h conforme acima como sendo uma função do consumo por amostra do tempo l^h , nitidamente esta é uma relação não linear não diferenciável, portanto de difícil solução e esta limitação deverá ser trabalhada.

Formulação do problema

Dada a estrutura das cargas e a função custo definidas anteriormente a pergunta chave torna-se:

"Como cada usuário deve responder a preços variáveis no tempo, alterando seu cronograma de atuação?"

Porém há questões subjetivas atreladas, primeiro é razoável supor que todo usuário deseja minimizar sua função custo de energia, porém há um preço a ser pago em termos de "conforto", neste caso definido como: "atraso no início das cargas em relação a expectativa de ter o trabalho terminado", são portanto dois objetivos por vezes conflitantes, seja o modelo de custos baseado no resultado da seção Custos $p^h(\cdot)$ acima, para todas as cargas de $a \in A$ e qualquer hora $h \in H$:

$$\sum_{h=1}^H p^h \left(\sum_{a \in A} x_a^h \right) \times \left(\sum_{a \in A} x_a^h \right)$$

Sob as mesmas cargas define-se um "Custo" de conforto dado por:

$$\sum_{h=1}^H \sum_{a \in A} \rho_a^h x_a^h$$

Em que o parâmetro de espera ($\rho_a^h \geq 0$), em que o tempo de espera somente estará definido dentro do intervalo de programação $[\alpha_a, \beta_a]$.

A função "Custo" de conforto está delimitada, porém seu formato não está definido, uma forma de imaginar esta função é reconhecer que quanto mais tarde a carga for iniciada (em relação a sua expectativa inicial α_a) maior será o custo, uma equação utilizada:

$$\rho_a^h = \frac{(\delta_a)^{\beta_a - h}}{E_a}, \forall a \in A, h \in [\alpha_a, \beta_a]$$

Em que δ_a é um parâmetro de ajuste, em que quanto maior seu valor, maior a "espera" até o início da carga (maior o "custo" de conforto).

Finalmente a função desejada é tal que minimize simultaneamente o Custo e o "Custo" de conforto, unindo as definições acima equivale a:

$$\text{minimize } \sum_{h=1}^H p^h \left(\sum_{a \in A} x_a^h \right) \times \left(\sum_{a \in A} x_a^h \right) + \lambda_{\text{wait}} \sum_{h=1}^H \sum_{a \in A} \frac{(\delta_a)^{\beta_a - h}}{E_a} x_a^h$$

O parâmetro adicional λ_a é um termo de controle que representa a "importância" dada ao "custo" de conforto frente o custo natural, enquanto o termo δ_a representa a proporção matemática entre estas funções, ou seja, λ_a baixos tornam o efeito do "custo" de conforto menos relevante na otimização, enquanto valores de δ_a baixos indicam que a otimização deve priorizar o custo frente o conforto dentre três condições de seleção deste segundo parâmetro:

$$\delta_a = 1$$

$$\delta_a > 1$$

$$\delta_a \gg 1$$

No primeiro caso o custo torna-se extremamente importante, no segundo haverá distintos equilíbrios e no terceiro o custo perde influência na minimização.

O problema da não diferenciação da função de custo

Dada a condição apresentada da função Custos, uma possível solução ao problema para torná-lo diferenciável é trabalhar uma solução composta por trechos lineares de custos, em outras palavras, decompor esta função Custos em dois segmentos lineares relacionados a a^h e b^h , tais que a função de custo possa ser calculada como:

$$p = a^h l^h$$

$$p = b^h l^h + (a^h - b^h) c^h$$

a^h, b^h e c^h valores conhecidos dos custos da concessionária de energia que compõem as curvas de Custos, tal que:

$$p^h(l^h) \times l^h = \max\{a^h l^h, b^h l^h + (a^h - b^h)c^h\}$$

Seja um v^h definido como o resultado de $p^h(l^h) \times l^h$:

$$\begin{aligned} a^h \sum_{a \in A} x_a^h &\leq v^h \\ b^h \sum_{a \in A} x_a^h + (a^h - b^h)c^h &\leq v^h \end{aligned}$$

Definição:

$$\text{minimize} \sum_{h=1}^H v^h + \lambda_{\text{wait}} \sum_{h=1}^H \sum_{a \in A} \frac{(\delta_a)^{\beta} x_a^h}{E_a}$$

Sujeito a:

$$\begin{aligned} a^h \sum_{a \in A} x_a^h &\leq v^h \\ b^h \sum_{a \in A} x_a^h + (a^h - b^h)c^h &\leq v^h \end{aligned}$$

Construção da situação base

Preços

Os preços em ambientes regulados por políticas DSM podem assumir diversos formatos, neste problema serão consideradas quatro possibilidades:

- Tarifa convencional (valor fixo o dia inteiro);
- Tarifa diferenciada (valor de pico e fora pico diferentes);
- Tarifa por tempo de uso (valor muda a cada hora); e
- Tarifa branca (valores de pico, fora pico e intermediário).

```
n_bg_loads = 40;           % Definição da proporção de "Background Loads"
bg_samples = 100;         % Quantidade de samples para "Background Loads"
minp = 0;                 % Mínima potência demandada possível (kW)
maxp = 2;                 % Máxima potência demandada possível (kW)
minutes_day = 60*24;
sample_interval = 5;
one_hour_sample = 60/sample_interval;
n_samples = minutes_day/sample_interval;

% Preços base
standard_price = 17;
offpeak_price = 16.75;
peak_price = 21.22;
intermediate_price = 18;
dsm_price = 12.00;

% Nomenclatura
field_name1 = 'Standard';
field_name2 = 'Peak_OffPeak';
field_name3 = 'DSM_Price';
field_name4 = 'DSM_White';
```

```

% Valores por amostra de tempo
% Tarifa convencional - Linear no Tempo
field_value1 = standard_price*ones(1,n_samples);

% Tarifa com diferença de pico e fora pico
field_value2 = [offpeak_price*ones(1,8*one_hour_sample),...
               peak_price*ones(1,11*one_hour_sample),...
               offpeak_price*ones(1,5*one_hour_sample)];

% Tarifa com alerta do mecanismo de "Demand Side Management"
field_value3 = [standard_price*ones(1,8*one_hour_sample),...
               peak_price*ones(1,8*one_hour_sample),...
               dsm_price*ones(1,2*one_hour_sample),...
               intermediate_price*ones(1,1*one_hour_sample),...
               offpeak_price*ones(1,5*one_hour_sample)];

% Tarifa Branca proposta para incentivar deslocamento de consumo da ponta
field_value4 = [standard_price*ones(1,18*one_hour_sample),...
               intermediate_price*ones(1,1*one_hour_sample),...
               peak_price*ones(1,3*one_hour_sample),...
               intermediate_price*ones(1,1*one_hour_sample),...
               standard_price*ones(1,1*one_hour_sample)];

% Definição da estrutura de dados - Tarifas
tariff = struct (field_name1,field_value1,...
               field_name2,field_value2,...
               field_name3,field_value3,...
               field_name4,field_value4);

% Limpeza de dados

clear field_name1 field_value1 ...
      field_name2 field_value2 ...
      field_name3 field_value3 ...
      field_name4 field_value4

% Apresentação das tarifas em função do tempo:
subplot(2,2,1)
bar(tariff.Standard,sample_interval)
xlim([0,n_samples])
title('Tarifa Convencional')
xlabel('Período de Simulação');
ylabel('Centavos de R$');

subplot(2,2,2)
bar(tariff.Peak_OffPeak,sample_interval)
xlim([0,n_samples])
title('Tarifa Diferenciada')
xlabel('Período de Simulação');
ylabel('Centavos de R$');

subplot(2,2,3)

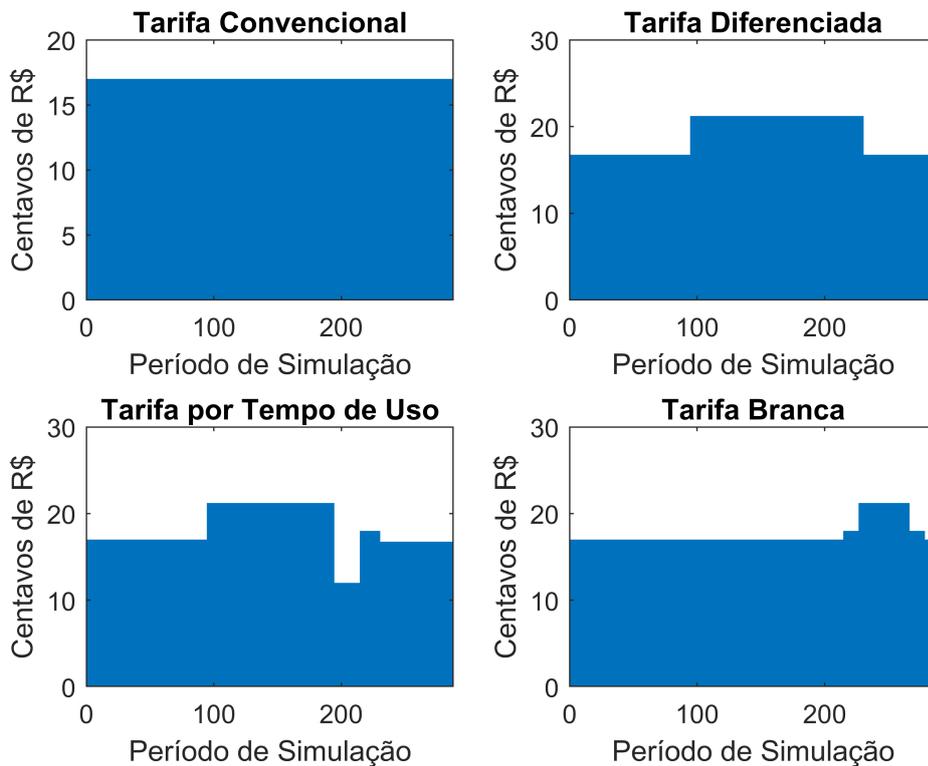
```

```

bar(tariff.DSM_Price,sample_interval)
xlim([0,n_samples])
title('Tarifa por Tempo de Uso')
xlabel('Período de Simulação');
ylabel('Centavos de R$');

subplot(2,2,4)
bar(tariff.DSM_White,sample_interval)
xlim([0,n_samples])
title('Tarifa Branca')
xlabel('Período de Simulação');
ylabel('Centavos de R$');

```



On/Off loads

Diferentes tipos de cargas serão consideradas neste problema, o primeiro tipo são cargas do tipo liga/desliga, cujos consumos não estão na faixa $[\gamma_a^{\min}, \gamma_a^{\max}]$, mas apenas nos extremos. Seja um parâmetro auxiliar y_a^h binário que define se a carga está ligada (1) ou desligada (0), então:

$$x_a^h = y_a^h \gamma_a^{\max} + (1 - y_a^h) \gamma_a^{\min}, \forall h \in [\alpha_a, \beta_a]$$

Com essa consideração para x_a^h o problema proposto torna-se do tipo *mixed linear-integer*, cuja solução matemática demanda um *solver* matemático mais avançado.

Interruptible/non-interruptible loads

O segundo tipo de cargas do tipo "programáveis", cujo consumo é dado por γ_a^{\max} em todos os instantes em que é chamada a operar. Seja um parâmetro binário auxiliar z_a^h auxiliar tal que $z_a^h = 1$ se a carga a opera durante o instante h e $z_a^h = 0$, se ela não opera no instante h , desde que $h \in [\alpha_a, \beta_a]$ e que a "programação" de operação seja discretizável em θ_a intervalos de duração, tal que a carga *non-interruptible* seja definida:

$$\sum_{h=\alpha_a}^{\beta_a - \theta_a + 1} z_a^h = 1$$

Ou seja, a carga deve ser acionada durante um período suficiente para que seu "ciclo" completo ocorra, dentro do intervalo estabelecido possível de "programação".

Porém o vetor z_a^h pode ser definido como contendo diferentes frações da unidade, tal que a carga *interruptible* seja definida:

$$\sum_{h=\alpha_a}^{\beta_a} z_a^h = 1$$

Ou seja, a carga deve ser acionada uma quantidade de θ_a vezes tal que toda a energia do "ciclo" seja consumida dentro do intervalo estabelecido possível de "programação".

Background loads

Para Lee & Lee as cargas existentes em um ambiente residencial são:

- Background Loads - Cargas cujo consumo pode ser ajustado a cada sub-intervalo $h \in [\alpha_a, \beta_a]$, sem interferir com as demandas do usuário ou seu conforto. O autor define uma restrição de "performance", equivalente a "satisfação do usuário";
- Energy Storage - Cargas com capacidade de armazenamento de energia;
- Schedulable Interactive Loads - Cargas interativas, mas despacháveis. O requisito é que o consumo total destas cargas seja inferior a um patamar conhecido γ_a^{\max} .
- Unschedulable Interactive Loads - Cargas interativas não despacháveis. O usuário seleciona aleatoriamente quando despachar e com que padrão de consumo utilizar.

Performance é definida como uma função de utilidade de cada equipamento, denotado por $U_a^t(x_a^t)$, em que x_a^t é o consumo de a durante o sub-intervalo t . Para todas as cargas do tipo "Background Loads" existe uma função de utilidade intrínseca, dada genericamente por:

$$U_a(x) = \log(x + 1), a \in A$$

Estas cargas estão, ainda, restritas por consumo total γ_a^{\max} dado por:

- Para "Background Loads": $\gamma_a = L_a \times U_a(x_a^{\max})$;
- Para "Interactive Loads": $\gamma_a = L_a \times x_a^{\max}$.

Finalmente, cada carga é definida contendo os seguintes parâmetros:

- "Start time": $S_a = s \in [1..Ts]$;
- "Finish time": $F_a = f \in [S_a..Ts]$;
- "Length": $L_a = F_a - S_a + 1$;
- "Maximum Consumption": $x_a^{max} \in [minp..maxp]$;
- "Threshold for Background Loads": $\gamma_a = b \in [0..L_a \times U_a(x_a)]$;
- "Threshold for Schedulable Interactive Lodas": $\gamma_a = b \in [0..L_a \times x_a^{max}]$.

Seja então uma declaração genérica de cargas dada por:

```

% Nomenclatura
field_name0 = 'Name';
field_name1 = 'Phases';
field_name2 = 'Color';
field_name3 = 'Start';
field_name4 = 'Best';
field_name5 = 'Finish';
field_name6 = 'Length';
field_name7 = 'Duration';
field_name8 = 'Average_Power';
field_name9 = 'Peak_Power';
field_name10 = 'Comfort';

% Valores dos parâmetros de cada carga
field_value0 = [ 'Load 01';...
                'Load 02';...
                'Load 03';...
                'Load 04';...
                'Load 05';...
                'Load 06';...
                'Load 07';...
                'Load 08';...
                'Load 09'];
n_loads = size(field_value0,1);

% Quantidade de estágios
field_value1 = [ 6;...
                1;...
                7;...
                6;...
                8;...
                6;...
                3;...
                4;...
                3];

% Cores de cada carga, para representação gráfica dos resultados
field_value2 = [ 0.0 0.0 0.4;...
                0.0 0.0 0.8;...
                0.0 0.5 1.0;...

```

```

0.0 1.0 1.0;...
0.3 1.0 0.3;...
1.0 1.0 0.0;...
1.0 0.5 0.0;...
1.0 0.0 0.0;...
0.6 0.0 0.0];

% Horário de inicialização
field_value3 = [ 08*one_hour_sample;...
16*one_hour_sample;...
18*one_hour_sample;...
10*one_hour_sample;...
18*one_hour_sample;...
17*one_hour_sample;...
20*one_hour_sample;...
06*one_hour_sample;...
14*one_hour_sample];

% Melhor horário de inicialização
field_value4 = [ 07*one_hour_sample;...
14*one_hour_sample;...
14*one_hour_sample;...
07*one_hour_sample;...
17*one_hour_sample;...
15*one_hour_sample;...
18*one_hour_sample;...
04*one_hour_sample;...
10*one_hour_sample];

% Horário de término
field_value5 = [ 15*one_hour_sample;...
22*one_hour_sample;...
23*one_hour_sample;...
15*one_hour_sample;...
23*one_hour_sample;...
23*one_hour_sample;...
23*one_hour_sample;...
12*one_hour_sample;...
18*one_hour_sample];

% Duração dos estágios
field_value6 = [ 0005 0010 0015 0005 0005 0010 0000 0000;...
0105 0000 0000 0000 0000 0000 0000 0000;...
0005 0025 0020 0005 0010 0010 0020 0000;...
0015 0030 0010 0005 0020 0050 0000 0000;...
0025 0005 0060 0020 0010 0010 0010 0020;...
0020 0015 0035 0010 0020 0050 0000 0000;...
0050 0020 0050 0000 0000 0000 0000 0000;...
0020 0020 0010 0015 0000 0000 0000 0000;...
0030 0020 0030 0000 0000 0000 0000 0000];

% Duração total
field_value7 = sum(field_value6,2)/sample_interval;

```

```

% Consumo de energia médio de cada estágio
field_value8 = [ 0.02 1.96 0.02 0.02 0.02 0.05 0.00 0.00;...
                2.36 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00;...
                0.04 1.99 0.28 0.06 0.06 0.06 0.08 0.00;...
                0.07 1.40 0.10 0.07 2.02 0.01 0.00 0.00;...
                0.27 0.05 2.10 0.11 0.11 0.10 0.10 0.26;...
                0.07 2.00 0.07 1.80 0.01 0.00 0.00 0.00;...
                0.80 0.50 1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00;...
                1.40 0.50 0.60 1.00 0.00 0.00 0.00 0.00;...
                0.60 0.70 1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00];

% Consumo de energia máximo de cada estágio
field_value9 = [ 0.15 2.10 0.15 0.15 0.20 0.55 0.00 0.00;...
                2.70 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00;...
                0.20 2.10 2.10 0.20 0.30 0.25 0.50 0.00;...
                0.10 2.10 1.20 0.10 2.15 0.02 0.00 0.00;...
                2.10 0.30 2.20 0.20 0.60 0.80 0.80 1.10;...
                0.10 2.10 0.10 0.25 2.30 0.02 0.00 0.00;...
                1.00 0.80 1.20 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00;...
                1.60 0.80 0.60 1.00 0.00 0.00 0.00 0.00;...
                0.60 0.70 1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00];

% Indicador do conforto selecionado
field_value10 = [ 0.1;...
                 0.1;...
                 0.5;...
                 0.3;...
                 0.7;...
                 1.0;...
                 1.0;...
                 1.0;...
                 0.3];

% Definição da estrutura de dados - Cargas
loads = struct( field_name0,field_value0,...
               field_name1,field_value1,...
               field_name2,field_value2,...
               field_name3,field_value3,...
               field_name4,field_value4,...
               field_name5,field_value5,...
               field_name6,field_value6,...
               field_name7,field_value7,...
               field_name8,field_value8,...
               field_name9,field_value9,...
               field_name10,field_value10);

% Limpeza de dados
clear field_name1 field_value1 ...
       field_name2 field_value2 ...
       field_name3 field_value3 ...
       field_name4 field_value4 ...
       field_name5 field_value5 ...

```

```

field_name6 field_value6 ...
field_name7 field_value7 ...
field_name8 field_value8 ...
field_name9 field_value9 ...
field_name10 field_value10 ...
field_name0 field_value0 ...
loads_2_name loads_1_name ...
n_phases loads_1 loads_2

```

Definição das background loads

(Este método deve ser substituído pela somatória das definições de Steadman e Rudd & Poppa, para tanto devem ser inseridos os dados históricos de Temperatura, Humidade, Consumo horário e Irradiância solar)

Seja então uma declaração genérica de cargas dada por:

```

% Inicialização da estrutura de dados (Lee & Lee)
field_name1 = 'Start';
field_value1 = randi([1 n_samples],bg_samples,n_bg_loads);
field_name2 = 'Length';
field_value2 = zeros(bg_samples,n_bg_loads);
field_name3 = 'Finish';
field_value3 = n_samples.*ones(bg_samples,n_bg_loads);
field_name4 = 'Beta';
field_value4 = zeros(bg_samples,n_bg_loads);
field_name5 = 'Power';
field_value5 = randi([minp maxp],bg_samples,n_bg_loads)/10;

% Criação da estrutura de dados %
loads.Lee = struct(    field_name1,field_value1,...
                      field_name2,field_value2,...
                      field_name3,field_value3,...
                      field_name4,field_value4,...
                      field_name5,field_value5    );

% Limpeza de dados %
clear field_value1 field_name1...
      field_value2 field_name2...
      field_value3 field_name3...
      field_value4 field_name4...
      field_value5 field_name5

% Criação dos vetores de duração de acionamento %
for k = 1:bg_samples
    for i = 1:n_bg_loads
        loads.Lee.Finish(k,i) = randi([loads.Lee.Start(k,i) n_samples],1,1);
    end
end
loads.Lee.Length = loads.Lee.Finish - loads.Lee.Start;

% Criação dos vetores de restrição %
for k = 1:bg_samples

```

```

for i = 1:n_bg_loads           % Para "Background Loads"
    loads.Lee.Beta(k,i) = randi([minp floor(log(load.Lee.Power(k,i)+1)),1,1]);
end
end

clear minp maxp LBMP
loads.Lee;

```

Modelo de cargas não despacháveis

Os parâmetros do modelo estão completos, resta estabelecer os parâmetros de performance e a matriz de demanda característica:

```

Demand.Lee = zeros(bg_samples,n_bg_loads,n_samples);
% Inicializa a matriz de potências demandadas (zeros)

% Criação das matrizes de demanda %
for k = 1:bg_samples
    for i = 1:n_bg_loads           % Para "Background Loads"
        for j = loads.Lee.Start(k,i):loads.Lee.Finish(k,i)
            Demand.Lee(k,i,j) = loads.Lee.Power(k,i);
        end
    end
end
end

```

As demandas podem ser compactadas em seus valores totais para cada hora do dia:

```

Total_power.Lee = squeeze(sum(Demand.Lee,2));
% Potência demandada total para cada amostra

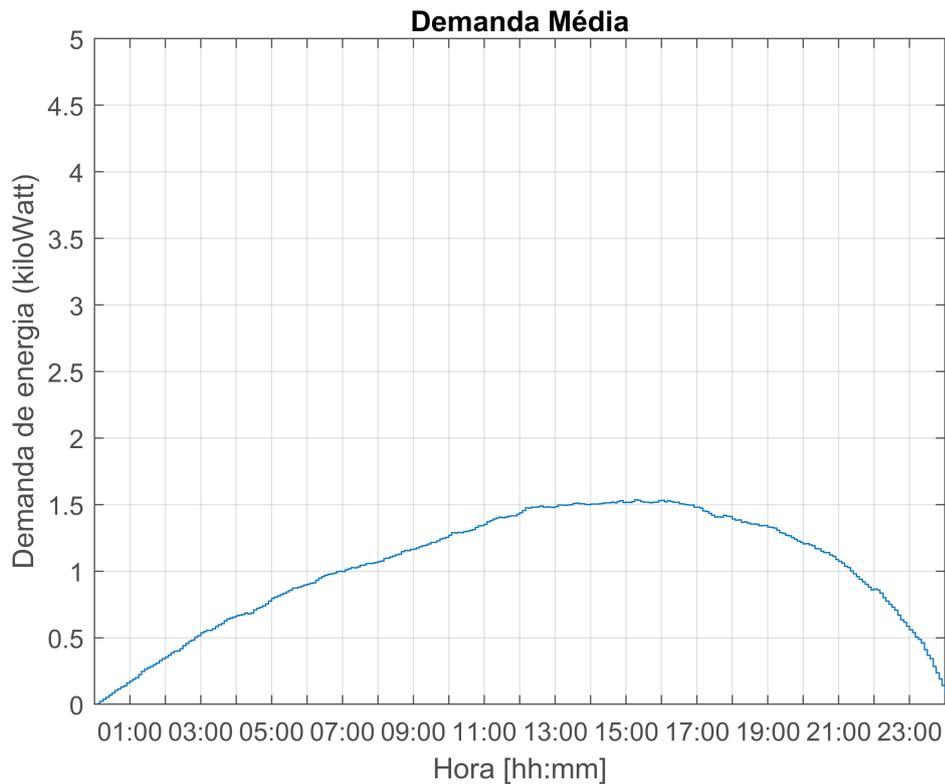
```

Resultado para cargas não despacháveis

```

Avg_power.Lee = mean(Total_power.Lee,1);
% Média de potência demandada de toda a população
Daily_Avg_power.Lee = sum(Avg_power.Lee);
% Potência media demandada diária em kW
figure
stairs(Avg_power.Lee)
    title('Demanda Média');
    axis([0,288,0,5]);
    grid on;
    set(gca,'Xcolor',[0.3 0.3 0.3]);
    set(gca,'Ycolor',[0.3 0.3 0.3]);
    xlabel('Hora [hh:mm]');
    ylabel('Demanda de energia (kilowatt)');
    set(gca,'XTick',...
        [12 , 24, 36, 48, 60, 72, 84, 96, 108, 120, 132, 144, ...
        156, 168, 180, 192, 204, 216, 228, 240, 252, 264, 276]);
    set(gca,'XTickLabel',{...
        '01:00', '', '03:00', '', '05:00', '', '07:00', '', '09:00', '', '11:00', '', ...
        '13:00', '', '15:00', '', '17:00', '', '19:00', '', '21:00', '', '23:00', ''});

```



Definição do pico limite de demanda

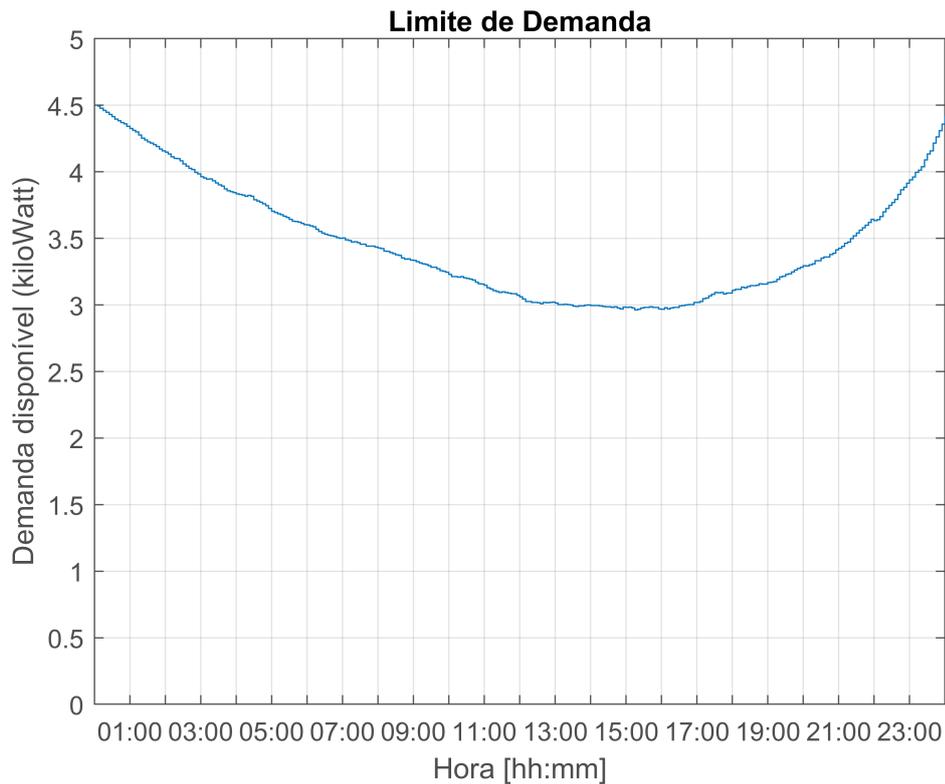
```

% Definição do valor base do pico
PEAK = 4.5*ones(1,n_samples);

% Composição dos trechos em uma linha de pico completa
peak_limit = PEAK - Avg_power.Lee;

% Limpeza de dados
clear PEAK
figure
stairs(peak_limit)
    title('Limite de Demanda');
    axis([0,288,0,5]);
    grid on;
    set(gca,'Xcolor',[0.3 0.3 0.3]);
    set(gca,'Ycolor',[0.3 0.3 0.3]);
    xlabel('Hora [hh:mm]');
    ylabel('Demanda disponível (kiloWatt)');
    set(gca,'XTick',...
        [12 , 24, 36, 48, 60, 72, 84, 96, 108, 120, 132, 144, ...
        156, 168, 180, 192, 204, 216, 228, 240, 252, 264, 276]);
    set(gca,'XTickLabel',{...
        '01:00',' ','03:00',' ','05:00',' ','07:00',' ','09:00',' ','11:00',' ',...
        '13:00',' ','15:00',' ','17:00',' ','19:00',' ','21:00',' ','23:00',' '});

```



Solução matemática

```

% Escolhendo o modelo de cargas para simulação
finish = loads.Finish;
duration = loads.Duration;
start = loads.Start;
length = loads.Length;
best = loads.Best;
phases = loads.Phases;
average_power = loads.Average_Power;
peak_power = loads.Peak_Power;
comfort = loads.Comfort;
color = loads.Color;

% Calculando variáveis de suporte para aplicação da solução de programação linear
% Definindo a dimensão da matriz Aeq
dim = finish - duration - start + 1;
dim_max = sum(dim);

% Criando a matriz Aeq
Aeq = zeros(n_loads,dim_max);
aux = 0;
for load=1:n_loads
    Aeq(load,:) = [ zeros(1,aux), ones(1,dim(load)), zeros(1,dim_max-dim(load)-aux) ];
    aux = aux + dim(load);
end

```

```

% Criando a matriz beq
beq = ones(n_loads,1);

% Criando as matrizes FX (Custo) e GX (Conforto) ...
FX = zeros(1,dim_max);
GX = zeros(1,dim_max);
aux = 1;
% ... utilizando a função auxiliar para calcular os valores de
% % Custo (FX) e Conforto (GX) preliminares
cost = 0;
for load = 1:n_loads
    for time = start(load):(finish(load) - duration(load))
        [ FX_aux , GX_aux ] = shc_obj_func_calc(best(load), ...
                                                phases(load), ....
                                                length(load,:), ...
                                                sample_interval, ...
                                                average_power(load,:), ...
                                                tariff.DSM_White(1,:), ...
                                                confort(load), ...
                                                time);

        FX(aux) = FX_aux;
        GX(aux) = GX_aux;
        aux = aux + 1;
    end
    cost = cost + FX_aux;
end
disp(cost);

```

273.6122

```

% Estabelecendo a restrição (Consumo de pico limitado)
B = peak_limit';
PEAK_IN_SAMPLES = zeros(n_loads, n_samples);

% Criando a matriz A
A = zeros(n_samples, dim_max);
aux_a = 0;
for load = 1:n_loads
    SIZE = finish(load) - start(load) + 1;
    DIMENSION_OSM = start(load) - 1;
    DIMENSION_OEM = n_samples - finish(load);
    DIMENSION_MAX_2 = finish(load) - duration(load) - start(load) + 1;
    Am = zeros(SIZE, DIMENSION_MAX_2);
    OSM = zeros(DIMENSION_OSM, DIMENSION_MAX_2);
    OEM = zeros(DIMENSION_OEM, DIMENSION_MAX_2);
    PEAK = zeros(duration(load),1);
    aux = 0;
    for phase = 1:phases(load)
        PEAK = PEAK + [ zeros(aux,1) ; ...
                       peak_power(load,phase) * ...
                       ones(length(load,phase)/sample_interval,1); ...
                       zeros(duration(load) - aux - ...
                               length(load,phase)/sample_interval,1)];
    end
end

```

```

        aux = aux + length(load,phase)/sample_interval;
    end
    PEAK_IN_SAMPLES(load,:) = [ PEAK ; zeros(n_samples - duration(load),1) ];
    aux = 0;
    for n = 1:DIMENSION_MAX_2
        Am(:,n) = [ zeros(aux,1) ; PEAK ; zeros(SIZE - aux - duration(load),1) ];
        aux = aux + 1;
    end
    Aaux = [ OSM ; Am ; OEM ];
    [ k , n_columns ] = size(Aaux);
    for n = 1:n_columns
        A(:,aux_a+n) = Aaux(:,n);
    end
    aux_a = aux_a+n_columns;
end

% Limpeza de dados
clear aux_a SIZE DIMENSION_OEM DIMENSION_MAX_2 DIMENSION_OSM

% Utilizando programação linear inteira para encontrar a solução ótima do problema
try
    options = optimoptions('intlinprog','RootLPAlgorithm','dual-simplex');
    lb = zeros(size(FX));
    ub = ones(size(FX));
    intcon = 1:1:size(FX,2);
    OBJ_FUNC = (FX);
    [RESULT, fval, exitflag, output] = intlinprog ( OBJ_FUNC, ...
                                                    intcon, ...
                                                    A, ...
                                                    B, ...
                                                    Aeq, ...
                                                    beq, ...
                                                    lb, ...
                                                    ub, ...
                                                    options);
    fprintf ('\nSolution status = %s\n', output.message);
    fprintf ('Solution value = %d\n', fval);
catch m
    disp(m.message);
end

```

```

LP:                Optimal objective value is 248.763048.

Cut Generation:    Applied 5 implication cuts,
                  21 clique cuts, 8 cover cuts,
                  and 3 zero-half cuts.
                  Lower bound is 250.101047.

Heuristics:       Found 1 solution using rounding.
                  Upper bound is 251.814517.
                  Relative gap is 0.67%.

Cut Generation:    Applied 2 clique cuts, 1 strong CG cut,
                  and 1 zero-half cut.
                  Lower bound is 250.156133.

```

Relative gap is 0.65%.

Branch and Bound:

nodes explored	total time (s)	num int solution	integer fval	relative gap (%)
2	0.44	2	2.501561e+02	0.000000e+00

Optimal solution found.

Intlinprog stopped because the objective value is within a gap tolerance of the optimal value, options.AbsoluteGapTolerance (the default value). The intcon variables are integer within tolerance, options.IntegerTolerance = 1e-05 (the default value).

Solution status = Optimal solution found.

Intlinprog stopped because the objective value is within a gap tolerance of the optimal value, options.AbsoluteGapTolerance (the default value). The intcon variables are integer within tolerance, options.IntegerTolerance = 1e-05 (the default value).
Solution value = 2.501561e+02

```
Solution = find(RERESULT,n_loads);
offset = 0;
for load = 1:n_loads
Solution(load) = Solution(load) - offset + start(load) - 1;
offset = offset + dim(load);
end
% Exibe resultados na tela
disp ((Solution')*(5/60));
```

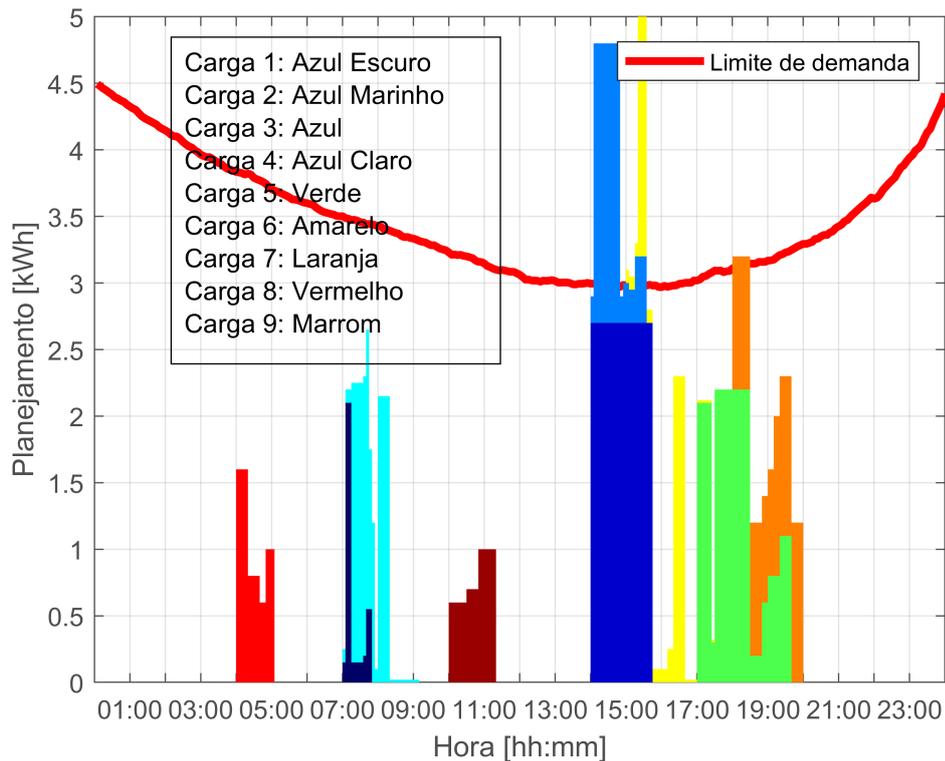
10.7500 16.0833 18.0000 10.7500 20.3333 17.5000 21.0000 6.0000 14.5000

```
s = 1;
if (s == 1)
X = (1:1:n_samples);
figure;
plot(X,peak_limit,'-r','LineWidth',3)
axis([0,288,0,5]);
grid on;
set(gca,'Xcolor',[0.3 0.3 0.3]);
set(gca,'Ycolor',[0.3 0.3 0.3]);
xlabel('Hora [hh:mm]');
ylabel('Planejamento [kWh]');
legend('Limite de demanda');
set(gca,'XTick',...
[12 , 24, 36, 48, 60, 72, 84, 96, 108, 120, 132, 144, ...
156, 168, 180, 192, 204, 216, 228, 240, 252, 264, 276]);
set(gca,'XTickLabel',{...
'01:00',' ','03:00',' ','05:00',' ','07:00',' ','09:00',' ','11:00',' ','...
'13:00',' ','15:00',' ','17:00',' ','19:00',' ','21:00',' ','23:00',' '});
TIME_VALUE = zeros(n_samples,1);
for load = 1:n_loads
aux = 0;
pos_initial = loads.Best(load);
for sample = 1:loads.Duration(load)
hold('on');
rectangle('Position',...
[pos_initial+aux TIME_VALUE(pos_initial+aux) 1 ...
PEAK_IN_SAMPLES(load,sample)],...
```

```

        'LineStyle', 'none','FaceColor', color(load,:));
    TIME_VALUE(pos_initial + aux) = TIME_VALUE(pos_initial + aux) + ...
        PEAK_IN_SAMPLES(load,sample);
    aux = aux + 1;
end
end
end
dim = [.2 .5 .3 .4];
str = {'Carga 1: Azul Escuro', 'Carga 2: Azul Marinho', 'Carga 3: Azul', 'Carga 4: Azul Claro
annotation('textbox',dim,'String',str,'FitBoxToText','off');

```



```

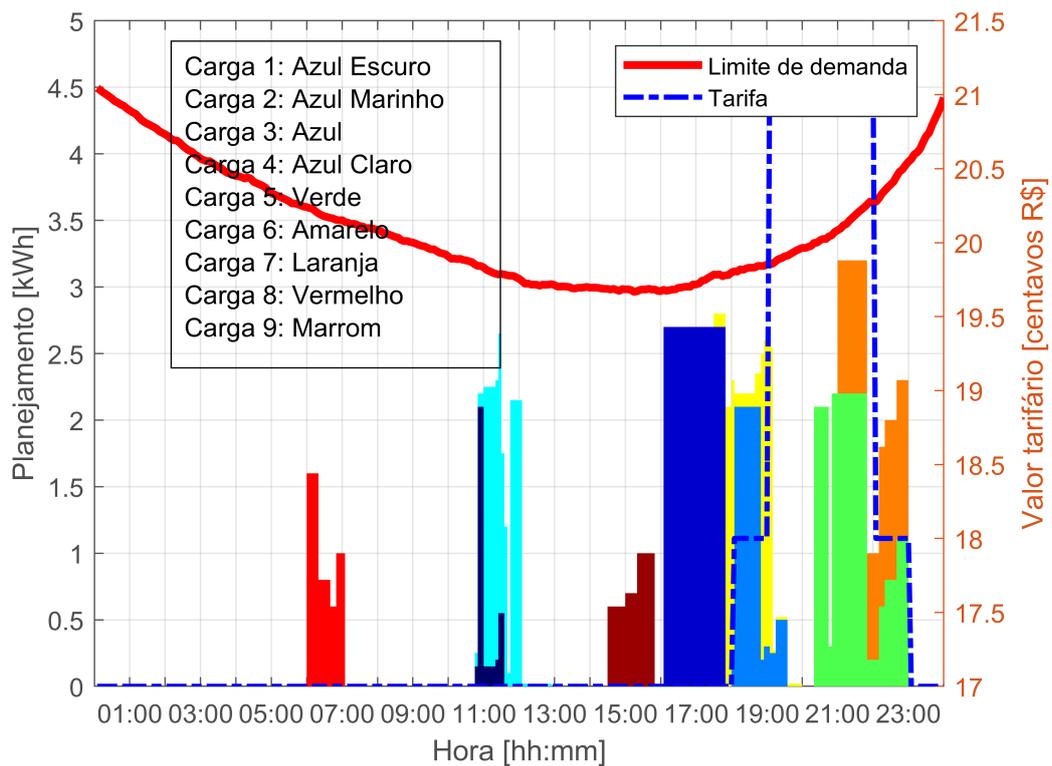
figure;
yyaxis right
plot(X,tariff.DSM_White,'-.b','LineWidth',2)
ylabel('Valor tarifário [centavos R$]');
yyaxis left
plot(X,peak_limit,'-r','LineWidth',3)
axis([0,288,0,5]);
grid on;
set(gca,'Xcolor',[0.3 0.3 0.3]);
set(gca,'Ycolor',[0.3 0.3 0.3]);
xlabel('Hora [hh:mm]');
ylabel('Planejamento [kWh]');
legend('Limite de demanda','Tarifa');
set(gca,'XTick',...
    [12 , 24, 36, 48, 60, 72, 84, 96, 108, 120, 132, 144, ...
    156, 168, 180, 192, 204, 216, 228, 240, 252, 264, 276]);

```

```

set(gca, 'XTickLabel', { ...
    '01:00', '03:00', '05:00', '07:00', '09:00', '11:00', '13:00', ...
    '15:00', '17:00', '19:00', '21:00', '23:00' });
TIME_VALUE = zeros(n_samples,1);
for load = 1:n_loads
    aux = 0;
    pos_initial = Solution(load);
    for sample = 1:duration(load)
        hold('on');
        rectangle('Position', ...
            [pos_initial+aux TIME_VALUE(pos_initial+aux) 1 ...
            PEAK_IN_SAMPLES(load,sample)], ...
            'LineStyle', 'none', 'FaceColor', color(load,:));
        TIME_VALUE(pos_initial + aux) = TIME_VALUE(pos_initial + aux) + ...
            PEAK_IN_SAMPLES(load,sample);
        aux = aux + 1;
    end
end
dim = [.2 .5 .3 .4];
str = {'Carga 1: Azul Escuro', 'Carga 2: Azul Marinho', 'Carga 3: Azul', 'Carga 4: Azul Claro',
'Carga 5: Verde', 'Carga 6: Amarelo', 'Carga 7: Laranja', 'Carga 8: Vermelho', 'Carga 9: Marrom'};
annotation('textbox',dim,'String',str,'FitBoxToText','off');

```



APÊNDICE B – JCAE-D-17-00384R1

Article submetido ao Journal of Control, Automation and Electrical Systems.

Proposed Architecture for Energy Efficiency and Comfort Optimization in Smart Homes

Smart Home Architecture for Energy Efficiency

**P.U.B. Albuquerque · D.K. de A. Ohi ·
N.S. Pereira · B. de A. Prata · G.C.
Barroso**

Received: date / Accepted: date

Abstract In this paper a smart home controller proposal is formalized as a multi-objective integer linear programming problem that minimizes energy consumption and maximizes comfort. A comfort objective function is tested for several tariff scenarios including one with renewable sources as local off-grid micro-generation. The proposed model specifies best times to activate real household appliances based on energy consumption data, given load-limiting constraint and user preferences, by use of a weighted aggregation function. The proposed scenarios have shown excellent results for energy saving without a significant reduction in comfort.

Keywords Demand side management · Renewable sources · Operations research · Smart home

The support of the Coordination for Higher Education Staff Development (CAPES) and National Council for Scientific and Technological Development (CNPq) are acknowledged and appreciated.

P.U.B. Albuquerque
Department of Teleinformatics Engineering, Federal University of Ceará, Fortaleza, 60455-900, Brazil and Federal Institute for Education, Science and Technology of Ceará, Fortaleza, 60040-531, Brazil
E-mail: purbano@ifce.edu.br

D.K. de A.Ohi
Department of Electrical Engineering, Federal University of Ceará, Fortaleza, 60455-900, Brazil

N.S. Pereira
Department of Teleinformatics Engineering, Federal University of Ceará, Fortaleza, 60455-900, Brazil

B.A. Prata
Department of Industrial Engineering, Federal University of Ceará, Fortaleza, 60455-900, Brazil

G.C. Barroso
Department of Physics, Federal University of Ceará, Fortaleza, 60455-900, Brazil

APÊNDICE C – SBAI

Article submetido ao Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente.

HOME ENERGY MANAGEMENT SYSTEMS - LOAD PROFILING FOR SMART SCENARIOS

DANIEL K. DE A. OHI*, GIOVANNI C. DE BARROS†, BRUNO DE A. PRATA‡

**Department of Electrical Engineering
Federal University of Ceará
Fortaleza, Ceará, Brazil*

*†Department of Physics
Federal University of Ceará
Fortaleza, Ceará, Brazil*

*‡Department of Industrial Engineering
Federal University of Ceará
Fortaleza, Ceará, Brazil*

Emails: kenji.ohi@alu.ufc.br, gcb@fisica.ufc.br, baprata@ufc.br

Abstract— Is it possible to define a small subset of load profiles that could be used in prediction and control of smart homes and smart grids? This paper starts a discussion on how a cross application of conditional demand analysis and individual load profiling could start to answer this question. The available coarse-grained system statistical data needed for the former comes together with the fine-grained home appliance usage of the following to create a clearer view of energy consumptions on both ends. The ultimate goal is: optimal management and efficiency for electrical loads in a growing smarter environment.

Keywords— Smart Grids, Energy Efficiency, Electrical Power Systems

Resumo— É possível definir cargas elétricas sob perfis comuns que possam ser usados para prever e controlar casas inteligentes e a rede elétrica inteligente? Este artigo busca discutir como uma aplicação que utilize análise condicional de demanda e criação de perfis de cargas elétricas possa responder essa pergunta. Os dados estatísticos generalistas para o primeiro método juntam-se aos dados específicos do consumo doméstico individual para criar uma visão abrangente dos dois lados. O objetivo final sendo: gestão ótima e eficiente de cargas elétricas num ambiente cada vez mais inteligente.

Palavras-chave— Redes Inteligentes, Eficiência Energética, Sistema Elétrico de Potência

1 Introduction

The growing integration between information technologies and electrical power systems creates the smart grid and smart home environments. Clearly bounded single load classification could improve simulation ability to compare and control energy usage for a growing number of smart devices in cooperative systems. Grouping loads together further advances interoperability and cooperation in a more tractable form. The combined advantage of the classification and load description is: expected improvement in modeling and simulation of consumer energy systems.

The ultimate goal is: optimal management and efficiency for electrical loads in a growing smarter environment. Energy efficiency has to respect several conflicting objectives, not only comfort and cost minimization for the user, but higher quality levels and optimal operation for the utility - Demand Side Management (DSM) being an exponent technology for utilities optimization. There are conflicts inbound to the user (smart home) as well as for the energy provider (smart grid) and they act interactively, hopefully a common classification and description could help lessen conflicts.

This article starts with referenced comments on load profiling in Section 2, usage of statistical and engineering data has been used in smart homes and smart grids. In section 3 the generic load (appliance) is defined for constructing the smarter home environment. Finally section 4 proposes a framework to use smart home load profiling and section 5 offers a conclusion with conditional demand analysis (CDA) and profiling being used.

2 Loads profiling

Load profile is a graphical representation of electrical load over time. A lot of research has focused in characterizing and forecasting electrical demand at system level in order to achieve balance in supply and demand (McLoughlin, 2013), but patterns at system level is extremely diverse when compared to individual homes. Several authors have proposed simulation of electrical demand in homes (Huang et al., 2015; Mohsenian-Rad and Leon-Garcia, 2010; Zhao et al., 2013) mainly based in occupancy patterns and appliance holdings without proper characterization of electrical consumption - as it is described rather than predicted (Parti and Parti, 1980).