



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

JONATHA RODRIGUES DA COSTA

MODELAGEM E ANÁLISE DE UM *SMART CONDOMINIUM CONTROLLER*
UTILIZANDO INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

FORTALEZA

2023

JONATHA RODRIGUES DA COSTA

MODELAGEM E ANÁLISE DE UM *SMART CONDOMINIUM CONTROLLER*
UTILIZANDO INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

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

Orientador: Prof. Dr. Giovanni Cordeiro Barroso

Coorientador: Prof. Dr. Arthur Plinio de Souza Braga

FORTALEZA

2023

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Sistema de Bibliotecas
Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

- C873m Costa, Jonatha Rodrigues da.
Modelagem e análise de um Smart Condominium Controller utilizando inteligência artificial /
Jonatha Rodrigues da Costa. – 2023.
124 f. : il. color.
- Tese (doutorado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação
em Engenharia Elétrica, Fortaleza, 2023.
Orientação: Prof. Dr. Giovanni Cordeiro Barroso.
Coorientação: Prof. Dr. Arthur Plinio de Souza Braga.
1. Demand Side Management. 2. Lógica Fuzzy. 3. Particle Swarm Optimization. 4. Smart Controller. 5.
Smart Home. I. Título.

CDD 621.3

JONATHA RODRIGUES DA COSTA

MODELAGEM E ANÁLISE DE UM *SMART CONDOMINIUM CONTROLLER*
UTILIZANDO INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

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

Aprovada em: 16 de junho de 2023

BANCA EXAMINADORA

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

Prof. Dr. Arthur Plinio de Souza Braga (Coorientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Fernando Lessa Tofoli
Universidade Federal de São João Del-Rei (UFSJ)

Prof. Dr. Pedro Urbano Braga de Albuquerque
Instituto Federal do Ceará (IFCE)

Prof. Dr. Cláudio Albuquerque Frate
Pesquisador associado (UnB)

À minha família, por sua capacidade de acreditar e de investir em mim. A Cristo Jesus, meu Senhor e Salvador que me vê, e que sempre se faz graciosamente presente em todos os momentos da minha curta existência espaço-temporal.

AGRADECIMENTOS

À minha esposa Valdenice Silva Ferreira da Costa, a minha filha Isabelle Camile Costa e ao meu filho, Arthur Costa, os quais nos momentos de minha ausência dedicados ao estudo superior, sempre se esforçaram para entender que o futuro é feito a partir da constante dedicação no presente!

Agradeço a todos os professores por me proporcionarem conhecimento técnico e analítico, mas para além disso, por me assistirem com dedicação no processo de ensino-aprendizagem. Dentre esses, agradeço especialmente ao Prof. Dr. Giovanni Cordeiro Barroso pelo empenho, dedicação, diligência e paciência na orientação desta tese, possibilitando essa conquista.

Agradeço ao prof. Pedro Urbano e ao prof. Arthur Braga pela partilha de considerações técnicas relevantes e pela disponibilidade de assistência. Adicionalmente, agradeço aos colegas dos grupos de estudos de otimização Stephanie Santos e Rodolfo Coutinho, bem como aos colegas do grupo de estudos de robótica Antonio Barbosa, Darielson Souza e Josias Batista, pela sinergia, apoio e discussões que somaram ao meu trabalho.

“O talento perde para o esforço quando o talento
deixa de esforçar-se.”

(Desconhecido)

RESUMO

A expansão de uma sociedade emergente na era da inteligência artificial tem proporcionado benefícios significativos em termos de avanços tecnológicos e de crescimento econômico. No entanto, essa expansão também tem gerado desafios relacionados à economia financeira e ao conforto residencial, tanto em nível individual quanto em nível condominial. À medida que as expectativas de conforto evoluem, impulsionadas pelos avanços tecnológicos, a pressão financeira para manter ou melhorar a economia residencial também aumenta. Essa dinâmica pode resultar em uma relação conflituosa entre a busca pelo conforto residencial e a capacidade econômica de alcançá-lo, especialmente se os elos da cadeia energética não atuarem de modo integrado e convergente com a relação oferta-demanda na matriz energética. Neste contexto, destaca-se que um equilíbrio entre consumo energético e conforto residencial é alcançável operando-se em nível de residência individual e em nível condominial. No primeiro nível (residência), propõe-se a utilização de um controlador residencial inteligente (*Smart Home Controller - SHC*) que utiliza otimização por enxame de partículas (*Particle Swarm Optimization - PSO*) para deslocar as cargas residenciais agendáveis para um horário de acionamento com menor custo de tarifação e máximo conforto. Além disso, emprega-se um algoritmo com lógica difusa (*fuzzy*) para definir os níveis de conforto das cargas residenciais, levando em consideração a interação com o usuário em relação ao estado de humor, temperatura e umidade. Dessa forma, é possível integrar as percepções do usuário ao modelo de conforto do SHC. No segundo nível (condomínio), propõe-se a utilização de um controlador condominial inteligente (*Smart Condominium Controller - SCC*) que emprega uma rede neural recorrente, Memória de curto e longo prazo (*Long Short Term Memory - LSTM*), para prever a capacidade de geração distribuída (GD) de energia elétrica para o próximo período com base em dados climáticos. Além disso, o SCC distribui entre as residências do condomínio os créditos resultantes dessa energia gerada, seguindo os termos do Sistema de Compensação de Energia Elétrica (SCEE) do Brasil. Para tanto, são realizados estudos dos modelos de conforto residencial, dos modelos de cargas residenciais, SHCs, SCCs, bem como das técnicas e modelos de interação entre casas inteligentes, GD e compartilhamento de créditos entre residências. O SCC/SHC proposto integra o novo modelo matemático de conforto e capacidade para gerenciar dinamicamente a energia elétrica em condomínios, considerando as perspectivas macro e micro de consumo e compensação no SCEE. Em termos de resultados, os comparativos entre os cenários residenciais de SHC com funções de conforto distintas (*fuzzy* e *no-fuzzy*) mostram benefícios na relação consumo-conforto para os usuários, tanto em nível

residencial quanto condominial, além de proporcionar maior previsibilidade de demanda para a concessionária de energia elétrica.

Palavras-chave: gerenciamento do lado da demanda; lógica *fuzzy*; otimização por enxame de partículas; controladores inteligentes; redes elétricas inteligentes.

ABSTRACT

The expansion of an emerging society in the age of artificial intelligence has led to technological advances and economic growth. However, it has also created challenges in terms of financial savings and residential comfort, both at the individual and condominium levels. As comfort expectations evolve with technological advancements, there is increased financial pressure to maintain or enhance residential comfort. This can create a conflict between the pursuit of comfort and the economic ability to achieve it, particularly if the energy chain fails to integrate and align with the supply-demand relationship in the energy matrix. In this context, it should be noted that it is possible to achieve a balance between energy consumption and residential comfort by operating at the level of the individual residence and at the condominium level. At the first level it is proposed the use of a Smart Home Controller (SHC) that uses Particle Swarm Optimization (PSO) to shift the charges residential schedules that can be activated at a lower cost and with maximum comfort. In addition, an algorithm with fuzzy logic is used to define the comfort levels of residential loads, taking into account the interaction with the user in relation to climate, temperature and humidity. In this way, it is possible to integrate user evidence into the SHC comfort model. At the second level, it is proposed the use of an Smart Condominium Controller (SCC) that uses a Long Short Term Memory (LSTM) to forecast the distributed generation (DG) capacity of electricity for the next period based on climate data. In addition, the SCC distributes the credits resulting from this generated energy among the residences in the condominium, following the terms of the Electric Energy Compensation System (EECS) in Brazil. To this end, studies are carried out on residential comfort models, residential load models, SHCs, SCCs, as well as techniques and interaction models between smart homes, DG and credit sharing between homes. The SCC/SHC integrated model includes a new mathematical model of comfort and ability to perform the dynamic management of electricity in a condominium, considering a macro and micro perspective of consumption and compensation of electricity in the EECS. As a result, comparisons between SHC residential scenarios with different comfort functions demonstrate gains in the consumer-comfort ratio for the user, both at the residential and condominium level, in addition to provide greater predictability of demand for the electricity supplier.

Keywords: demand side management; fuzzy logic; particle swarm optimization; smart controllers; smart grids.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Árvore do SCC/SHC - visão geral	43
Figura 2 – Valores típicos de uma distribuidora, segundo ANEEL	47
Figura 3 – Grau de pertinência de temperatura	57
Figura 4 – Arquitetura de uma <i>Recurrent Neural Network</i>	60
Figura 5 – Arquitetura de uma <i>Long Short Term Memory</i>	61
Figura 6 – Estrutura SCC/SHC - visão geral	64
Figura 7 – Diagrama de blocos de um SCC	65
Figura 8 – Fluxo de fuzzificação do nível de relevância de conforto	70
Figura 9 – Superfície de nível considerando usuário de mau humor ($h_1 = 1$)	73
Figura 10 – Superfície de nível considerando usuário de humor intermediário ($h_2 = 5$)	73
Figura 11 – Superfície de nível considerando usuário de bom humor ($h_3 = 9$)	74
Figura 12 – Percepção de temperatura pelo usuário	74
Figura 13 – Percepção de umidade pelo usuário	75
Figura 14 – Percepção de humor do usuário	76
Figura 15 – Conforto inferido pelo sistema	76
Figura 16 – Fluxograma do algoritmo combinado PSO e Fuzzy	79
Figura 17 – Custos das tarifas branca e convencional	84
Figura 18 – Limites de consumo diário para cargas agendáveis	85
Figura 19 – Agendamento de cargas pelo SHC para TC e sem GD	89
Figura 20 – Agendamento de cargas pelo SHC para Tarifa Branca	92
Figura 21 – Histograma de consumo condominial: amostra de um dia	94
Figura 22 – Recorte de conforto condominial com TC	95
Figura 23 – Recorte de conforto condominial com ToU	96
Figura 24 – SCC: previsão de GD e de consumo mensal	98
Figura 25 – Rateio de GD para abril	100
Figura 26 – Rateio de GD para novembro	100
Figura 27 – Horas de sol a pico	116
Figura 28 – Consumo condominial médio em 12 meses	118
Figura 29 – Agendamento de cargas pelo SHC para ToU com variações de α e sem GD	121

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Trabalhos recentes sobre SHC	37
Tabela 2 – Lista de Símbolos	67
Tabela 3 – Variáveis, termos linguísticos e domínio <i>fuzzy</i>	71
Tabela 4 – Cargas residenciais agendáveis - padrão de consumo A	82
Tabela 5 – Cargas residenciais agendáveis - padrão de consumo B	82
Tabela 6 – Cargas residenciais agendáveis - padrão de consumo C	83
Tabela 7 – Atualização da relevância de carga utilizando entradas nebulosas	87
Tabela 8 – Resultados comparativos de TC entre conforto <i>fuzzy</i> e <i>no-fuzzy</i>	90
Tabela 9 – Resultados comparativos de TC com GD	90
Tabela 10 – Resultados comparativos de ToU conforto <i>fuzzy</i> e <i>no-fuzzy</i>	91
Tabela 11 – Resultados comparativos de ToU com GD	93
Tabela 12 – Registro de dados condominiais de 20 residências	96
Tabela 13 – Média diária de irradiação solar (h/dia) ao longo dos meses do ano	98
Tabela 14 – Comparativo de consumo e crédito para uma residência do condomínio	101
Tabela 15 – Irradiação solar diária média h/dia - Fortaleza	117

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACO	<i>Ant Colony Optimization</i> (otimização de colônia de formigas)
AG	Algoritmo Genético
AIW	<i>Adaptive Inertia Weight</i> (peso de inércia adaptativo)
AMV	<i>Actual Mean Vote</i> (votação média real)
ANN	<i>Artificial Neural Network</i> (rede neural artificial)
ARIMA	<i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (média móvel integrada autoregressiva)
BA	<i>Bat Algorithm</i> (algoritmo do morcego)
BFO	<i>Bacterial Foraging Optimization</i> (otimização de forrageamento bacteriana)
BPSO	<i>Binary Particle Swarm Optimization</i> (otimização de enxame de partículas binárias)
BSS	<i>Battery Storage System</i> (sistema de armazenamento por bateria)
Conf-Fz	Conforto <i>fuzzy</i>
Conf-nFz	Conforto não <i>fuzzy</i>
CPP	<i>Critical Peak Pricing</i> (preço de pico crítico)
CPR	<i>Critical Peak Rebates</i> (desconto de pico crítico)
DAP	<i>Day Ahead Price</i> (preço do dia seguinte)
DEML	<i>Deep Extreme Machine Learning</i> (aprendizado de máquina extremo profundo)
DIF	<i>Diffuse horizontal irradiation</i> (irradiação horizontal difusa)
DIW	<i>Dynamic Inertia Weight</i> (peso de inércia dinâmica)
DL	<i>Deep Learning</i> (aprendizado profundo)
DNI	<i>Direct Normal Irradiation</i> (irradiação normal direta)
DR	<i>Demand Response</i> (resposta à demanda)
DSM	<i>Demand Side Management</i> (gerenciamento pelo lado da demanda)
EDA	<i>Exploratory Data Analysis</i> (análise exploratória de dados)
EIW	<i>Exponential Inertia Weight</i> (peso de inércia exponencial)
EMUC	Empreendimento de Múltiplas Unidades Consumidoras
EVSS	<i>Electric Vehicle Storage System</i> (sistema de armazenamento por veículos elétricos)
FP	<i>Flat price</i> (preço fixo)
GAMS	<i>General Algebraic Modeling System</i> (sistema de modelagem algébrica geral)

GD	Geração Distribuída
GHI	<i>Global Horizontal Irradiation</i> (irradiação horizontal global)
GUI	<i>Graphical User Interface</i> (interface gráfica do usuário)
HEH	<i>Home Energy Hub</i> (central de energia doméstica)
HEMS	<i>Home Energy Management Systems</i> (sistemas de gestão de energia doméstica)
HiEMS	<i>Hierarchical energy management system</i> (sistema hierárquico de gerenciamento de energia)
HLM	<i>Home load management</i> (gerenciamento de cargas residenciais)
HVAC	<i>Heating, Ventilation and Air Conditioning</i> (aquecimento, ventilação e ar condicionado)
IA	Inteligência Artificial
IoT	<i>Internet of Things</i> (internet das coisas)
JDAC	janela de deslocamento e acionamento de cargas
LDIW	<i>Linear Decreasing Inertia Weight</i> (peso de inércia decrescente linear)
Lei n.º 14300	Lei n.º 14.300, de 6 de janeiro de 2022
LF	Lógica <i>Fuzzy</i> (difusa)
LSTM	<i>Long Short Term Memory</i> (memória de longo prazo)
MAS	<i>multi-agent system</i> (sistema multi-agente)
ML	<i>Machine Learning</i> (aprendizado de máquina)
MOGWO	<i>Multi Objective Grey Wolf Optimization</i> (otimização multiobjetivo do lobo cinzento)
PAR	<i>Peak to Average Ratio</i> (razão entre potência média e potência de pico)
PLI	Programação Linear Inteira
PMV	<i>Predicted Mean Vote</i> (voto médio previsto)
PO	Pesquisa Operacional
POO	Programação Orientada a Objetos
PPD	<i>Predicted Percentage Dissatisfied</i> (percentagem prevista de insatisfação)
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i> (otimização por enxame de partículas)
RNN	<i>Recurrent Neural Network</i> (rede neural recorrente)
RTP	<i>Real Time Price</i> (preço em tempo real)
SA	<i>Simulated annealing</i> (recozimento simulado)

SARIMA	<i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average</i> (média móvel integrada autoregressiva sazonal)
SBY	<i>Strawberry Optimization algorithm</i> (algoritmo de otimização do morango)
SCC	<i>Smart Condominium Controller</i> (controlador condominial inteligente)
SCEE	Sistema de Compensação de Energia Elétrica
SG	<i>Smart Grid</i> (rede elétrica inteligente)
SH	<i>Smart Home</i> (casa inteligente)
SHC	<i>Smart Home Controller</i> (controlador residencial inteligente)
SIC	<i>Smart Industry Controller</i> (controlador industrial inteligente)
SM	<i>Smart Meter</i> (medidor inteligente)
SSM	<i>Supply Side Management</i> (gerenciamento pelo lado do fornecimento)
ST	Série Temporal
TC	Tarifa Convencional
TE	Tarifa de Energia
TLBO	<i>Teacher Learning Based Optimization</i> (otimização baseada na aprendizagem do professor)
TLGO	<i>Teacher Learning Genetic Optimization</i> (otimização genética da aprendizagem do professor)
ToU	<i>Time of Use</i> (tempo de utilização)
TUSD	Tarifa do Uso do Sistema de Distribuição
UC	Unidade Consumidora
VPP	<i>Variable Peak Pricing</i> (preço de pico variável)
WDO	<i>Wind-Driven Optimization</i> (otimização orientada pelo vento)
WHS	<i>Water Heating System</i> (sistema de aquecimento de água)

LISTA DE SÍMBOLOS

α	Valor de ponderação entre a função objetivo f_1 e a função objetivo f_2
c_1	Valor linguístico “baixo” atribuído à variável linguística ω
c_2	Valor linguístico “médio” atribuído à variável linguística ω
c_3	Valor linguístico “alto” atribuído à variável linguística ω
C	Vetor de custo do consumo de energia elétrica no período
C_{Lm}	Nível de conforto da m -ésima carga
C_t	Novo estado de célula no LSTM
C_{t-1}	Estado de célula anterior no LSTM
\tilde{C}_t	Vetor de valores que podem ser adicionados à célula de estado.
f_t	Saída da camada <i>sigmoid</i> chamada <i>forget gate layer</i>
f_1	Função objetivo de economia financeira
f_2	Função objetivo de conforto residencial
f_3	Função objetivo de crédito de GD
F	Função de avaliação das soluções de agendamento de cargas
h_t	Valor do estado de célula de LSTM próxima à célula
h_{t-1}	Valor anterior de estado de célula do LSTM à camada <i>forget gate layer</i>
h_1	Valor linguístico “mau” atribuído à variável linguística ϕ
h_2	Valor linguístico “neutro” atribuído à variável linguística ϕ
h_3	Valor linguístico “bom” atribuído à variável linguística ϕ
i_t	Saída da camada <i>sigmoid</i> chamada <i>input gate layer</i>
I_{Bm}	Amostra associada ao melhor horário de início da m -ésima carga
I_{Cm}	Hora de início agendada para a m -ésima carga
I_{Em}	Amostra do horário máximo de término da m -ésima carga
I_{Sm}	Amostra do horário mínimo de início da m -ésima carga
M	Número de cargas planejáveis
N	Número total de amostras

N_m	Duração da m -ésima carga em número de amostras
P_k	Limite de pico no k -ésimo instante de tempo
\bar{P}_m	Vetor da potência média da m -ésima carga
\hat{P}_m	Vetor da potência de pico da m -ésima carga
o_t	Saída da camada <i>sigmoid</i> , chamada <i>output gate layer</i>
ω	Relevância de conforto <i>fuzzy</i>
ϕ	Percepção do usuário sobre o próprio estado de humor
τ	Percepção do usuário sobre a temperatura ambiente
t_1	Valor linguístico “muito frio” atribuído à variável linguística τ
t_2	Valor linguístico “frio” atribuído à variável linguística τ
t_3	Valor linguístico “amena” atribuído à variável linguística τ
t_4	Valor linguístico “quente” atribuído à variável linguística τ
t_5	Valor linguístico “muito quente” atribuído à variável linguística τ
T_s	Taxa de amostragem
v	Percepção do usuário sobre a umidade do ambiente
u_1	Valor linguístico “baixa” atribuído à variável linguística v
u_2	Valor linguístico “média” atribuído à variável linguística v
u_3	Valor linguístico “alta” atribuído à variável linguística v
X_t	Valor de entrada na rede LSTM no instante de tempo ‘ t ’.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	20
1.1	Contextualização do problema	20
1.2	Objetivos	23
1.3	Contribuições	24
1.4	Publicação	24
1.5	Organização	24
2	ESTADO DA ARTE	26
2.1	Considerações iniciais	26
2.2	Modelagem de conforto	26
2.2.1	<i>Trabalhos relacionados à modelagem matemática de conforto</i>	26
2.2.1.1	<i>Modelagem de conforto categorizado como métrica global</i>	28
2.3	<i>Smart Home Controller - SHC</i>	31
2.3.1	<i>Trabalhos relacionados aos modelos de SHC e técnicas</i>	31
2.4	<i>Smart Condominium Controller - SCC</i>	38
2.4.1	<i>Trabalhos relacionados aos modelos de SCC e técnicas</i>	38
2.4.2	<i>Visão holística do estado da arte</i>	42
2.5	Considerações finais	43
3	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	45
3.1	Considerações iniciais	45
3.2	Gerenciamento energético	45
3.2.1	<i>Gerenciamento pelo lado da Demanda</i>	45
3.2.2	<i>Tarifação de energia elétrica</i>	46
3.2.2.1	<i>Tarifa Branca</i>	47
3.2.3	<i>Geração Distribuída</i>	48
3.2.3.1	<i>Marco Legal de GD no Brasil</i>	49
3.2.3.2	<i>GD solar</i>	50
3.2.3.3	<i>GD condominial</i>	51
3.2.3.4	<i>Utilização de GD em EMUC</i>	52
3.2.4	<i>Modelagem de cargas e de conforto residenciais</i>	53
3.3	Algoritmos computacionais	54

3.3.1	<i>Lógica Fuzzy</i>	54
3.3.1.1	<i>Definições</i>	55
3.3.1.2	<i>Formalização</i>	56
3.3.1.3	<i>Aplicações</i>	56
3.3.2	<i>Particle Swarm Optimization - PSO</i>	57
3.3.2.1	<i>Atualização da melhor posição individual e global</i>	58
3.3.2.2	<i>Atualização da velocidade e da posição de uma partícula</i>	58
3.3.3	<i>Séries Temporais</i>	59
3.3.4	<i>Recurrent Neural Network - RNN</i>	60
3.3.4.1	<i>Long Short Term Memory - LSTM</i>	61
3.4	Considerações finais	62
4	PROPOSTA DE CONTROLADOR CONDOMINIAL E RESIDENCIAL 64	
4.1	Arquitetura holística do sistema	64
4.2	Modelo matemático do SCC	66
4.3	Modelo matemático do SHC	67
4.3.1	<i>Modelo de custo - f_1</i>	68
4.3.2	<i>Modelo de conforto - f_2</i>	68
4.3.2.1	<i>Fuzzificação do nível de relevância de conforto</i>	69
4.3.2.2	<i>Modelo de fuzzificação de conforto</i>	70
4.3.2.3	<i>Definições de conforto aplicáveis às simulações</i>	77
4.3.3	<i>Modelo de crédito - f_3</i>	78
4.3.4	<i>Função Multiobjetivo do SHC</i>	78
4.4	Fluxograma do sistema SCC/SHC	79
4.5	Considerações finais	80
5	SIMULAÇÕES, ANÁLISE E RESULTADOS	81
5.1	Considerações iniciais	81
5.2	Cenários, método e parâmetros de simulação	81
5.2.1	<i>Cenários</i>	81
5.2.2	<i>Método de análise de resultados</i>	83
5.2.3	<i>Parâmetros de simulação</i>	84
5.2.4	<i>Cenário de GD</i>	85
5.3	Apresentação e discussão dos resultados	87

5.3.1	<i>Análise da relevância de conforto fuzzificado</i>	87
5.4	Cenários residenciais - SCC/SHC	88
5.4.1	<i>Cenário 01 - Tarifa Convencional sem créditos de GD</i>	88
5.4.2	<i>Cenário 02 - Tarifa Convencional com créditos de GD</i>	90
5.4.3	<i>Cenário 03 - Tarifa Branca sem créditos de GD</i>	91
5.4.4	<i>Cenário 04 - Tarifa Branca com créditos de GD</i>	92
5.5	Cenários condominiais - SCC/SHC	93
5.5.1	<i>Visão condominial</i>	93
5.5.1.1	<i>Distribuição de cargas entre residências do condomínio</i>	94
5.5.1.2	<i>Recorte comparativo entre conforto por tarifa</i>	95
5.5.1.3	<i>Previsão de demanda condominial</i>	97
5.5.1.4	<i>Previsão de demanda residencial</i>	99
5.6	Considerações finais	101
6	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	102
6.1	Trabalhos futuros	103
	REFERÊNCIAS	105
	APÊNDICES	116
	APÊNDICE A – CÁLCULOS BASILARES DE GD SOLAR	116
	APÊNDICE B – PROJETO BASILAR DE GD SOLAR CONDOMINIAL	118
	APÊNDICE C – GRÁFICOS DE AGENDAMENTOS COM TOU	121
	APÊNDICE D – PSEUDO-CÓDIGO DA MODELAGEM DE CONFORTO	122
	APÊNDICE E – PSEUDO-CÓDIGO DO SHC	123
	APÊNDICE F – PSEUDO-CÓDIGO DO SCC	124

1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo é apresentado o contexto do problema estudado nesta tese. Para tanto, são destacadas considerações iniciais sobre os sistemas de gerenciamento de energia elétrica, os fatores de controle envolvidos nos elos da cadeia energética, os conceitos básicos de resposta à demanda, o cenário dos controladores de carga residencial em nível de residência e em nível de condomínio, e as direções da lacuna de pesquisa encontrada em ambos os níveis. Adicionalmente, são apresentados os objetivos, as técnicas utilizadas, os pressupostos, as restrições, as contribuições e a organização desta tese.

1.1 Contextualização do problema

No contexto de *Smart Grid* (rede elétrica inteligente) (SG), um sistema energético compreende tecnologias tais que possibilitem escalabilidade, interoperabilidade e previsibilidade de oferta-demanda, conforme fundamentam [Esther e Kumar \(2016\)](#), [Neumann \(2018\)](#) e [Farmanbar et al. \(2019\)](#). Nesse sentido, a busca por um equilíbrio de interesses entre as partes envolvidas¹ na cadeia energética geração-transmissão-distribuição-consumo impulsiona a análise de variáveis como: o deslocamento de demanda dos horários de pico para horários marginais, a elasticidade de demandas dos setores energéticos, a tarifação monômnia e binômnia, a barreira informacional do consumidor final, e a oferta *day-ahead* (com antecedência de um dia) *versus intraday* (com antecedência de horas), conforme introduzem [Gungor et al. \(2011\)](#), [Silva et al. \(2018\)](#), [Lund et al. \(2019\)](#) e [Sarker et al. \(2021\)](#). Além disso, nos casos de micro e minigeração, somam-se a essas variáveis as implicações da arquitetura do sistema energético para operar com fluxo bidirecional de energia, conforme [ANEEL \(2022a\)](#).

Esse equilíbrio supracitado é caracterizado pela *Demand Response* (resposta à demanda) (DR), a qual atua em duas frentes: *Supply Side Management* (gerenciamento pelo lado do fornecimento) (SSM) e *Demand Side Management* (gerenciamento pelo lado da demanda) (DSM). A primeira - SSM, busca garantir a eficiência dos três primeiros elementos da referida cadeia (geração, transmissão, distribuição) a um custo financeiro mínimo. A segunda - DSM, por outro lado, parte do último elemento dessa cadeia (consumo) e visa estimular o consumidor a uma redução de demanda de energia nos horários de pico, conforme [Nikmehr et al. \(2018\)](#), [Jordehi \(2019\)](#), [Shewale et al. \(2020\)](#) e [Bakare et al. \(2023\)](#). Para esse consumidor, contudo,

¹ Partes envolvidas: No Brasil, o Operador Nacional de Sistema (ONS), o Distribuidor de Energia, o Órgão de Regulação (ANEEL) e o Mercado de consumo setorial.

o *modus operandi* dessa dinâmica de DSM resulta no recebimento de um sinal de tarifação, o qual pode ser respondido com o deslocamento de suas cargas residenciais para horários de consumo marginal, com a mudança nos próprios hábitos de consumo, ou ainda com o investimento em microprodução (miniprodução) de energia renovável, conforme exploram [Gellings e Samotyj \(2013\)](#), [Safdarian et al. \(2015\)](#), [Esther e Kumar \(2016\)](#) e [Mazhar et al. \(2023\)](#). Nesta última modalidade de DR, contudo, esse mesmo consumidor é referenciado como prossumidor (produtor-consumidor), e fornece energia elétrica à concessionária em regime de compensação, conforme detalhado em [ANEEL \(2021\)](#), [ANEEL \(2022a\)](#), [ANEEL \(2023\)](#) e [\(BRASIL, 2022\)](#).

Restringindo essa macro visão à dinâmica particular de DSM, observa-se a crescente presença de soluções com algoritmos automatizados de Inteligência Artificial (IA), os quais visam controlar as cargas residenciais sem afetar a rede elétrica, conforme [Li et al. \(2012\)](#), [Wu et al. \(2014\)](#) e [Ahmed et al. \(2021\)](#). Estas cargas residenciais, são referidas como controláveis nos termos de acessibilidade, conectividade e acionamento remoto, e estão contidas no conceito de *Smart Home* (casa inteligente) (SH), a qual dispõe de um *Smart Home Controller* (controlador residencial inteligente) (SHC) integrado (ou não) a um *Smart Condominium Controller* (controlador condominial inteligente) (SCC), conforme [Giorgio e Pimpinella \(2012\)](#), [Neumann \(2018\)](#) e [Panda et al. \(2022\)](#). Esse SHC integrável, no que lhe concerne, pode abranger a modelagem de cargas residenciais e a modelagem de conforto residencial, conforme [BEZERRA FILHO et al. \(2015\)](#), [Shabber et al. \(2021\)](#) e [Albogamy et al. \(2022\)](#), como também, pode incluir a capacidade de gerenciamento de Geração Distribuída (GD) com (ou sem) *Battery Storage System* (sistema de armazenamento por bateria) (BSS) e *Electric Vehicle Storage System* (sistema de armazenamento por veículos elétricos) (EVSS). Adicionalmente, nos casos de integração desse SHC a um SCC, o referido SHC pode ainda dispor de uma relação colaborativa-não-colaborativa entre os prossumidores de um condomínio residencial, tal que maximize ganhos financeiros aos prossumidores e à concessionária (colaborativa), ou apenas aos prossumidores (não colaborativa), conforme [Rajasekhar et al. \(2019\)](#), [Gielen et al. \(2019\)](#) e [Hu et al. \(2021\)](#).

Diante do contexto acima, observa-se uma lacuna na dinâmica dos controladores de cargas residenciais que pode ser explorada em dois níveis: em nível de agrupamento residencial (condomínio), e em nível de residência individual. Em nível de agrupamento residencial, percebe-se uma rápida expansão dos sistemas de SHC com GD os quais operam em modo não cooperativo, resultando em picos de rebote, instabilidades e contingências em diferentes regiões da rede de distribuição, conforme [Safdarian et al. \(2015\)](#), [Neves et al. \(2016\)](#) e [Haseeb et al.](#)

(2020). Tal modo de operação, sem a existência de um elemento de coordenação, apresenta-se como uma *pseudo*-solução à cadeia energética em função dos danos passíveis à rede. Nesse sentido, [Gholinejad et al. \(2020\)](#), [Paudyal et al. \(2020\)](#) e [Aliabadi et al. \(2021\)](#) sustentam que a coordenação entre SHCs garante o equilíbrio da cadeia permitindo: achatando o perfil de carga agregada, reduzir os custos de eletricidade, facilitar a comercialização de energia, diminuir o fluxo reverso de energia, gerenciar recursos de energia distribuídos, e modificar os padrões de consumo e de geração dos consumidores. De outro modo, em nível residencial individual, observa-se que as propostas atuais não consideram a influência de variáveis climáticas no peso atribuído às cargas residenciais para o conforto do usuário. Desse modo, um aparelho de ar condicionado (por exemplo) é programado para ser acionado com a mesma relevância de conforto (peso) para o usuário, seja em dias quentes, ou em dias frios. Adicionalmente, fatores como percepção do usuário não são considerados nas propostas de conforto residencial, mas sim fatores relacionados às preferências desse usuário, conforme pesquisas apresentadas na [Seção 2.2](#). Essa configuração em questão implica a necessidade de ajustes manuais no SHC, visto que as percepções de conforto do usuário podem não corresponder àquele conforto entregue pelo controlador. Disto, decorrem ainda desajustes na relação entre economia financeira e conforto residencial, bem como na previsibilidade de demanda energética residencial. Portanto, a lacuna observada está posta sobre os SCCs não cooperativos - modelos condominiais, e sobre os SHCs que não consideram as percepções do usuário - modelos residenciais. Neste sentido, a hipótese inicial considerada é que a integração das percepções do usuário à modelagem de conforto residencial exerce influência tanto no conforto quanto no custo financeiro, otimizando as relações de custo-benefício no nível do SHC e do SCC.

Destaca-se que esta tese está inserida no cenário de DR, baseada no DSM e no gerenciamento inteligente de cargas residenciais em que: a) os SHCs compõem um condomínio residencial com GD, gerido por um SCC; b) os controladores utilizam IA para aumentar o conforto residencial e reduzir os custos energéticos; c) a relevância das cargas residenciais no conforto do usuário, considera as variáveis climáticas (temperatura e umidade) e a variável psicológica (humor do usuário); e d) uma relação cooperativa entre SHCs é utilizada de modo coordenado pelo SCC.

1.2 Objetivos

O objetivo geral desta tese é desenvolver um modelo de otimização de consumo e conforto para um condomínio horizontal, o qual opera com GD em modo colaborativo, e integra as percepções do usuário à modelagem de conforto residencial.

Para atingir o objetivo geral proposto, os seguintes objetivos específicos são estabelecidos:

- Realizar uma pesquisa sobre o estado da arte da modelagem de conforto residencial, dos SHCs, dos SCCs, bem como das respectivas técnicas de solução de problemas multiobjetivo;
- Propor e implementar um modelo matemático de conforto residencial que integre as percepções do usuário;
- Propor e implementar um modelo matemático de SHC que integre a modelagem proposta de conforto residencial;
- Propor e implementar um modelo matemático de SCC que integre SHCs com a modelagem de conforto em questão, incluindo rateio de GD condominial;
- Simular e validar os modelos propostos de SHC e SCC;
- Realizar análises comparativas dos resultados.

As implementações são aqui realizadas em Programação Orientada a Objetos (POO) utilizando a linguagem Python[®].

Paralelamente, destacam-se como premissas desta tese, que as SHs estão projetadas com painéis ou módulos fotovoltaicos, e que as cargas residenciais estão contidas no conceito de *Internet of Things* (internet das coisas) (IoT), portanto, com escalabilidade, conectividade e interoperabilidade necessárias. É assumido ainda que são atendidos os requisitos de privacidade de dados, garantidos os padrões de segurança cibernética e robustez das redes de transmissão pela concessionária de energia elétrica. Fora do escopo desta tese estão: o estudo de viabilidade técnica sobre investimento, instalação e manutenção de painéis solares condominiais, condomínio vertical, a correlação das sazonalidades climáticas (inverno-verão) com o padrão de geração de energia e com o perfil de consumo residencial, a correlação da curva de consumo residencial com vida útil de aparelhos residenciais (condições de utilização e manutenção) e afins.

1.3 Contribuições

As principais contribuições desta tese são:

- Proposição e implementação de um modelo matemático de conforto residencial com variáveis climáticas e psicológicas;
- Proposição e implementação de um modelo matemático de controlador condominial inteligente com GD em modo colaborativo coordenado;
- Análise da eficiência energética condominial na relação colaborativa coordenada;
- Desenvolvimento de *framework* de simulação de consumo e conforto condominial;
- Desenvolvimento de *framework* de *Exploratory Data Analysis* (análise exploratória de dados) (EDA), condominiais.
- Disponibilidade dos códigos implementados, bem como dos resultados das simulações do SHC, à comunidade acadêmica via GitHub[®] nos módulos de SHC-SCC, disponíveis em <https://tinyurl.com/jrc-SCC-SHCC>, acessado em 22 de março de 2023.

Em termos de análise de mercado, a abordagem de SCC/SHC proposta nesta tese, pode ser utilizada na avaliação do impacto das mudanças nos mercados de eletricidade residencial. Isso inclui a utilização de preços dinâmicos como ferramenta para gerenciamento do lado da demanda, a inclusão de GD e a prospecção de novos programas de bonificação para consumidores e prossumidores.

1.4 Publicação

- [Costa et al. \(2023\)](#) *An Improved Optimization Function to Integrate the User's Comfort Perception into a Smart Home Controller Based on Particle Swarm Optimization and Fuzzy Logic*. **Sensors** — (Eng. IV – A2).

1.5 Organização

Os demais capítulos desta tese estão organizados como segue:

- **Capítulo 2** - Apresentação do estado da arte sobre modelagem de conforto residencial, controladores residenciais inteligentes e controladores condominiais inteligentes;

- **Capítulo 3** - Apresentação da fundamentação teórica necessária para esta tese;
- **Capítulo 4** - Proposição de metodologia utilizada para a modelagem de função de conforto, do controlador residencial inteligente e do controlador condominial inteligente. Outrossim, apresenta-se o *framework* desenvolvimento para explorar os diversos cenários considerados nesta tese;
- **Capítulo 5** - Apresentação dos resultados obtidos por simulações computacionais, bem como das análises e das discussões dos resultados alcançados;
- **Capítulo 6** - Apresentação das conclusões, das implicações dos resultados obtidos e das oportunidades de trabalhos futuros;
- **Apêndices** - A, B, C, D, E e F.

2 ESTADO DA ARTE

2.1 Considerações iniciais

Neste capítulo é apresentada a revisão do estado da arte relevante para esta tese. São apresentados os modelos matemáticos de conforto residencial, a modelagem de SHCs encontrados na literatura, as técnicas utilizadas para solucionar os problemas de otimização, e os modelos de SCCs colaborativos e não-colaborativos. Essa revisão é aqui dividida nas seguintes vertentes:

- Conforto: conceitos e modelos;
- SHC: Modelos e técnicas;
- SCC: Modelos e técnicas.

2.2 Modelagem de conforto

A eficiência energética numa SH pode ser alcançada pelo deslocamento do horário de acionamento de cargas residenciais, visando o agendamento dessas num período de tarifação reduzida, conforme detalhado na Seção 3.2.4. Contudo, tal deslocamento tende a gerar desconforto ao usuário, considerando que um novo horário de acionamento de cargas pode distanciar-se do conforto habitual do usuário para aproximar-se da economia energética desejada. Desse modo, o conforto é modelado matematicamente para permitir correlacionar a eficiência energética com o impacto de desconforto ao usuário. Com base nisto, nesta seção são apresentadas as modelagens matemáticas de conforto residencial encontradas na literatura.

2.2.1 *Trabalhos relacionados à modelagem matemática de conforto*

O conforto residencial, identificado nas pesquisas mais recentes, pode ser categorizado em: conforto conceitual, conforto individual e conforto global.

- *Conforto categorizado como conceitual (I)* - está relacionado ao bem-estar e à percepção de menor esforço do usuário. Observa-se como exemplo disto, a comunicação e a configuração automática entre dispositivos de IoT numa SH, em que o usuário não necessita de conhecimento especializado para tanto. Este tipo de conforto, pela sua natureza, não apresenta métricas de mensuração, por isso, compreendido apenas como conceitual;

- *Conforto categorizado por métricas individuais (II)* - está relacionado a métricas individualizadas de mensuração de variáveis associadas ao conforto do usuário como: temperatura, umidade, luminosidade, ruído, CO₂, dentre outras. Nesta categoria, cada grandeza pode ser analisada sob uma métrica específica, conforme apresentado na Seção 3.2.4;
- *Conforto categorizado por métricas globais (III)* - está relacionado a um índice numérico que representa a soma dos confortos individuais gerados por cada carga numa residência, e acionadas conforme preferências do usuário. Nesta categoria, a cada carga residencial (x_i) é atribuído um valor que representa seu nível de relevância (w_i) para o conforto do usuário. Portanto, esse conforto global pode ser expresso pela soma dos produtos $x_i \times w_i$.

Por conseguinte, pode-se observar exemplos nos quais as pesquisas mais recentes sobre conforto residencial estão contidas numa dessas três categorias. Na primeira categoria, observa-se como exemplo, que os autores em [Balikhina et al. \(2017\)](#), [Javed et al. \(2017\)](#) e [Pizzagalli et al. \(2018\)](#) abordam o conforto residencial a partir da assistência prestada por dispositivos de IoT às atividades domésticas diárias. De modo que tais dispositivos assistem os usuários em termos de agendamento de atividades, auto-configuração de eletrônicos, aprendizado de preferências do usuário, dentre outros. Na segunda categoria, observa-se como exemplo, que os autores em [Baniyadi et al. \(2019\)](#), [Kivanç et al. \(2022\)](#) e [Albogamy et al. \(2022\)](#) enfatizam métricas individualizadas de conforto por meio de sensoriamento, o qual é aplicado sobre grandezas mensuráveis como: temperatura do ar, velocidade do vento, umidade relativa do ambiente, radiação local, nível de ruído, luminosidade, aroma (odor) ambiental, ergonomia, dentre outros. O conforto mensurado a partir dessas grandezas é categorizado nesta tese, como conforto individual. Por sua vez, na última categoria, observa-se que trabalhos como em [Manzoor et al. \(2017\)](#) e [Albuquerque et al. \(2018\)](#) exploram o conforto residencial como a soma dos confortos individuais produzidos por cada carga numa residência, equacionando todas as cargas em função do tempo de operação e das preferências do usuário.

Contudo, considerando-se que o enfoque desta tese está na modelagem do conforto categorizado como global, a seguir são destacados os trabalhos mais recentes relacionados com esta métrica de conforto residencial.

2.2.1.1 Modelagem de conforto categorizado como métrica global

BEZERRA FILHO *et al.* (2015) definem o Nível Global de Conforto (NGC) residencial baseado no conceito de desvio padrão, conforme Equação 2.1. Os autores utilizam programação linear na proposição da função de custo do SHC, e consideram a classificação das cargas que geram maior impacto no conforto do usuário por meio da variável nível de conforto C_{Li} . Nesta, o usuário define um valor fixo entre 0 (sem impacto) e 1 (máximo impacto) para cada carga.

$$NGC = \left(\frac{T_s}{\sum_{i=1}^M C_{Li}} \right) \sum_{i=1}^M C_{Li} \sqrt{(I_i - I_{bi})^2} \quad (2.1)$$

em que T_s é o intervalo de amostragem de cargas realizado pelo SHC, C_{Li} é o nível de conforto da i -ésima carga (cadastrado pelo usuário) tal que $C_{Li} \in [0, 1]$, I_i é a amostra associada ao horário de início da i -ésima carga, I_{bi} é a amostra associada ao melhor horário de início da i -ésima carga e M é o número de cargas. Os autores estruturam, ainda, a função objetivo para maximização do conforto residencial conforme Equação 2.2, de tal modo que

$$f(x) = \min \left(\sum_{m=1}^M \sum_{i=I_{sm}}^{I_{em}-N_m} (C_{Lm} \sqrt{(i - i_{Bm})^2}) u_{mi} \right), \quad (2.2)$$

em que M é o total de cargas, I_{sm} é o instante mínimo de início da m -ésima carga, I_{em} é o instante máximo de início da m -ésima carga, N_m é o total de amostras da m -ésima carga no intervalo diário de amostragem T_s , C_{Lm} é o nível de conforto da m -ésima carga tal que $C_{Lm} \in [0, 1]$, e u_{mi} é a variável de decisão da programação linear referente à m -ésima carga, tal que $u_{mi} \in [0, 1]$.

Ma *et al.* (2016) utilizam como métrica de análise o conceito de minimização de desconforto do usuário (em lugar de maximização do conforto). Os autores formulam o desconforto gerado pelo deslocamento das cargas de horário flexível de acionamento (A_1) por meio de uma função de potência, e o desconforto gerado pelo descolamento das cargas de potência flexível (A_2) com *Taguchi loss function* (função de perda de Taguchi), as quais são o primeiro e o segundo termo da Equação 2.3, respectivamente.

$$V_d = \sum_{a \in A_1} \rho_a (t_a^b - \alpha_a)^k + \sum_t \sum_{a \in A_2} V_a^t(x_a^t), \quad (2.3)$$

em que a é a carga considerada, $\rho_a \in [0, 1]$ e $k \geq 1$ são números que denotam características de operação da a -ésima carga tal que $a \in A_1$, x_a^t é o consumo de energia da a -ésima carga no intervalo de tempo t , α_a e β_a são os horários de início e término de acionamento da a -ésima

carga, respectivamente, e t_a^b é a hora de início da a -ésima carga que pode ser atrasada na janela de programação. O termo $V_a^t(x_a^t)$ é referente às cargas A_2 , o qual é definido como $\omega_a^t(x_a^t - \hat{x}_a^t)^2$, em que ω_a^t é o parâmetro variante da a -ésima carga em função do intervalo de tempo, e \hat{x}_a^t é a potência de consumo normal da a -ésima carga.

Além disto, os autores formulam uma função de otimização abrangendo dois tipos de cargas (cargas de horário flexível de acionamento e cargas de potência flexível), conforme Equação 2.4.

$$\min \left[\alpha_1 \sum_t P^t \left(\sum_{a \in A_1 \cup A_2} x_a^t \right) + \alpha_2 \left(\sum_{a \in A_1} \rho_a (t_a^b - \alpha_a)^k + \sum_t \sum_{a \in A_2} V_a^t(x_a^t) \right) \right] \quad (2.4)$$

Sujeito às restrições:

$$x_a^t = r_a, \forall t \in \{t_a^b, \dots, t_a^b + T_a - 1\} \subset [\alpha_a, \beta_a], \forall a \in A_1 \quad (2.5)$$

$$x_a^t = 0, \forall t \in \tau \mid \{t_a^b, \dots, t_a^b + T_a - 1\}, \forall a \in A_1 \quad (2.6)$$

$$r_a^{\min} \leq x_a^t \leq r_a^{\max}, \forall t \in [\alpha_a, \beta_a], \forall a \in A_2 \quad (2.7)$$

$$x_a^t = 0, \forall t \in \tau \mid [\alpha_a, \beta_a], \forall a \in A_2 \quad (2.8)$$

e com as variáveis $t_a^b (a \in A_1)$ e $x_a^t (a \in A_2, t \in \tau)$.

Javaid *et al.* (2017) definem o modelo de conforto (Γ) utilizando uma função de potência sobre a janela de acionamento das cargas. A proposta é similar àquela apresentada em (MA *et al.*, 2016), de modo que

$$\Gamma = \sum_{i=1}^n \rho (Ts_i^t - Tu_i^t)^k, \quad (2.9)$$

em que Ts_i^t e Tu_i^t são os tempos operacionais da i -ésima carga definidos pelo controlador de cargas e pelo consumidor, respectivamente. O termo ρ , tal que $0 < \rho < 1$, representa o intervalo a minimizar o desconforto causado pelo atraso no funcionamento dos aparelhos, e cuja violação resulta em aumento de desconforto na forma de maior atraso no funcionamento dos aparelhos. A variável k representa o comportamento das cargas tal que $k \leq 1$. Os autores definem ainda um modelo matemático de outras grandezas no estudo, as quais divergem do escopo desta pesquisa.

Ogunjuyigbe *et al.* (2017) utilizam o conceito de satisfação do usuário como métrica de análise de conforto. Para tanto, os autores definem duas tabelas de satisfação a serem preenchidas pelo usuário com valores entre '0' e '1'. O valor definido na primeira tabela (domínio do tempo), representa o grau de satisfação gerado pelo A -ésimo eletrodoméstico ligado ao longo de

24h diárias. O valor definido na segunda tabela (domínio do dispositivo), representa o grau de satisfação do horário agendado para as cargas da residência. A satisfação absoluta (λ) do usuário é expressa pela Equação 2.10.

$$\lambda_A = \frac{\sqrt{\sigma_A^t(t_i)^2 + \sigma_A^d(t_i)^2}}{\sqrt{2}} \quad (2.10)$$

em que $\sigma_A^t(t_i)$ e $\sigma_A^d(t_i)$ são os valores de satisfação gerados no instante t_i pelo A -ésimo eletrodoméstico, expressos no domínio do tempo e no domínio do dispositivo (referência do autor em questão à quantidade de eletrodomésticos disponíveis para utilização do usuário), respectivamente.

Albuquerque *et al.* (2018) e Santos (2019) apresentam conforto de uma carga (m) como a diferença entre o instante de acionamento agendado pelo SHC (I_{Bm}) e o instante preferencial do usuário (I_{Cm}), multiplicado por um fator de ponderação da carga ($C_{Lm} \in [0, 1]$), conforme Equação 2.11.

$$f_{DISC_m} = C_{Lm} |I_{Cm} - I_{Bm}| \quad (2.11)$$

Definem, ainda, o conforto total para m cargas residenciais conforme Equação 2.12:

$$f_{conf} = \frac{\sum_{m=1}^M \left(\max(|I_{Sm} - I_{Bm}|, |I_{Em} - I_{Bm}|) - f_{DISC_m} \right)}{\sum_{m=1}^M \max(|I_{Sm} - I_{Bm}|, |I_{Em} - I_{Bm}|)}, \quad (2.12)$$

em que $\max(|I_{Sm} - I_{Bm}|, |I_{Em} - I_{Bm}|)$ é a maior distância entre os intervalos de acionamento agendados pelo SHC (I_{Bm}) e os limites - mínimo (I_{Sm}) e máximo (I_{Em}) - da janela de acionamento de uma carga (m).

Com efeito, observa-se que os estudos sobre conforto individual buscam observar, estimar e controlar variáveis específicas, como a temperatura. De outro modo, os trabalhos sobre conforto global consideram um período de tempo para programação das cargas residenciais, levando em conta as preferências do usuário e atribuindo um valor de ponderação ao conforto global de cada carga acionada nesse período. Entretanto, esses estudos não consideram a percepção do usuário no modelo de conforto.

Nesta tese, propõe-se um modelo que integra a percepção do usuário e suas preferências a fim de que os controladores de cargas residenciais possam mensurar o conforto global produzido. Essa mensuração, desdobra-se num modelo matemático de conforto que pode ser implementado num SHC. A seção seguinte apresenta essa perspectiva partindo da conceituação de SHC.

2.3 *Smart Home Controller - SHC*

O conceito basilar de um *Smart Home Controller* (controlador de casa inteligente) (SHC) é pautado na busca da melhor estratégia de controle sobre o agendamento das cargas residenciais numa SH. Tal controle pode incluir como critério de decidibilidade, a busca por um ponto de equilíbrio entre o consumo das cargas e o conforto do usuário. Para tanto, um algoritmo central recebe um conjunto de dados pré-processados como entrada, aplica uma arquitetura de controle, e retorna um planejamento de cargas como saída. Os dados de entrada do algoritmo contêm: as características elétricas gerais (das cargas e da rede elétrica), os horários preferenciais de funcionamento, uma janela de deslocamento e acionamento de cargas (JDAC), a classificação do nível de conforto de cada carga, e um sinal de tarifação de energia elétrica. A arquitetura de controle do algoritmo pode conter: Inteligência Artificial (IA), *Machine Learning* (aprendizado de máquina) (*Machine Learning* (aprendizado de máquina) (ML)), *Deep Learning* (aprendizado profundo) (DL), métodos de Pesquisa Operacional (PO), dentre outros, tais que consigam prever as saídas de interesse para um SHC. Por conseguinte, a saída do algoritmo resulta no agendamento de cargas, priorizando a melhor relação entre o consumo energético de cargas e o conforto do usuário. Com base nisso, a seguir são apresentados os algoritmos mais recentes de SHCs e as técnicas utilizadas para convergir as variáveis supracitadas em funções-objetivo implementáveis.

2.3.1 *Trabalhos relacionados aos modelos de SHC e técnicas*

Os autores em [Gudi et al. \(2010\)](#) propõem uma ferramenta de agendamento de cargas residenciais no contexto de DSM, que utiliza a técnica *Binary Particle Swarm Optimization* (otimização de enxame de partículas binárias) (BPSO) e permite a seleção das fontes de energia renováveis. Contudo, o modelo matemático proposto na ferramenta, não apresenta uma função para avaliar o nível de conforto do usuário.

[Giorgio e Pimpinella \(2012\)](#) apresentam um algoritmo de SHC que considera a tarifação de energia elétrica e o consumo das cargas residenciais planejáveis, controláveis e monitoráveis. O algoritmo utiliza Programação Linear Inteira (PLI) para minimizar o consumo residencial, mas não considera métricas de conforto do usuário e não minimiza o consumo de pico, embora utilize uma restrição para evitar sobrecargas na rede.

Os autores em [Hubert e Grijalva \(2012\)](#) e [Chen et al. \(2013\)](#) propõem modelos

de SHC baseados em PLI mista, os quais integram as preferências do usuário numa JDAC de *Heating, Ventilation and Air Conditioning* (aquecimento, ventilação e ar condicionado) (HVAC). Hubert e Grijalva (2012) utilizam GD, BSS e EVSS para reduzir o consumo das cargas residenciais e de *Peak to Average Ratio* (razão entre potência média e potência de pico) (PAR), enquanto Chen *et al.* (2013) consideram cargas termostáticas e a massa térmica do edifício. As propostas implementadas utilizam o módulo CPLEX do *software* MATLAB®, cujas simulações convergem na redução de custos dos clientes.

Zhang e Lu (2013) propõem um processo de seleção de parâmetros dinâmicos para melhorar o desempenho de um controlador de cargas HVAC, projetado para o balanceamento de cargas *intraday*. A proposta visa conhecer os intervalos de operação das referidas cargas, tais que atendam às preferências térmicas dos clientes, sujeitas às configurações das cargas em cenários distintos. Não são propostas funções de otimização de conforto e consumo.

Yoon *et al.* (2014a) propõem uma estratégia de controle para cargas HVAC que visa à redução de pico de consumo. Um controlador de resposta dinâmica altera o *setpoint* da temperatura das cargas em função do custo de eletricidade e desloca parte dessas cargas afastando-as do pico de demanda. Esse deslocamento é função do preço limite de eletricidade, o qual é definido pelos clientes a partir de suas preferências de controle das cargas, considerando o próprio custo energético. Os autores concluem que a estratégia proposta reduz o pico de consumo das cargas e as contas de energia elétrica com uma variação tolerável no conforto térmico.

Javed *et al.* (2015) propõem um controlador inteligente que mantém o conforto residencial em edifícios, utilizando múltiplas camadas de *Recurrent Neural Network* (rede neural recorrente) (RNN). Na proposta, o controlador estima o número de ocupantes de uma sala utilizando as informações de sensores sem fio, e alterna entre modo de conforto térmico e de preferências individuais do usuário. Os autores destacam que o controlador aprende as preferências humanas sobre conforto do ambiente, e executa o ajuste de temperatura com maior precisão, em relação ao algoritmo RNN com gradiente descendente, o qual pode ficar preso em um mínimo local.

Althaher *et al.* (2015) propõem um controlador de energia residencial baseado em otimização de eletrodomésticos agendáveis, não-agendáveis, de potência flexível e térmicos. Na proposta, as operações dos aparelhos são controladas em resposta aos sinais dinâmicos de preços para reduzir a fatura de eletricidade do consumidor, e minimizar a demanda diária de energia, considerando o nível de conforto do usuário em função de suas preferências. Os autores utilizam

uma métrica de conforto térmico individual relacionada às preferências do usuário, e modelam a proposta utilizando otimização não linear inteira mista.

[BEZERRA FILHO et al. \(2015\)](#) apresentam um modelo de SHC multiobjetivo para a otimização que relaciona consumo de cargas e conforto do usuário. Os autores utilizam a modelagem de cargas residenciais proposta em [Giorgio e Pimpinella \(2012\)](#) e propõem uma função para mensurar o conforto do usuário baseada em agregação linear com pesos entre '0' e '1'. Utilizam o conceito de conforto global, tarifações distintas sobre os dados de carga e de preferências de acionamento disponíveis em [Shao et al. \(2013\)](#), e reproduzem as simulações com um novo *dataset*. Para tanto, utilizam PLI pelo algoritmo do CPLEX do *software* MATLAB® e do IBM ILOG CPLEX®.

[Ma et al. \(2016\)](#) propõem um parâmetro de equilíbrio e um modelo de conforto utilizando *Taguchi Loss function* (função de perda de Taguchi). Classificam os eletrodomésticos em flexíveis na potência e no tempo, e simulam a proposta utilizando otimização convexa para cenários de tarifa *Day Ahead Price* (preço do dia seguinte) (DAP) e *Flat price* (preço fixo) (FP). Os autores utilizam o conceito de conforto global no contexto de desconforto, gerado pelo atraso no horário de acionamento das cargas a partir das preferências do usuário.

[Gunge e Yalagi \(2016\)](#), [Balikhina et al. \(2017\)](#) e [Javed et al. \(2017\)](#) apresentam propostas convergentes com automação residencial. [Gunge e Yalagi \(2016\)](#) apresentam uma revisão sistemática sobre tecnologias heterogêneas e sistemas baseados em IoT, tais como: controladores centrais, *web*, *e-mail*, Bluetooth, celular, SMS, ZigBee, multifrequência de tom duplo, nuvem e *internet*. [Balikhina et al. \(2017\)](#) propõem uma arquitetura de sistema inteligente de monitoramento e controle de cargas residenciais para fornecer informações sobre eletrodomésticos, como consumo de energia e estado de operação. Por sua vez, [Javed et al. \(2017\)](#) propõem um controlador baseado em RNN para monitoramento e controle de cargas HVAC em edifícios, utilizando uma plataforma IoT para integrar dados de sensoriamento em nuvem e treinar a rede. Os resultados apresentados se concentram na precisão do estimador de ocupação RNN híbrido em relação aos modelos convencionais. No entanto, nenhum dos autores explora a modelagem do conforto do usuário.

[Manzoor et al. \(2017\)](#) apresentam um SHC com o mesmo modelo matemático de [Ma et al. \(2016\)](#), e visando um equilíbrio entre consumo e conforto. Os autores propõem uma nova técnica de otimização baseada em Algoritmo Genético (AG) e *Teacher Learning Based Optimization* (otimização baseada na aprendizagem do professor) (TLBO), denominada *Teacher*

Learning Genetic Optimization (otimização genética da aprendizagem do professor) (TLGO). As principais contribuições do trabalho relacionam-se à análise do efeito de diferentes esquemas da tarifação DAP e *Critical Peak Pricing* (preço de pico crítico) (CPP), bem como à análise do impacto de diferentes tempos de amostragem em relação ao custo, conforto e complexidade do modelo. A proposta é simulada no mesmo cenário utilizado em [Ma et al. \(2016\)](#), concluindo que as cargas flexíveis na potência tem maior impacto no custo.

[Ogunjuyigbe et al. \(2017\)](#) apresentam um algoritmo que propõe um perfil de consumo energético, utilizando conforto global com AG, e um índice de custo de satisfação por unidade baseada no tempo e no dispositivo. Os resultados compreendem simulações em cenários distintos, sobre os quais os autores demonstram que o algoritmo é eficiente para a obtenção de um padrão de consumo energético com máxima satisfação para um orçamento pré-definido.

[Pizzagalli et al. \(2018\)](#) propõem uma *Graphical User Interface* (interface gráfica do usuário) (GUI) interativa baseada no conceito de ubiquidade para controle de eletrodomésticos em SHs. A GUI oferece funções personalizadas para o preparo de refeições, monitoramento de temperatura, umidade e qualidade do ar, e serve como métrica de conforto individual em uma SH personalizável.

Os autores em [Shareef et al. \(2018\)](#) e [Albuquerque \(2018\)](#) apresentam contribuições relacionadas ao avanço dos SHCs. [Shareef et al. \(2018\)](#) apresenta uma revisão sistemática em que destaca a integração de ferramentas de DR, programas de DR, tecnologias inteligentes e controladores de agendamento de cargas, além da aplicação de IA para controladores de escalonamento de carga, Lógica *Fuzzy* (difusa) (LF) e sistema de inferência *fuzzy* adaptativo. Já [Albuquerque \(2018\)](#) propõe uma nova função de conforto global para SHCs multiobjetivo que visa minimizar o consumo de energia e maximizar o conforto. Expande o trabalho anterior em [Albuquerque et al. \(2018\)](#), e inclui fontes renováveis e micro-geração local na rede, além de implementar uma metaheurística multiobjetivo baseada em AG. O autor aplica a aproximação de fronteira de Pareto no acionamento das cargas, e provê ao usuário do SHC opções de escolha que considerem critérios de consumo energético e de conforto, contudo não explora as percepções de conforto do usuário, mas sim as preferências do usuário.

[Baniyadi et al. \(2019\)](#) propõem em controlador de aquecedores térmicos que combina dois modelos de controladores preditivos, um tanque de armazenamento de água e a massa térmica de um edifício, e visa programar as cargas das bombas de calor para períodos fora do pico de consumo energético. O objetivo é otimizar a operação dos distribuidores de calor para

controlar a temperatura interna residencial, e minimizar o consumo total de energia e o custo. Os autores propõem uma estratégia de ajuste dinâmico de temperatura com base em tarifas de preços, em que visam melhorar o deslocamento de carga das bombas de calor utilizando o que definem como uma variação aceitável no conforto térmico.

[Santos \(2019\)](#) utiliza a metaheurística *Particle Swarm Optimization* (otimização por enxame de partículas) (PSO) para encontrar um equilíbrio entre consumo e conforto, a partir da mesma formulação matemática de conforto e de cargas utilizada em [Albuquerque et al. \(2018\)](#). Contudo, a autora expande o referido trabalho estabelecendo um limiar de consumo máximo modelado por uma gaussiana invertida, e analisa os resultados de cenários combinados entre: duas modalidades tarifárias distintas, quatro técnicas de peso de inércia do PSO e ponderação de relação consumo-conforto entre '0' e '1'.

[Zafar et al. \(2020\)](#) apresentam uma revisão da literatura sobre a utilização de *Home Energy Management Systems* (sistemas de gestão de energia doméstica) (HEMS) e tecnologias de comunicação. Os autores destacam que as soluções de DR envolvem métodos de otimização, como teoria dos jogos, ML e outras técnicas de IA, tais que auxiliam na determinação do melhor momento para modificar as cargas residenciais com base nas preferências do usuário. Sustentam que, à medida que os HEMSs se tornam mais comuns no mercado, essas técnicas são integradas em maior número para ajudar no gerenciamento interativo de eletrodomésticos.

Os autores em [Nawaz et al. \(2020\)](#), [Lee et al. \(2020\)](#) e [Shah et al. \(2020\)](#) propõem algoritmos para otimização de consumo e conforto em residências. [Nawaz et al. \(2020\)](#) propõem um algoritmo híbrido baseado em *Bacterial Foraging Optimization* (otimização de forrageamento bacteriana) (BFO) e PSO, que considera as variações tarifárias dos programas de DR ofertados pela concessionária, a previsão e o perfil de consumo do usuário, a medição de consumo energético em tempo-real e módulos de gerenciamento de energia. [Lee et al. \(2020\)](#) apresentam um controlador de temperatura para ambientes residenciais utilizando *Long Short Term Memory* (memória de longo prazo) (LSTM), que ajusta o horário de acionamento das cargas HVAC em função da temperatura externa prevista pela referida rede LSTM. [Shah et al. \(2020\)](#) propõem um algoritmo de otimização de conforto e consumo, baseado no ajuste dinâmico dos parâmetros de *setpoint* das cargas residenciais, utilizando *Deep Extreme Machine Learning* (aprendizado de máquina extremo profundo) (DEML), LF e *Bat Algorithm* (algoritmo do morcego) (BA). Todos estes autores objetivam maximizar o conforto do usuário e minimizar o custo de energia, contudo, não utilizam métricas de conforto global, e sim de conforto individual como temperatura interna,

iluminação e qualidade do ar.

Os autores em [Ahmed et al. \(2021\)](#), [Rehman et al. \(2021\)](#), [Shabber et al. \(2021\)](#) e [Khan et al. \(2021\)](#) propõem algoritmos de redução de custos, redução de emissão de carbono e redução de PAR em SHs. Em [Ahmed et al. \(2021\)](#), PSO e *Strawberry Optimization algorithm* (algoritmo de otimização do morango) (SBY) são utilizados para identificar o melhor esquema de preços dinâmicos das concessionárias e reduzir o PAR. [Rehman et al. \(2021\)](#) propõem um controlador-agendador de cargas residenciais que integra GD, BSS e EVSS com base em AG, *Wind-Driven Optimization* (otimização orientada pelo vento) (WDO), BPSO e BFO, enquanto [Shabber et al. \(2021\)](#) apresentam um sistema de automação residencial que permite monitoramento remoto dos aparelhos elétricos residenciais. Por sua vez, [Khan et al. \(2021\)](#) apresentam uma proposta de DSM integrado com GD, que utiliza *Artificial Neural Network* (rede neural artificial) (ANN) para prever o consumo dos clientes residenciais e o programa de DR da concessionária de energia. Todas estas propostas são simuladas no *software* MATLAB® e, embora apresentem diferentes enfoques, têm em comum a redução de custos, emissão de carbono e PAR. O conforto do usuário é modelado por métricas individualizadas de conforto em [Rehman et al. \(2021\)](#), e por uma métrica global de tempo espera para o acionamento de cargas residenciais em [Khan et al. \(2021\)](#).

Os autores em [Albogamy et al. \(2022\)](#), [Zhou e Hu \(2022\)](#) e [Kivanç et al. \(2022\)](#) propõem algoritmos de gerenciamento de energia no contexto de DSM. [Albogamy et al. \(2022\)](#) propõem um algoritmo que utiliza técnicas de otimização de Lyapunov para minimizar o custo médio geral de energia e o custo do desconforto térmico em um horizonte de tempo de ajuste das cargas de HVAC. [Zhou e Hu \(2022\)](#) propõem um algoritmo de melhoria da inteligência e humanização do ambiente residencial, o qual integra IoT e IA para num controle remoto de um aparelho de ar condicionado. Nesse algoritmo, três opções preliminares para o projeto de controles remotos são apresentadas, e um método de avaliação *fuzzy* é utilizado. Por sua vez, [Kivanç et al. \(2022\)](#) propõem uma arquitetura de gerenciamento de energia residencial baseada em lógica *fuzzy* e em *Simulated annealing* (recozimento simulado) (SA) que visa gerir a produção e o consumo de energia elétrica, com foco na maximização do lucro mensal com a venda de energia elétrica. Em todos os casos, os autores realizaram simulações ou testes em laboratórios para validar suas propostas, obtendo resultados positivos na redução do consumo de energia e no aumento da eficiência energética.

Isto posto, na Tabela 1 são destacadas as principais características dos trabalhos

sobre SHCs supracitados. Nesta tabela, a referência às métricas de conforto seguem a classificação apresentada na Seção 2.2.1, a saber: conforto categorizado como conceitual (I), conforto categorizado por métricas individuais (II) e conforto categorizado por métricas globais (III).

Tabela 1 – Trabalhos recentes sobre SHC

Autor	Técnica	Multiobjetivo	Variações tarifárias	Conforto
Gudi <i>et al.</i> (2010)	BPSO	✗	✗	✗
Giorgio e Pimpinella (2012)	PLI	✗	✓	✗
Hubert e Grijalva (2012)	PLI mista	✓	✗	II
Chen <i>et al.</i> (2013)	PLI mista	✓	✗	II
Zhang e Lu (2013)	Controle On/Off	✗	✓	II
Yoon <i>et al.</i> (2014a)	Controle preditivo	✓	✓	II
Javed <i>et al.</i> (2015)	RNN	✗	✗	II
Althaher <i>et al.</i> (2015)	Otimização mista não linear	✓	✓	II
BEZERRA FILHO <i>et al.</i> (2015)	PLI	✓	✗	III
Ma <i>et al.</i> (2016)	Otimização convexa	✓	✓	III
Javed <i>et al.</i> (2017)	RNN e IoT	✗	✗	I
Balikhina <i>et al.</i> (2017)	IoT	✗	✗	I
Manzoor <i>et al.</i> (2017)	AG e TLBO	✓	✓	II
Ogunjuyigbe <i>et al.</i> (2017)	AG	✓	✗	III
Pizzagalli <i>et al.</i> (2018)	IoT	✗	✗	I
Albuquerque (2018)	AG	✓	✓	III
Baniasadi <i>et al.</i> (2019)	Controle Preditivo	✗	✗	II
Santos (2019)	PSO	✓	✓	III
Nawaz <i>et al.</i> (2020)	BFO, BPSO e AG	✓	✓	II
Lee <i>et al.</i> (2020)	LSTM	✗	✗	II
Shah <i>et al.</i> (2020)	DEML, BA e Lógica <i>fuzzy</i>	✓	✗	II
Ahmed <i>et al.</i> (2021)	PSO e SBY	✗	✓	II
Rehman <i>et al.</i> (2021)	AG, WDO, BPSO e BFO	✓	✓	II
Shabber <i>et al.</i> (2021)	IoT	✗	✗	I
Khan <i>et al.</i> (2021)	ANN	✓	✓	II
Albogamy <i>et al.</i> (2022)	Lyapunov	✓	✗	II
Zhou e Hu (2022)	Lógica <i>fuzzy</i>	✗	✗	I
Kivanç <i>et al.</i> (2022)	Lógica <i>fuzzy</i> e SA	✓	✗	II

Fonte: o autor.

Com base na pesquisa acima detalhada, bem como na Tabela 1, é possível perceber que as propostas de SHC visam aspectos diversos, como o estudo do desempenho dos algoritmos, a otimização do conforto do usuário, a eficiência energética, e a inclusão de fontes alternativas de energia, incluindo de sistemas de GD, BSS e EVSS. Além disso, tais estratégias buscam os benefícios dos programas de DR no contexto de DSM, por meio do deslocamento dos horários de acionamento das cargas residenciais. No entanto, percebe-se que essas estratégias consideram apenas as preferências do usuário na modelagem do conforto, deixando a modelagem das percepções de conforto desse usuário, como uma lacuna a ser explorada. Embora as preferências de conforto do usuário sejam consideradas no cadastro das cargas no SHC, a percepção do usuário varia ao longo do dia e não é levada em conta na modelagem aplicada aos SHCs dos

estudos citados. É importante destacar que esta tese busca otimizar o conforto residencial como um todo, incluindo variáveis percebidas pelo usuário, conforme apresentado na Seção 1.

2.4 *Smart Condominium Controller - SCC*

Conforme caracterizado na Seção 2.3, um SHC realiza o controle inteligente sobre as cargas residenciais visando a eficiência energética e o conforto do usuário. Contudo, os modelos convencionais operam em modo não relacional (não colaborativo) com residências vizinhas, tornando inexistente o compartilhamento de recursos energéticos em contextos condominiais. Isso posto, um condomínio provido com um sistema de GD demanda um SCC tal que possibilite a integração dos SHCs em modo colaborativo. Por conseguinte, isso resulta na redução da demanda de energia como estratégia de DR, e potencializando o aumento de conforto individual dos usuários residenciais.

2.4.1 *Trabalhos relacionados aos modelos de SCC e técnicas*

No contexto de controladores condominiais, tem destaque trabalhos como o de [Safarian et al. \(2015\)](#). Nesse, são apresentados os impactos gerados pela ausência de coordenação num sistema energético em que todos os clientes participam dos programas de DR, e estabelecem uma estrutura descentralizada em todo o sistema para a inserção de um modelo de coordenação em SG. Para tanto, os autores desenvolvem um *framework* que visa modificar o perfil de carga do sistema considerando a preservação de conforto e privacidade dos clientes, enquanto minimizam os custos energéticos desses. Nesse sentido, definem módulos de gerenciamento de carga doméstica, *Home load management* (gerenciamento de cargas residenciais) (HLM), incorporados aos medidores inteligentes dos clientes como agentes autônomos da estrutura. Além disso, estabelecem um provedor de serviços de energia que compartilha iterativamente informações de carga com módulos HLM na busca do perfil de carga desejado, de modo que, em cada iteração, o provedor de serviços anuncia o perfil de carga do sistema para os módulos HLM. Os módulos, contendo restrições financeiras e de conforto próprias, enviam de forma não sequencial propostas de reprogramação de carga para modificar o perfil de carga do sistema. As propostas recebidas são julgadas se melhoram ou não o perfil de carga do sistema. Os módulos HLM com propostas aceitas aplicam seus cronogramas propostos. O perfil de carga do sistema modificado é então liberado e as novas propostas dos módulos HLM são reunidas e julgadas.

O processo é repetido até que nenhuma melhoria adicional no perfil de carga do sistema possa ser observada. O desempenho do *framework* é demonstrado aplicando-o a um sistema com 50 clientes. Os casos são simulados no *software* MATLAB® e os problemas de otimização são resolvidos utilizando *CPLEXsolver* em *General Algebraic Modeling System* (sistema de modelagem algébrica geral) (GAMS), o qual calcula e define automaticamente a maioria das opções com os melhores valores para problemas específicos.

Os autores em [Rajasekhar et al. \(2019\)](#) propõem um gerenciamento de GD para um condomínio residencial com modelo de governança em nível de cliente e em nível de agregador. No primeiro nível (cliente), trabalham a otimização multiobjetivo (consumo energético, desconforto dos usuários e não interrupção dos eletrodomésticos) utilizando AG. Utilizam a modelagem de cargas residenciais conforme [Shao et al. \(2013\)](#), e modelam preços dinâmicos numa função quadrática. No segundo nível (agregador), utilizam o *framework* de um jogo no modelo Stackelberg¹ não cooperativo. No jogo, o agregador atua como o líder que coleta o perfil de demanda energética ativa e passiva de todos os clientes e decide: o rateio de energia armazenada, o estado inicial de armazenamento e a geração fotovoltaica local prevista. O objetivo é minimizar o custo energético por meio do carregamento e descarregamento de cada dispositivo de armazenamento. Nos resultados das simulações, os autores apresentam a convergência tal que reforça as restrições compartilhadas e reduz o custo de eletricidade para os clientes com uma compensação quantificável entre vários objetivos.

[Gholinejad et al. \(2020\)](#) propõem um *Hierarchical energy management system* (sistema hierárquico de gerenciamento de energia) (HiEMS) para múltiplos *hubs* (centrais) residenciais (unidades prossumidoras que podem conter armazenamento de energia elétrica integrado com sistema de gás). O HiEMS proposto gerencia a geração, o armazenamento e a negociação de energia elétrica entre *Home Energy Hub* (central de energia doméstica)s (HEHs). Além disso, é responsável por suprir a carga interna e reduzir o custo de energia em cada HEH, e por agrupar os HEHs locais a fim de aumentar o lucro financeiro por meio de uma estratégia de licitação heurística junto à concessionária. Para tanto, baseia-se na distribuição ponderada do excesso de energia entre os consumidores, utilizando um algoritmo de *maximum power point tracking* para receber a máxima potência de energia solar, enquanto ponderam o carregamento/descarregamento de baterias com um modelo matemático de um sistema de

¹ Teoria dos jogos: Modelo do comportamento estratégico de antecipação, no qual uma empresa age à frente das rivais, criando assimetria no mercado, e impulsionando o movimento de resposta sequencial das empresas seguidoras.

conversão de gás natural em energia elétrica. Os autores propõem um método de seleção de cenários baseado em um plano tarifário de estado de cobrança, implementam um simulador com interface interativa em ambiente de *software* MATLAB[®], e avaliam o desempenho do HiEMS considerando os custos de residências convencionais com os custos de residências HEHs. Com base nisso, concluem que residências com HEHs apresentam um aumento total de lucro, ao passo em que pontam que a energia elétrica pode ser comprada de HEHs a taxas variadas, podendo ser vendida aos consumidores a taxas quase constantes utilizando a estratégia de licitação proposta.

[Paudyal et al. \(2020\)](#) propõem um modelo de coordenação entre um controlador central (CC), vários controladores locais (LCs) e vários consumidores residenciais, em uma estrutura hierárquica que visa a redução de demanda por meio de licitação. Na proposta, os vários consumidores residenciais são agrupados sob um LC, que controla os aparelhos termostáticos dos consumidores durante o evento de redução de demanda, mantém o conforto dos consumidores e recompensa-os por sua participação. No referido modelo, cada LC envia um número de lances (que consiste em recompensa e limite de potência) ao CC, o qual seleciona o lance correspondente à forma otimizada do limite de demanda para cada LC. Uma recompensa contínua (incentivo) é projetada para cada consumidor participante com base em seu nível de conforto, de modo que, se o desconforto aumenta, a recompensa aumenta proporcionalmente. Os autores utilizam o índice de conforto térmico apresentado em [Hu et al. \(2018\)](#) e modelam o consumo de condicionadores de ar e de aquecedores de água numa função de otimização utilizando PLI mista, cujo objetivo é minimizar a recompensa total para cada lance. As simulações são realizadas utilizando o pacote de otimização CPLEX do *software* MATLAB[®].

Os autores em [Imran et al. \(2020\)](#) propõem um algoritmo de gerenciamento de energia para edifícios residenciais, visando minimizar o custo de eletricidade, reduzir as emissões de carbono, maximizar o conforto e reduzir a PAR. O algoritmo proposto combina características de AG e de BPSO, de modo que são primeiramente adotadas as etapas do BPSO, seguindo-se a utilização da etapa de mutação e cruzamento de AG para melhorar posição global atual do BPSO. No modelo proposto, os consumidores utilizam painéis solares para produzir GD integrado a um BSS. Os autores modelam o conforto do usuário (conceito conforto global) em função do tempo de espera para acionamento das cargas residenciais, e realizam as simulações no MATLAB[®] para validar a proposta do algoritmo híbrido comparando-o com AG, BPSO, *Ant Colony Optimization* (otimização de colônia de formigas) (ACO), WDO e BFO, em relação aos objetivos de otimização da proposta.

Haseeb *et al.* (2020) propõem um sistema de gerenciamento de microrrede, no contexto de DSM, baseado na negociação de energia entre prossumidores. Nesse, um *Home Energy Management Controller* (controlador de gerenciamento de energia doméstica) (HEMC) minimiza o custo energético e otimiza o agendamento das cargas residenciais (controláveis por tempo variável) e do carregamento (descarregamento) de um BSS. O excedente de energia no conjunto residencial, é informado a um controlador de gestão (do mercado de energia) que compartilha os preços entre os prossumidores de cada HEMC, gerencia o carregamento e agenda o seu armazenamento. Isto permite aos prossumidores negociar a venda de energia diretamente entre residências, como também, entre essas e a concessionária. As métricas de negociação de energia são executadas por meio de um *Control Agent* (agente de controle) (CA), o qual estabelece a dinâmica de negociação em modo manual com base no preço, no consumo, num fator de peso sobre gases do efeito estufa, e no comércio sinérgico. Os autores implementam a função objetivo de cada controlador utilizando o *software* MATLAB[®] por meio do algoritmo *Multi Objective Grey Wolf Optimization* (otimização multiobjetivo do lobo cinzento) (MOGWO), e comparam os resultados com o algoritmo de PSO. Consideram como conforto do usuário, a disponibilidade de energia elétrica para o acionamento dos eletrodomésticos, conforme as preferências de cada residência, num conceito de conforto global não expresso por equações.

Saberi *et al.* (2021) propõem um método de coordenação hierárquica entre HEMSs que visa reduzir incertezas de distribuição de probabilidade. Nesta proposta, um controlador central (CC) otimiza a programação de cargas não térmicas a fim de minimizar o custo operacional diário, enquanto controladores locais (CLs) otimizam cargas térmicas. Os CLs respondem às variações das temperaturas em suas zonas térmicas correspondentes, visando atender aos requisitos de conforto térmico do cliente. O perfil de preço de eletricidade para o dia seguinte, os parâmetros do sistema, a previsão de incertezas e os registros históricos de erros de previsão são os dados de entrada do CC. Este controlador recebe tais dados, e executa o programa de otimização dos HEMSs, a fim de determinar os pontos de ajuste do CL das cargas HVAC e *Water Heating System* (sistema de aquecimento de água) (WHS). A otimização é codificada em Python[®] utilizando o solucionador de programação matemática GUROBI[®]. A modelagem realizada é linear, de modo que o CC e os CLs são hierarquicamente coordenados para alcançar a operação desejada em um horizonte de operação de 24 horas. Os autores utilizam a métrica de Wasserstein para estimar a diferença entre a distribuição de parâmetros incertos e a distribuição empírica, construída nas amostras finitas de treinamento.

Aliabadi *et al.* (2021) destacam impactos gerados na rede de distribuição pelos HEMS não coordenados tais como: picos de rebote, instabilidades e contingências em diferentes regiões. Os autores apresentam uma revisão sistemática em que analisam as várias topologias de coordenação, as técnicas e suas aplicações. Analisam a utilização de conceitos de decomposição, as principais vantagens e desvantagens dos métodos. Além disso, destacam as técnicas de coordenação baseadas em topologia distribuída como as mais adequadas para a arquitetura das áreas de vizinhança, e enfatizam que algoritmos de coordenação baseados em *Consensus Alternating Direction Method of Multipliers*, e em *Augmented Lagrangian Alternating Direction Inex-act Newton*, são competentes para projetar HEMS coordenados com topologia distribuída. Nesse sentido, concluem que a coordenação dos HEMS distribuídos simplifica os cálculos, aumenta a velocidade de processamento, atende aos requisitos de privacidade dos dados, garante padrões de segurança cibernética e aumenta a robustez da vizinhança.

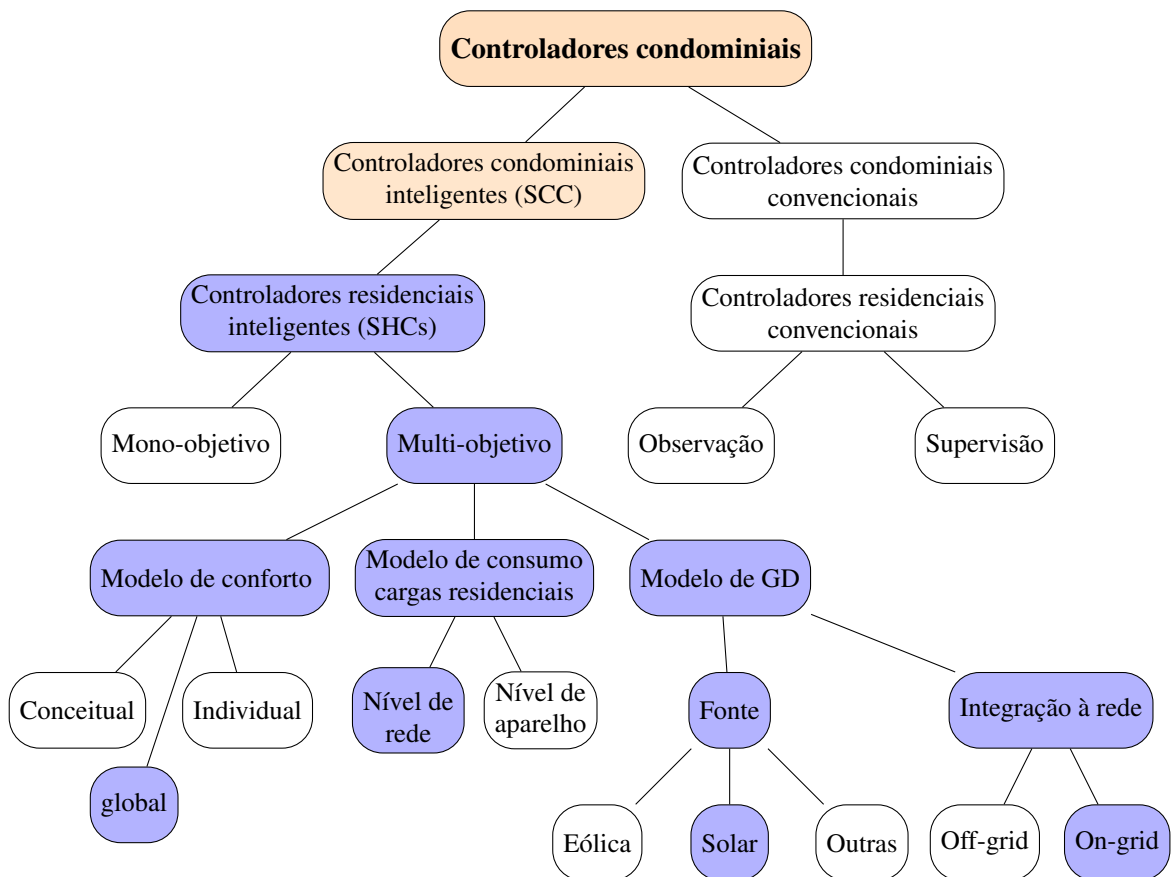
De modo símile, Hu *et al.* (2021) destacam que o gerenciamento de ações de DSM não-coordenado, pode ter efeitos prejudiciais na confiabilidade da rede e nos benefícios econômicos para concessionárias e consumidores. Os autores revisam as técnicas de coordenação e de negociação para minimizar tal efeito, resumem os recursos flexíveis de DSM, classificam as arquiteturas típicas para coordenação e negociação, e revisam técnicas para tanto. Além disso, destacam a técnica *multi-agent system* (sistema multi-agente) (MAS) como basilar para coordenação e negociação de microrredes complexas e de múltiplas entidades, devido às capacidades de autonomia, habilidade social, reatividade e proatividade do agente, contudo, enfatizam os desafios de uma modelagem precisa do comportamento dos agentes e da troca eficiente de informações entre esses. Os autores destacam também a otimização com uma abordagem principal para a tomada de decisões em problemas de coordenação e negociação. Contudo, enfatizam que a maioria das funções objetivo de otimização estão orientadas ao custo financeiro sem focar nos efeitos ambientais. Concluem que a coordenação das ações de DSM com microrrede, em nível de bairro, visa prevenir danos à rede elétrica, enquanto promove confiabilidade e maximiza os benefícios financeiros para concessionárias e clientes.

2.4.2 *Visão holística do estado da arte*

Em suma, na Figura 1 é apresentada uma estrutura de árvore que sintetiza o sistema SCC/SHC desenvolvido nesta tese, destacado nas cores azul e laranja. O termo “convencionais” utilizado aqui refere-se aos dispositivos que não possuem IA, sendo limitados ao

monitoramento do consumo energético pela administração. Por outro lado, o termo “inteligentes” refere-se aos controladores equipados com algoritmos de IA, capazes de realizar um controle efetivo das cargas residenciais.

Figura 1 – Árvore do SCC/SHC - visão geral



Fonte: o autor.

2.5 Considerações finais

Neste capítulo foi apresentada a revisão do estado da arte relevantes para esta tese. Primeiramente, foi abordado o conceito e os modelos matemáticos de conforto residencial, foram posteriormente apresentados os principais modelos e técnicas de soluções presentes na literatura para SHC, e finalmente apresentados os modelos e técnicas de SCC. Os estudos apresentados destacam aspectos diversos na modelagem de conforto do usuário, justaposta à importância de um gerenciamento inteligente de energia, capaz de negociar e balancear a oferta e demanda de energia das unidades residenciais, a fim de aumentar a eficiência energética e reduzir os

custos. Tais propostas podem contribuir com os programas de DR no contexto de controladores residenciais inteligentes, controladores condominiais inteligentes, podendo além disso, caminhar para sustentabilidade de *Smart Cities* (cidades inteligentes) no contexto das SGs com menos emissões de carbono, maior eficiência energética e otimização da relação consumo-conforto energético ao usuário.

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.1 Considerações iniciais

Neste capítulo são abordados os conceitos fundamentais desta tese sob os seguintes tópicos: gerenciamento energético e algoritmos computacionais. No primeiro tópico são apresentados os conceitos de DSM e programas de DSM, os modelos de tarifação de energia elétrica no contexto brasileiro, a GD com aspectos legais e considerações de potência de módulos fotovoltaicos, a modelagem de conforto residencial, e a modelagem de cargas residenciais que compõem o contexto em que esta tese está inserida. No segundo tópico, são abordados os conceitos e os fundamentos das áreas de estudo aplicadas nesta tese, a saber: lógica *fuzzy*, metaheurística PSO, séries temporais e modelo de redes neurais recorrentes, denominado LSTM. Adicionalmente, ao final de cada subseção, são incluídas fontes complementares de pesquisa sobre os algoritmos correspondentes.

3.2 Gerenciamento energético

No atual cenário de aumento da demanda por energia elétrica e dos desafios ambientais, o gerenciamento energético desponta como uma abordagem estratégica fundamental para promover a eficiência e a sustentabilidade no setor elétrico. Com o objetivo de otimizar o consumo de energia e mitigar os impactos negativos decorrentes da geração e distribuição de eletricidade, diversas facetas do gerenciamento energético são abordadas. Destacam-se, nesse contexto, o gerenciamento pelo lado da demanda, a tarifação elétrica, a geração distribuída e a modelagem de cargas e conforto residenciais.

3.2.1 Gerenciamento pelo lado da Demanda

Conforme introduzido no Capítulo 1, DSM compreende ações que visam influenciar o perfil de consumo do cliente a fim de produzir mudanças desejadas pela concessionária de energia elétrica, tais que forneçam apoio a funcionalidades de áreas como: controle do mercado de eletricidade, gerenciamento de demanda energética, construção de infraestrutura e gerenciamento de recursos energéticos descentralizados.

Para tanto, propõe-se um *framework* destinado ao gerenciamento de recursos energéticos, cujo projeto deve contemplar: geração local, dispositivos inteligentes, sensores, sistemas de

armazenamento de energia, unidade de gerenciamento de energia, conforme [Logenthiran et al. \(2012\)](#) e [Esther e Kumar \(2016\)](#). Convergindo nesta ideia, [Gellings e Samotyj \(2013\)](#), [Shewale et al. \(2020\)](#) e [Bakare et al. \(2023\)](#) apresentam os principais programas e atividades de DSM classificando-os em:

- a) **Técnicas de controle de carga:** *Load Shifting* (deslocamento de carga), *Peak Clipping* (recorte de pico), *Valley Fillings* (preenchimento de vales), *Energy Efficiency* (eficiência energética), *Electrification* (eletrificação) e *Flexible Load Shape* (carga flexível).
- b) **Eficiência energética:** relação entre a quantidade de energia utilizada para realizar determinada atividade e a quantidade de energia demandada para tanto.
- c) **Resposta à demanda:** resposta ao sinal de incentivo ou ao sinal de tarifação, enviado pelo SSM ao consumidor final visando a redução de demanda. No sinal incentivo, o pagamento ou a bonificação é oferecido ao consumidor para reduzir a demanda de eletricidade durante os períodos de necessidade do sistema, enquanto no sinal de tarifação, é oferecida aos clientes de varejo uma tarifação que é função do horário e tempo de demanda.

3.2.2 Tarifação de energia elétrica

As tarifas de eletricidade são suscetíveis à precisão dos dados de utilização de energia elétrica, os quais têm seu registro realizado por medidores de consumo do tipo massa ou do tipo inteligente. No primeiro tipo (massa), os medidores registram o acúmulo do consumo energético residencial ao longo de um período. Desse modo, os consumidores são faturados pela eletricidade que consomem na tarifação escolhida - fixa (preço fixo de *kWh*) ou escalonada (preço por bloco de consumo de *kWh*), conforme [SMARTGRID.GOV \(2013\)](#), [Nikmehr et al. \(2018\)](#), [Shewale et al. \(2020\)](#), o que não transmite a variabilidade no custo para produzir eletricidade ao longo do tempo. Por outro lado, os medidores tipo inteligente, no que lhes concerne, conseguem registrar o consumo de eletricidade com uma amostragem de medição de maior frequência, o que permite aos clientes serem introduzidos em novos tipos de programas de tarifação, tais que reflitam melhor as diferenças no custo para produzir eletricidade ao longo do tempo, conforme [SMARTGRID.GOV \(2013\)](#), [Nikmehr et al. \(2018\)](#), [Shewale et al. \(2020\)](#) e [Bakare et al. \(2023\)](#).

Adicionalmente, no que diz respeito às formas de programas de tarifas baseadas em tempo, destacam-se :

- *Time of Use* (tempo de utilização) (ToU);
- *Real Time Price* (preço em tempo real) (RTP);
- *Variable Peak Pricing* (preço de pico variável) (VPP);
- *Critical Peak Pricing* (preço de pico crítico) (CPP);
- *Critical Peak Rebates* (desconto de pico crítico) (CPR).

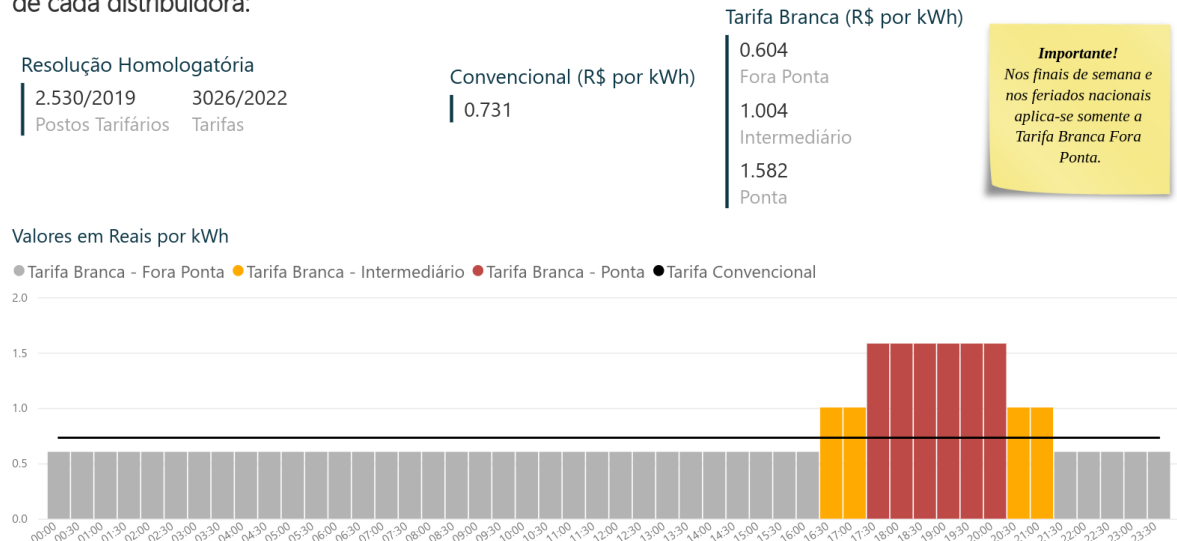
3.2.2.1 Tarifa Branca

Tarifa Branca é a denominação aplicada no mercado brasileiro ao programa de tarifação supracitado: preço por tempo de uso - *Time of Use* (ToU), conforme (ANEEL, 2022b). Neste programa, as unidades consumidoras em baixa tensão (127, 220, 380 ou 440 V), denominadas grupo B, são sinalizadas sobre a variação do valor da energia elétrica em função do dia e do horário do consumo. Este programa cria atrativos para que os consumidores mudem seu consumo dos horários de pico para os horários em que o sistema energético tem capacidade disponível.

Na Figura 2 é apresentada a relação comparativa gráfica e textual entre a Tarifa Convencional (TC) e a Tarifa Branca (ou ToU). A Tarifa Branca determina três postos tarifários distintos durante os dias úteis para clientes residenciais (horário fora de ponta, horário intermediário e horário de ponta), enquanto a Tarifa Convencional apresenta o valor constante em todos os horários e os dias semanais.

Figura 2 – Valores típicos de uma distribuidora, segundo ANEEL

Consulte aqui os postos tarifários e os valores da Tarifa Branca Residencial de cada distribuidora:



Fonte: Adaptado de ANEEL (2022b).

Em termos de redução de custos, observa-se que quanto mais o consumidor deslocar seu consumo para o período fora de ponta, e quanto maior for a diferença entre os custos da tarifa convencional e da tarifa branca, maiores serão os benefícios desta última, conforme [ANEEL \(2022b\)](#). Contudo, o oposto disto deve ser observado com atenção pelos consumidores que optam por essa modalidade tarifária, visto que a alocação das cargas residenciais nos horários de tarifa de ponta (região em vermelho na Figura 2) resultará em custos energéticos ainda maiores do que aqueles que seriam na TC. Nesse sentido, a utilização de um controlador de cargas residenciais do tipo SHC, apresenta-se como uma proposta factível para usufruto dos benefícios do programa em questão.

3.2.3 Geração Distribuída

A Geração Distribuída (GD), surgiu como uma alternativa à sustentabilidade dos elos da cadeia energética citados no Capítulo 1. Especialmente para os consumidores finais, a GD amplia o acesso à energia renovável, permitindo-os produzir energia elétrica para consumo próprio ou comercialização, a partir de fontes como energia solar e energia eólica, dentre outras. Esse tipo de consumidor é aqui caracterizado como prossumidor (“produtor-consumidor”), o qual deve atender a quesitos específicos para produção, consumo e fornecimento de energia, conforme a regulamentação de cada país. Adicionalmente, destaca-se que o marco legal de GD no Brasil utiliza o termo “consumidor-gerador” como sinônimo de “prossumidor”, razão pela qual esse termo também é utilizado nesta tese.

No contexto de SGs, a utilização dos medidores inteligentes (anteriormente citados) impulsiona a GD em escala residencial, condominial, comercial e industrial, conforme [Sajjad et al. \(2018\)](#). Isto é observado especialmente em países como Alemanha, Brasil, China, Estados Unidos, Reino Unido, dentre outros, os quais tem promovido discussões sobre as formas de tarifação, a compensação da energia gerada e sobre a remuneração das distribuidoras em nível global, conforme [Bradshaw \(2017\)](#), [Azimoh et al. \(2017\)](#), [Sajjad et al. \(2018\)](#) e [Carstens e Cunha \(2019\)](#). Destaca-se, ainda neste contexto, que um sistema de GD pode operar em modo *on-grid*, *off-grid* ou híbrido. No primeiro modo de operação (*on-grid*), a unidade consumidora-geradora de energia elétrica está diretamente conectada à rede de distribuição da concessionária, e injeta nessa o excedente de energia elétrica (diferença positiva entre a energia consumida e a energia produzida). No segundo modo de operação (*off-grid*), a unidade consumidora-geradora desconecta-se da rede elétrica da concessionária, produz energia para consumo próprio utilizando

armazenadores de energia (baterias), e conecta-se à rede da concessionária apenas para consumo, quando necessário. Em modo híbrido, a unidade consumidora-geradora alterna entre os modos *on-grid* e *off-grid* conforme interesse, podendo utilizar o primeiro modo para períodos de consumo fora de ponta (menor custo tarifário) e o segundo modo em período de consumo na ponta (maior custo tarifário), por exemplo.

3.2.3.1 Marco Legal de GD no Brasil

No cenário brasileiro, a GD é regida pela Lei n.º 14.300, de 6 de janeiro de 2022 (Lei n.º 14300), inicialmente formalizada pelo Projeto de Lei n.º 5829, de 2019, conjuntamente com a Resolução Normativa n.º 414, de 9 de setembro de 2010, a Resolução Normativa n.º 482, de 17 de abril de 2012, e a Resolução Normativa n.º 687, de 24 de novembro de 2015¹. Esta lei institui o marco legal da microgeração e minigeração distribuída, o Sistema de Compensação de Energia Elétrica (SCEE), o Programa de Energia Renovável Social e outras providências.

Nos termos da referida lei, a microgeração distribuída é limitada a 75 kW (setenta e cinco quilowatts), a minigeração distribuída (a partir de 75 kW) é limitada a 5 MW, e o SCEE opera em “*net metering*”. O *net metering* é definido como a energia ativa injetada na rede da distribuidora local por Unidade Consumidora (UC) com microgeração ou minigeração distribuída. Essa energia ativa é cedida pela UC ao SCEE a título de empréstimo gratuito, e posteriormente compensada com o consumo de energia elétrica ativa, ou contabilizada como crédito de energia nas UCs participantes do sistema. Nesta dinâmica, o prossumidor pode utilizar os créditos para consumo local, autoconsumo remoto, geração compartilhada ou como integrante de Empreendimento de Múltiplas Unidades Consumidoras (EMUC) (condomínios).

Contudo, no SCEE, a conversão do excedente de energia em créditos pode ainda receber uma taxa. Desse modo, um prossumidor obterá um valor de quilowatts (em créditos) inferior ao total de quilowatts injetado na rede (como excedente), em função da Tarifa de Energia (TE) e da Tarifa do Uso do Sistema de Distribuição (TUSD). A TE está relacionada ao consumo direto de energia e encargos sobre este, enquanto a TUSD está relacionada ao custo de transporte de energia pela rede com perdas e encargos, subdividindo-se em TUSD fio A (transmissão) e TUSD fio B (distribuição). Isto posto, considera-se que essa taxa pode reduzir a atratividade de sistemas *on-grid* e, nesses casos, os prossumidores que injetam energia na

¹ Estas resoluções foram revogadas pelas resoluções n.º 1000 (ANEEL, 2021), n.º 1030 (ANEEL, 2022a) e n.º 1059 (ANEEL, 2023), já contempladas e referenciadas nesta tese.

rede tendem à migração da GD *on-grid* para uma GD *off-grid* (ou GD híbrida), como meio de mitigar essa taxaço. Isto vem sendo explorado no cenário brasileiro, por meio de projetos de leis que visam salvaguardar os interesses dos *stakeholders* (partes envolvidas) no mercado de GD. Destaca-se, que enquanto esta tese é apresentada, os referidos projetos tramitam nas instâncias governamentais do país, tornando passíveis de atualização os marcos e dinâmica de GD aqui explorados.

Isto posto, no que se refere à fonte de energia renovável, a proposição do gerenciamento de GD via SHC e SCC nesta tese, independe da fonte de GD. Contudo, para os propósitos de simulação e análise, a energia solar é aqui utilizada como fonte de energia renovável, considerando sua maior inserção e acessibilidade mercadológica aos clientes residencias desde as últimas décadas.

3.2.3.2 GD solar

A GD solar utiliza painéis (módulos), os quais possuem propriedades fotoelétricas de conversão de energia solar em energia elétrica - painéis (módulos) fotovoltaicos. A energia fotovoltaica produzida por esses módulos tem perfis de corrente e tensão diferentes daqueles presentes na energia fornecida pelas concessionárias. Desse modo, essa energia precisa ser convertida antes de ser utilizada via rede de distribuição da concessionária, ou antes de ser injetada no SCEE. Para tanto, um projeto de GD nesse contexto deve incluir: painéis fotovoltaicos, *string boxes* (dispositivos de proteção) e inversores. Além disto, deve atender a requisitos de certificação e aos limites homologados para produção local - limitada à carga residencial instalada, para unidades consumidoras do Grupo B, e limitada à demanda contratada, para unidades consumidoras do Grupo A, conforme Lei n.º 14300 (BRASIL, 2022).

A potência da GD, utilizando um sistema fotovoltaico, pode ser calculada pela Equação 3.1:

$$P_{ger} = \frac{Consumo_{res}/30 \text{ dias}}{temp_{expos}} \times \eta \quad (3.1)$$

em que P_{ger} é a potência de energia a ser gerada em *kW* para compensar o consumo residencial, $Consumo_{res}$ é o consumo residencial mensal de energia elétrica em *kWh.mes*, o termo 30 é o fator de conversão de potência mensal para potência diária, o termo $temp_{expos}$ representa o equivalente da curva de insolação² diária numa dada região em *h/dia*, e o fator η representa o

² Curva de insolação: É variável ao longo de dia, aproximando-se de uma função gaussiana alargada no topo. A

rendimento do sistema fotovoltaico, normalmente $0,8 \leq \eta \leq 0,9$ (considerando as perdas por aquecimento excessivo, conversão do tipo de energia, inclinação do módulo, dentre outras).

Por conseguinte, a quantidade de painéis (n_p) necessária para a compensação de um consumo residencial pode ser dada pela Equação 3.2.

$$n_p = \frac{P_{ger}}{P_{mod}} \quad (3.2)$$

em que P_{ger} é a potência diária em kW a ser compensada via GD, e P_{mod} é a potência de um módulo fotovoltaico em W . Adicionalmente, um detalhamento desses parâmetros é apresentado com uma exemplificação no Apêndice A.

3.2.3.3 GD condominial

A GD condominial é referida pela Lei n.º 14300 como um EMUC, contido numa mesma propriedade territorial e juridicamente instrumentalizado como condomínio por meio de ATA de assembleia condominial, convenção, regimento ou similar. Fora desta designação estão os loteamentos residenciais com GD e os condomínios solares. Os loteamentos residenciais estão enquadrados como um agrupamento de Unidades Consumidoras (UCs) não condominiais. Os condomínios solares, por sua vez, são enquadrados como investimentos em instalações destinadas à produção de energia por GD (usinas), realizados por cooperativas (pessoas físicas) ou consórcios (pessoas jurídicas), os quais visam ratear os custos de geração e para usufruto da energia produzida nos termos do SCEE da mesma lei.

Nesse sentido, um projeto de GD condominial abrange as áreas comuns de um condomínio como: quadra de esportes, área de lazer, salão de festas, cargas de climatização das salas, salas de administração, iluminação, tomadas de utilização geral, elevador, piscinas, saunas, dentre outras. Essas áreas comuns são conectadas numa UC (ou mais), normalmente referida(s) como UC(s) da administração (ou do condomínio).

O referido projeto de GD condominial, portanto, pode ser concebido sob as modalidades de:

1. **Geração junto à carga** - símile à geração residencial individual, em que uma UC gera energia para consumo próprio, por exemplo, UC de administração;
2. **Autoconsumo remoto** - contrato de locação de usina em ambiente externo, na mesma área de concessão, normalmente uma usina de solo;

área abaixo dessa curva é convertida num retângulo de insolação, cuja altura é de $1000 W/m^2$, e cuja a base é de 'n' horas de insolação diária. Esse 'n' é o tempo de exposição em questão.

3. **EMUC** - empreendimento no qual os beneficiários são a UC de administração e as UCs residenciais (casas ou apartamentos).

Visto que esta tese propõe um algoritmo para EMUC, as demais modalidades de GD condominial são recomendadas como trabalhos futuros.

3.2.3.4 Utilização de GD em EMUC

Em termos de utilização de GD em um EMUC, duas configurações básicas requerem atenção:

1. **Rateio parcial da GD** - neste caso a GD está conectada diretamente à instalação elétrica da UC condominial. Ocorre produção (conversão) e consumo simultâneo de energia, e o excedente é injetado na rede para créditos. Posto não haver um controlador de demanda, ou dispositivos de manobra para acoplamento de cargas, esta configuração é dita como não controlável, mas apenas monitorada por meio dos registros de fluxo energético, presentes no inversor do sistema de GD e no medidor de fluxo bidirecional de energia da concessionária. Um exemplo disto pode ser observado num condomínio em que uma GD fotovoltaica produz 10.000 kWh (registrado no inversor) e injeta na rede apenas 3.000 kWh (registrado no medidor da concessionária). A diferença de 7.000 kWh representa a energia consumida pelas áreas comuns do condomínio àquele momento. O rateio de energia entre as UCs residenciais será, neste exemplo, de apenas 3.000 kWh.
2. **Rateio total da GD** - neste caso a GD está conectada diretamente à concessionária por meio de um medidor exclusivo (UC dedicada³), de modo que toda a energia produzida é convertida em créditos pelo SCEE. Cenário este, no qual a administração do condomínio dispõe de total controle para rateio dos créditos de energia entre as UCs residenciais e a UC condominial.

Diante disto, destaca-se que esta tese está situada no contexto de prosumidores (consumidores-geradores), em condomínio horizontal de baixa tensão (grupo B), juridicamente instrumentalizado como condomínio, com GD fotovoltaica *on-grid*, com rateio total da GD, sem acumuladores de energia elétrica (baterias), e em acordo com as resoluções normativas e a Lei n.º 14300, conforme apresentado na introdução da Seção 3.2.3. Ademais, destaca-se ainda que

³ UC dedicada: Inserção de uma nova UC junto ao centro de medição do EMUC implicando em reforma deste, ou inclusão uma nova UC em via pública, fora do centro de medição do EMUC - a depender da concessionária.

fora deste escopo está a livre compra e venda de energia elétrica entre UCs.

3.2.4 Modelagem de cargas e de conforto residenciais

A eficiência energética, no contexto das SHs, compreende a modelagem de cargas residenciais e a modelagem de conforto do usuário, o que visa otimizar a relação consumo-conforto, tal que minimize o consumo das cargas residenciais enquanto maximiza o conforto do usuário.

Nesse sentido, a modelagem de cargas residenciais pode variar desde o nível do aparelho até o nível da rede elétrica (*grid*), conforme [Neves \(2008\)](#) e [Shao et al. \(2013\)](#). No primeiro nível - aparelho, essa modelagem é conhecida como *Método de Composição da Carga*. Esse método baseia-se no conhecimento dos componentes presentes e nas características de resposta da carga, considerando a influência dos armazenadores de energia presentes. A modelagem por esse método visa obter um polinômio tal que represente o comportamento da carga no domínio do tempo, ou no domínio da frequência. No segundo nível - rede elétrica (*grid*), a modelagem de cargas é conhecida como *Método da Medição Direta*. Esse método é baseado em medições sucessivas das grandezas mensuráveis da carga, posta em regime normal de trabalho, a saber: potência, tensão, corrente, tempo de acionamento, tempo de parada, tempo de ciclo, dentre outras. Em ambos os métodos, a finalidade é conhecer o comportamento das cargas residenciais, a fim de propiciar controle destas para explorar os benefícios dos programas de DSM anteriormente citados.

Por outro lado, a modelagem de conforto do usuário compreende fatores psicológicos e fatores fisiológicos. Os fatores psicológicos de conforto são aqueles relacionados à percepção do ser humano. Entende-se por percepção do ser humano, a sua forma de funcionar e a sua forma de responder aos estímulos sobre os sentidos do próprio corpo, conforme [Anderson e Crawford \(1980\)](#) e [Eysenck e Keane \(2017\)](#). Esta percepção pode afetar o estado de humor, o estado emocional e a satisfação do indivíduo, de modo que este pode perceber-se desconfortável mesmo num ambiente confortável para outras pessoas, ou o oposto disso, conforme [Sanders e Brizzolara \(2018\)](#), [Howarth e Hoffman \(1984\)](#), [Modoni e Tosi \(2016\)](#) e [Marszał-Wiśniewska e Nowicka \(2018\)](#). Outrossim, os fatores fisiológicos são aqueles relacionados ao bem-estar e à segurança humana, tais como: o conforto térmico, o conforto visual e a qualidade do ar no interior do ambiente. Nessa perspectiva, observa-se que o fator conforto térmico pode ser determinado por índices que consideram parâmetros ambientais e pessoais como o *Predicted Mean Vote* (voto médio previsto)

(PMV), *Actual Mean Vote* (votação média real) (AMV) e *Predicted Percentage Dissatisfied* (percentagem prevista de insatisfação) (PPD), conforme [Enescu \(2017\)](#). O fator conforto visual, por sua vez, pode ser determinado pela forma como o nível de iluminação (medido em lux) afeta a satisfação do usuário, conforme destaca [Aduda et al. \(2016\)](#). Enquanto, o fator a qualidade do ar no interior de um ambiente (sala), pode ser quantificado pela concentração de CO₂ decorrente das atividades dos ocupantes desse ambiente, conforme corroboram [Ogunjuyigbe et al. \(2017\)](#) e [Neumann \(2018\)](#).

Isto posto, observa-se que a maior participação na relação consumo-conforto residencial é representada pelas cargas residenciais de HVAC, além das cargas de WHS, conforme [Shao et al. \(2013\)](#) e [Yoon et al. \(2014b\)](#). Nesse contexto, as pesquisas sobre eficiência energética compreendem a modelagem de cargas residenciais e a modelagem do conforto, objetivando contribuir com ações de DR tais que possibilitem mitigar o impacto de desconforto ao consumidor. Com efeito, isto pode ser viabilizado pela inserção de um SHC multiobjetivo numa SH, conforme descrito no Capítulo 1.

3.3 Algoritmos computacionais

Nesta seção são apresentados os conceitos basilares dos algoritmos utilizados nesta tese, a saber: lógica *fuzzy*, PSO, redes neurais recorrentes, e séries temporais. Adicionalmente, ao final de cada subseção são incluídas fontes de pesquisa sobre os algoritmos correspondentes.

3.3.1 Lógica Fuzzy

A LF foi introduzida nos meios científicos em 1965 por Lofti Asker Zadeh, por meio da publicação do artigo *Fuzzy Sets* no periódico *Information and Control*. Contudo, seus princípios foram desenvolvidos já em 1920, por Jan Lukasiewicz, com a inserção de conjuntos com graus de pertinência combinados aos conceitos da lógica clássica, conforme [Saraiva \(2006\)](#) e [Simões e Shaw \(2007\)](#). Dessa forma, o conceito da referida lógica pode ser compreendido em modo análogo a um evento em que não é possível responder objetivamente “*sim*” ou “*não*”, ainda que conhecidas as informações sobre o mesmo. Assim, uma resposta entre “*sim*” e “*não*”, como “*talvez*” ou “*quase*”, torna-se mais apropriada no contexto do evento, conforme [Chenci et al. \(2011\)](#).

3.3.1.1 Definições

Na lógica clássica (binária) os conjuntos de elementos são chamados de conjuntos *crisp*, sobre os quais define-se que um elemento x pertence a um conjunto A , e não pertence a um conjunto B , posto haver uma fronteira bem-definida para decidir quando o elemento x pertence (ou não) a um conjunto. Isto é expresso na forma $x \in A$ e $x \notin B$.

Na lógica *fuzzy* (difusa), contudo, os conjuntos de elementos são chamados conjuntos nebulosos, sobre os quais um elemento x tem graus de pertencimento ao conjunto A e ao conjunto B , posto não existir a fronteira de decisão anteriormente citada. O grau de pertencimento de um elemento x a um conjunto A é expresso por $\mu_A(x)$, o qual assume valores contínuos no intervalo fechado $[0,1]$. Desse modo, um elemento x pode ser descrito pelos seus graus de pertinência aos conjuntos A e B , o que pode ser expresso na forma $\mu_A(x) = 0,4$ e $\mu_B(x) = 0,6$, por exemplo.

Adicionalmente, uma variável linguística é definida como uma variável cujos valores são nomes de um conjunto nebuloso (U) tal como em: $U = \{\text{“fria”}, \text{“amena”}, \text{“quente”}\}$. Tais variáveis referem-se à difusa percepção humana sobre grandezas mensuráveis, e podem ainda compreender sentenças de conectivos lógicos, intensificadores (“muito”, “pouco”) e delimitadores (como parênteses).

Por conseguinte, uma função que estabeleça relação entre valores *crisp* e variáveis linguísticas, é definida como uma função de pertinência ($u_A(x)$), na lógica *fuzzy*. Esta função expressa um conhecimento *a priori* sobre o comportamento da grandeza analisada, e pode ser modelada por um perfil: triangular, trapezoidal, gaussiano, sino generalizado, sigmoidal, dentre outros.

O mapeamento de uma entrada de valor preciso (não *fuzzy*), pelas funções de pertinência ($u_A(x)$), é dito como etapa de fuzzificação de um sistema de inferência *fuzzy*. Essa etapa processa regras sobre as variáveis linguísticas para inferir os valores de saída, e para tanto, utiliza os métodos Mamdani ou Takagi-Sugeno. Esse primeiro método tem um conjunto *fuzzy* como resultado, enquanto o segundo resulta num número real. Por conseguinte, a etapa final de um sistema de inferência *fuzzy*, é chamada defuzzificação, e utiliza para tanto métodos como: centróide, *first-of-maximum*, critério máximo, bissetor, entre outros.

3.3.1.2 Formalização

Formalmente, um conjunto *fuzzy* A em X é expresso como um conjunto de pares ordenados conforme apresentado na Equação 3.3.

$$A = \{x, u_A(x) \mid x \in X\} \quad (3.3)$$

em que $u_A(x)$ é a Função de Pertinência do elemento x sobre o conjunto A , a qual pode ser expressa conforme apresentado na Equação 3.4 (formato triangular), Equação 3.5 (formato trapezoidal), Equação 3.6 (formato gaussiano), Equação 3.7 (formato sino generalizado), dentre outras.

$$\text{trimf}(x; a, b, c) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right) \quad (3.4)$$

$$\text{trapmf}(x; a, b, c, d) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right) \quad (3.5)$$

$$\text{gaussmf}(x; a, b, c) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2} \quad (3.6)$$

$$\text{gbellmf}(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left|\frac{x-c}{b}\right|^{2b}} \quad (3.7)$$

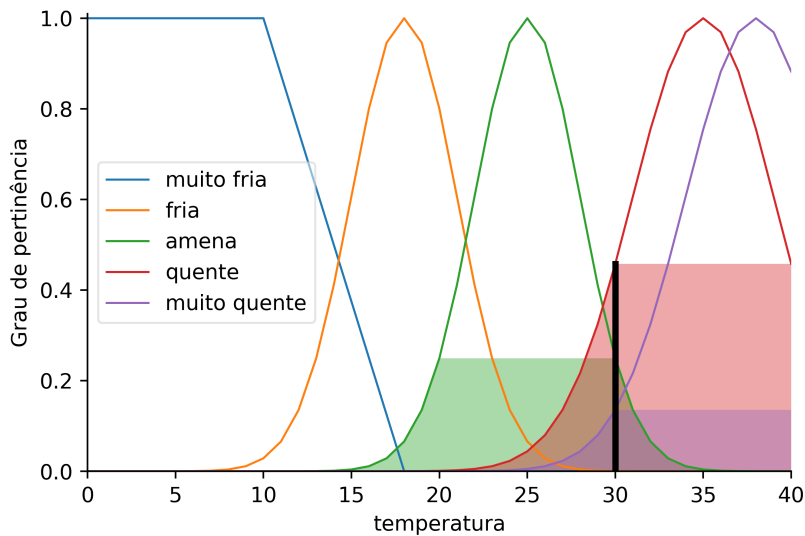
em que a, b, c, d são pontos delimitadores do perfil de cada função no plano cartesiano.

3.3.1.3 Aplicações

Sistemas de inferência nebulosos são utilizados com frequência em projetos de aparelhos de ar-condicionado, máquinas de lavar roupas e controles automotivos, por exemplo.

Na Figura 3 é apresentada a percepção humana de temperatura num ambiente residencial. O grau de pertinência dos conjuntos nebulosos “amena” e “quente”, são representados pelas hachuras nas gaussianas ao centro e à direita da referida figura. Note que os valores correspondentes a uma temperatura aproximada de 30 °C (valor *crisp* no eixo das abscissas) tem grau de pertinência de $\mu_{\text{amena}}(\text{temp}) \approx 0,26$, $\mu_{\text{quente}}(\text{temp}) \approx 0,49$ e $\mu_{\text{muito_quente}}(\text{temp}) \approx 0,15$ (valores no eixo das ordenadas).

Figura 3 – Grau de pertinência de temperatura



Fonte: o autor.

A aplicação direta de LF nesta tese é detalhada na Seção 4.3.2.1, e um [link](#) dos códigos-fonte implementados é disponibilizado para pesquisas afins. Com efeito, em [Kosko \(1997\)](#), [Kartalopoulos e Kartakopoulos \(1997\)](#) e [Nguyen e Sugeno \(2012\)](#) são apresentados a modelagem e o controle de sistemas utilizando lógica *fuzzy*, e em [Ravibabu et al. \(2009\)](#), [Hong et al. \(2012\)](#) e [Wu et al. \(2014\)](#) são apresentados os conceitos introdutórios e uma metodologia para aplicação de lógica *fuzzy* no contexto de DSM.

3.3.2 Particle Swarm Optimization - PSO

Particle Swarm Optimization (otimização por enxame de partículas) (PSO) é uma técnica de otimização populacional estocástica baseada no comportamento coletivo de animais, conforme [Luke \(2013\)](#). O algoritmo busca encontrar a melhor solução utilizando uma população de partículas e baseando-se no conceito de cooperação coletiva. Proposto por [Kennedy e Eberhart \(1995\)](#), esse algoritmo possui características de individualidade e sociabilidade das partículas, como também características de habilidades para trocar informações entre vizinhos, memorizar uma posição anterior e utilizar informações para a tomada de decisões.

No algoritmo de PSO, uma partícula i é definida pelos vetores de posição (\vec{x}_i), de velocidade (\vec{v}_i) e de melhor posição individual ($p\vec{best}$). Um vetor de melhor posição global do enxame ($g\vec{best}$) é resultante das posições individuais das n partículas contidas nesse vetor. Os elementos do algoritmo são:

A : população de partículas

\vec{x}_i : vetor posição da partícula i no espaço de soluções

f : função de avaliação (*fitness*)

\vec{v}_i : vetor velocidade da partícula i

\vec{pbest}_i : vetor da melhor posição individual da partícula, corresponde à posição no espaço de busca onde a partícula apresenta o melhor valor da função de avaliação f .

\vec{gbest}_i : vetor da melhor posição global da partícula, corresponde à posição que produz o melhor valor entre todos os \vec{pbest}_i .

3.3.2.1 Atualização da melhor posição individual e global

As Equações 3.8 e 3.9 definem como \vec{pbest}_i e \vec{gbest}_i são atualizados no tempo t , respectivamente. É assumido que o enxame possui n partículas em um problema de minimização de uma função f , tal que:

$$\vec{pbest}_i(t+1) = \begin{cases} \vec{pbest}_i(t) & \text{se } f(\vec{pbest}_i(t)) \leq f(\vec{x}_i(t+1)) \\ \vec{x}_i(t+1) & \text{se } f(\vec{pbest}_i(t)) > f(\vec{x}_i(t+1)) \end{cases}, \quad (3.8)$$

$$\vec{gbest}_i(t+1) = \min\{f(\vec{pbest}), f(\vec{gbest})\}, \quad (3.9)$$

em que $\vec{pbest} \in \{\vec{pbest}_0, \vec{pbest}_1, \dots, \vec{pbest}_n\}$.

3.3.2.2 Atualização da velocidade e da posição de uma partícula

A velocidade (\vec{v}) para uma partícula i é definida pelos parâmetros: inércia, cognitivo e social. O primeiro - parâmetro de inércia - é a velocidade anterior do enxame, que influencia a partícula a mover-se na mesma direção na qual está. O segundo - parâmetro cognitivo - expressa a experiência individual da partícula (onde a solução está), e influencia a partícula a mover-se a uma posição melhor que a atual. O terceiro - parâmetro social - representa a experiência do enxame e influencia a partícula a seguir na direção de seus melhores vizinhos.

As Equações 3.10 e 3.11 descrevem a atualização da velocidade e da posição da i -ésima partícula, respectivamente.

$$\vec{v}_i(t+1) = w\vec{v}_i(t) + c_1r_1(\vec{pbest}_i - \vec{x}_i) + c_2r_2(\vec{gbest}_i - \vec{x}_i) \quad (3.10)$$

$$\vec{x}_i(t+1) = \vec{x}_i(t) + \vec{v}_i(t+1) \quad (3.11)$$

em que: c_1 e c_2 são constantes positivas que representam os parâmetros cognitivo e social, respectivamente. As variáveis r_1 e r_2 são números aleatórios $\in [0, 1]$, e w é o peso de inércia.

A implementação de PSO nesta tese está apresentada na Seção 5.2.3, contudo aspectos gerais sobre a evolução do algoritmo de PSO contendo, discussões sobre fatores de restrição, pesos de inércia, sistemas dinâmicos de rastreamento, ajustes de parâmetro adaptativo, dentre outros são apresentados em Shi *et al.* (2001), Ratnaweera *et al.* (2004) e Xu (2013).

3.3.3 Séries Temporais

Uma Série Temporal (ST) é definida como um conjunto de observações feitas em sequência, ao longo de um tempo (t), e igualmente espaçadas. Em uma análise de ST, assume-se a existência de um sistema causal e temporal, que exerceu influência sobre os dados passados e pode continuar influenciando os dados futuros, de modo que padrões não aleatórios podem ser detectados por meio de uma análise gráfica, ou da utilização de um processo estatístico, conforme Montgomery *et al.* (2015). De modo amplo, uma ST é dita estacionária se sua distribuição observada permanece inalterada em qualquer deslocamento de tempo. No caso de ST não estacionárias, observa-se que a média e a variância não são constantes ao longo do tempo, conforme Farsi *et al.* (2021).

A análise e previsão das STs tem sido realizada por algoritmos baseados em séries temporais, como também por algoritmos baseados em ML. Na primeira classe de algoritmos (ST), tem destaque o *Autoregressive Integrated Moving Average* (média móvel integrada autoregressiva) (ARIMA) (p, d, q) , o *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (média móvel integrada autoregressiva sazonal) (SARIMA) $(p, d, q) \times (P, D, Q)_s$, e o *Long Short Term Memory Networks* (LSTM), os quais apresentam resultados de elevada acurácia. Enquanto na classe de algoritmos baseados em ML, tem destaque algoritmos como *Support Vector Machine* e *Random Forest*, os quais apresentam vasto poder de modelagem, contudo com acurácia ainda inferior à acurácia dos algoritmos baseados em ST.

Uma apreciação detalhada sobre algoritmos estatísticos de análise e previsão de ST como ARIMA (p, d, q) e SARIMA $(p, d, q) \times (P, D, Q)_s$ é apresentada em (MONTGOMERY *et al.*, 2015; MORETTIN; TOLOI, 2018) e (FARSI *et al.*, 2021). Bem como apreciação detalhada sobre os algoritmos de ML supracitados em (CRISTIANINI *et al.*, 2000; ÜSTÜN *et al.*, 2007; KOTSIANTIS *et al.*, 2007) e em (RUIZ-ABELLÓN *et al.*, 2018), dentre outros.

Nesta tese, é utilizado um algoritmo de previsão de ST pertencente à arquitetura das

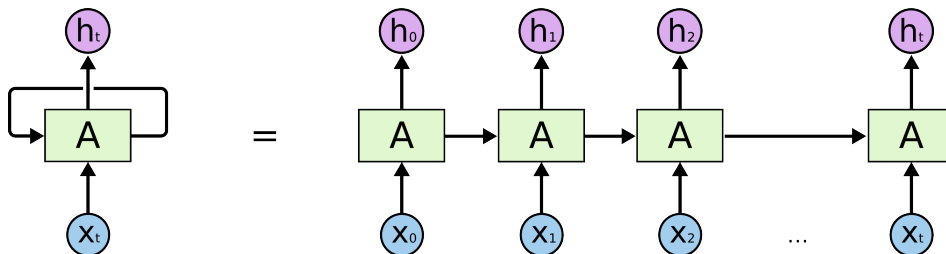
Redes Neurais Recorrentes, o algoritmo LSTM, o qual não apresenta requisitos de estacionariedade, modela funções não lineares com redes neurais e possui elevado desempenho.

3.3.4 Recurrent Neural Network - RNN

RNN é um tipo de rede neural artificial que utiliza sequência de dados. Esta RNN estabelece correlações temporais entre as informações anteriores e as circunstâncias atuais numa sequência, de modo que, quando aplicada numa ST, implica que a decisão tomada na etapa anterior ($t - 1$) pode afetar a decisão que será tomada na etapa atual (t), conforme [Kong et al. \(2017\)](#).

Uma RNN pode ser representada conforme é mostrado na Figura 4. Nesta, uma rede neural A é carregada com uma entrada (X_t), produzindo um valor (h_t), e um *loop* permite que uma informação seja passada de uma etapa da rede para outra. Desse modo, uma RNN pode ser vista como várias cópias da mesma rede, em que cada cópia envia uma mensagem a sua sucessora.

Figura 4 – Arquitetura de uma *Recurrent Neural Network*



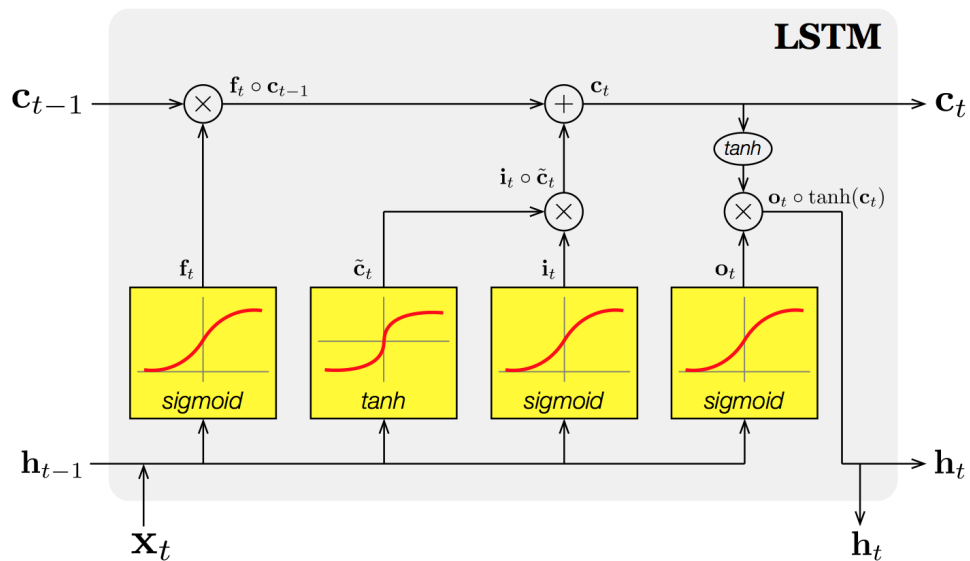
Fonte: Adaptado de [Kang \(2017\)](#).

Contudo, o modelo RNN apresenta limitação para aprender dependências de longo alcance devido aos problemas de desvanecimento e explosão de gradiente. O problema do desvanecimento do gradiente é que a norma do gradiente para componentes de longo prazo diminui exponencialmente para zero, limitando a capacidade do modelo aprender correlações temporais de longo prazo. Na explosão de gradiente, de outro modo, ocorre o oposto desse processo. A fim de solucionar esses problemas, [Hochreiter e Schmidhuber \(1997\)](#) propuseram o modelo de Redes de Memória de Longo Prazo (LSTM), apresentado a seguir.

3.3.4.1 Long Short Term Memory - LSTM

LSTM é um tipo especial de RNN. Estas redes são capazes de aprender dependências de longo prazo e de estabelecer conexões temporais. Para tanto, possuem uma célula de estado de memória interna ao longo de todo o ciclo de aprendizagem. Esta célula é o principal componente da arquitetura de uma LSTM, a qual é representada na Figura 5.

Figura 5 – Arquitetura de uma *Long Short Term Memory*



Fonte: Adaptado de Kang (2017).

O processo de aprendizado de uma rede LSTM começa com a remoção de informações célula. Isto é realizado por meio de uma camada *sigmoid* chamada *forget gate layer*, a primeira função *sigmoid* à esquerda, na Figura 5. Nesta, as entradas x_t e h_{t-1} são multiplicadas por um peso (W_f) e somadas a um *bias* (b_f), e então a função *sigmoid* é aplicada produzindo a saída f_t , conforme expresso pela Equação 3.12.

$$f_t = \sigma(W_f * [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (3.12)$$

em que W_f é uma matriz de peso e b_f é um *bias*, os quais dependem dos parâmetros ajustados pela rede durante o processo de aprendizagem.

Por conseguinte, a saída da função *sigmóide* (f_t) é um valor contido no intervalo de 0 a 1, tal que $0 \leq f_t \leq 1$. Disto decorre que o produto $f_t \circ c_{t-1}$ representado na linha superior da Figura 5 é: a) nulo para $f_t = 0$; b) igual a c_{t-1} para $f_t = 1$; e c) um percentual de c_{t-1} para $0 < f_t < 1$. Isto implica o percentual da informação contida em c_{t-1} , repassado no fluxo da célula.

Após isso, as informações que devem ser armazenadas na célula de estado são selecionadas. Isto é realizado pelo produto da saída i_t (de outra camada *sigmoid*) com a saída \tilde{C}_t (de uma camada *tanh* - tangente hiperbólica). A referida camada *sigmoid* é chamada de *input gate layer*, e carrega os valores que devem ser atualizados, enquanto a camada *tanh* cria um vetor de valores candidatos \tilde{C}_t , o qual pode ser adicionado à célula de estado (percebe-se estas duas camadas ao centro da Figura 5). Em ambas as camadas, as entradas x_t e h_{t-1} são multiplicadas por uma matriz de peso correspondente, somadas a um *bias* correspondente, e então são aplicadas as funções de ativação correspondentes (*sigmoid* ou *tanh*), conforme expresso na Equação 3.13 e na Equação 3.14.

$$i_t = \sigma(W_i * [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (3.13)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c * [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3.14)$$

em que W_i e W_c são matrizes de peso de cada operação, e b_i e b_c são *bias* de cada operação.

Posteriormente, a célula de estado C_{t-1} é atualizada para nova célula de estado C_t , conforme representado na linha superior da Figura 5, e expresso pela Equação 3.15.

$$C_t = (f_t * C_{t-1}) + (i_t * \tilde{C}_t) \quad (3.15)$$

Finalmente, é decidida qual será a saída h_t . Isto é realizado pelo produto da saída de uma terceira camada *sigmoid* (o_t) com a saída de outra camada *tanh*. A referida camada *sigmoid* é chamada de *output gate layer*, e carrega os valores que devem ser atualizados, enquanto a camada *tanh*, carrega o novo valor da célula de estado, sobre o qual aplica uma função de ativação tangente hiperbólica. Na Equação 3.16 e na Equação 3.17 são expressas as referidas operações matemáticas.

$$o_t = \sigma(W_o * [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (3.16)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (3.17)$$

em que W_o é uma matriz de peso e b_o é o *bias*, correspondentes à operação em questão.

O processo acima descrito continua a repetir-se ao longo das sucessivas etapas da rede LSTM.

3.4 Considerações finais

Neste capítulo foram abordados os conceitos fundamentais de gerenciamento das demandas, modelos de tarifação de energia elétrica, geração distribuída (GD) e o conceitos de

modelagem de conforto e de cargas residenciais, que compõem o contexto em que esta tese está inserida. Adicionalmente, foram abordados conceitos e fundamentos de lógica *fuzzy*, do algoritmo de metaheurística PSO, de séries temporais e do modelo de redes neurais recorrentes, LSTM.

Sumariamente, enfatiza-se que esta tese está situada num cenário de condomínio residencial horizontal de baixa tensão, em que o condomínio é integralmente composto por prosumidores com GD fotovoltaica, operando em modo *on-grid*, e sem armazenadores de energia (baterias). As soluções de GD convergem com as normativas e com a Lei n.º 14300, apresentadas na Seção 3.2.3, e cada residência conecta-se ao controlador condominial SCC para troca de informações. Por conseguinte, as residências do condomínio utilizam SHCs, tais que integram a modelagem das percepções do usuário ao modelo de conforto baseado em LF, utilizam a modelagem de cargas residenciais em nível de *grid*, e buscam um equilíbrio entre conforto e economia utilizando PSO.

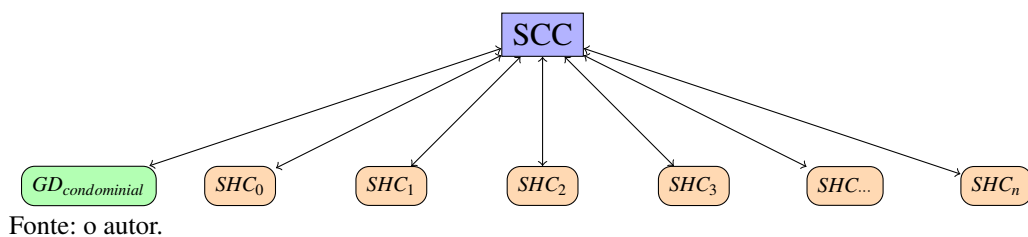
4 PROPOSTA DE CONTROLADOR CONDOMINIAL E RESIDENCIAL

Neste capítulo é apresentada uma visão holística do sistema SCC/SHC, o modelo matemático do SCC e do SHC, a modelagem matemática de conforto integrando as percepções do usuário, o modelo de rateio de créditos de GD e o fluxograma do SHC em nível residencial.

4.1 Arquitetura holística do sistema

Na Figura 6 é apresentada a estrutura do sistema SCC/SHC proposto nesta tese. O referido modelo está estruturado em nível de residência individual (SHC) e em nível condominial (SCC). Isto posto, sendo um modelo coordenado de GD nos termos legais, conforme detalhado na Seção 3.2.3.3, utiliza-se o conceito de topologia centralizada (estrela) por melhor representar a dinâmica de controle, gerenciamento dos créditos de GD, perfil dos prossumidores e capacidade de isolamento de um SHC, em caso de inconsistências lógicas ou elétricas.

Figura 6 – Estrutura SCC/SHC - visão geral

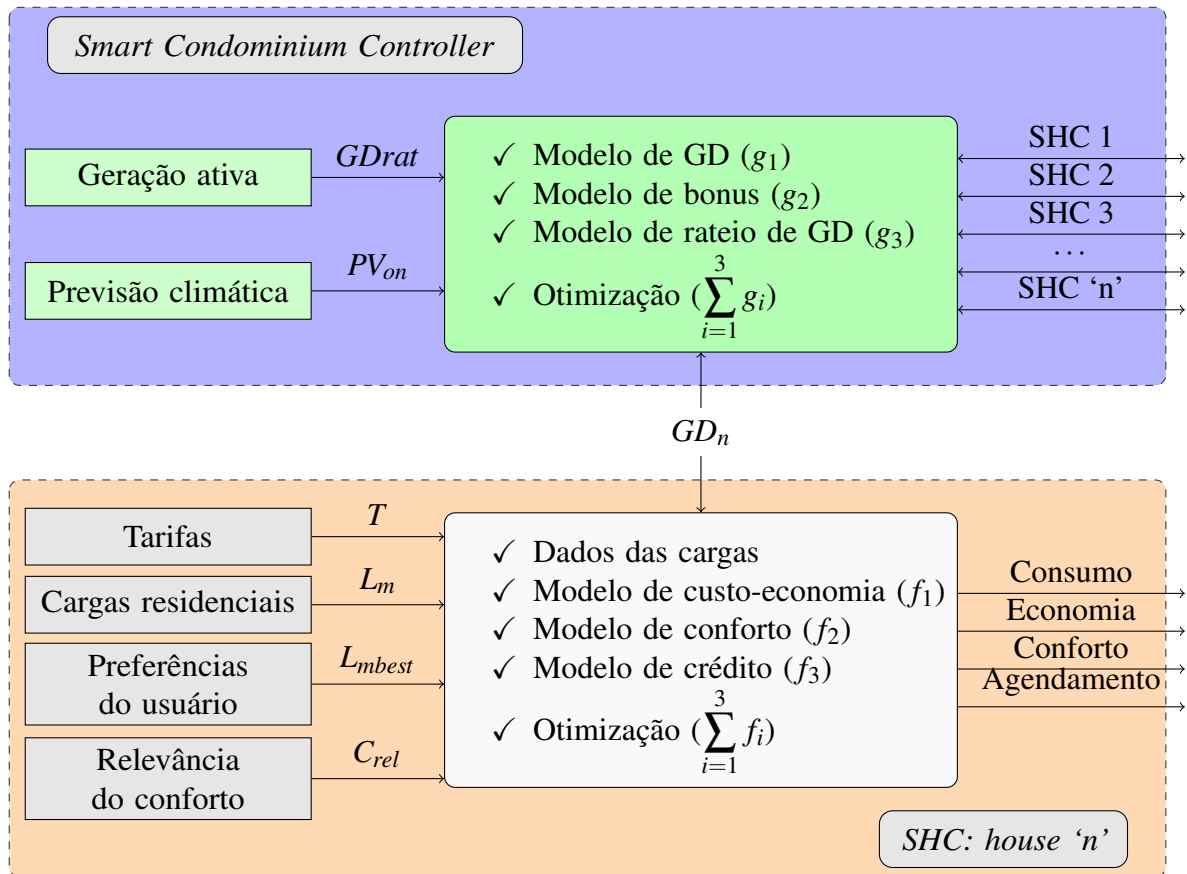


Percebe-se na Figura 6 que cada SHC comunica-se individual e exclusivamente com o SCC, de modo que os dados individuais de cada SHC ficam salvo-guardados, mitigando a perda de privacidade de dados e garantindo a não comercialização direta de energia entre prossumidores, conforme Lei n.º 14300. A referida comunicação entre SHCs e SCC ocorre em modo lógico, e cada SHC representa uma SH equipada com um *Smart Meter* (medidor inteligente) (SM). Nesse sentido, todos os SHCs são vistos pela concessionária de energia elétrica como UCs individuais, passíveis de receber crédito de GD, conforme critérios de rateio do condomínio (SCC).

De outro modo, particularmente analisando a interação entre um único SHC e o SCC, é apresentada na Figura 7 a arquitetura detalhada do modelo proposto nesta tese. Observa-se que o controlador (SCC) recebe dados de previsão climática local (P_{von}) e de capacidade de geração ativa (GD_{rat}) para a otimização multi-objetivo do modelo de geração (g_1), modelo de bonificação das residências do condomínio (g_2) e modelo de rateio de energia (g_3), resultando

no sinal de crédito de energia (G_{d_i}) a ser utilizado em cada residência pelo SHC. Neste caso, o SHC pode modificar sua programação para aumentar o conforto do usuário, ou apenas utilizar os créditos de DG em modo cumulativo para a compensação do consumo energético mensal.

Figura 7 – Diagrama de blocos de um SCC



Fonte: o autor.

Observa-se, ainda na figura em questão, que o controlador residencial (SHC) recebe as informações de: tarifação da concessionária (T), cargas residenciais (L_m), preferências de acionamento de cargas residenciais (L_{mbest}) e valor de conforto (C_{rel}). As cargas residenciais (L_m) aqui consideradas agrupam: a) cargas agendáveis - aquelas que podem ser acionadas diretamente por tomadas inteligentes durante um período como: condicionadores de ar, aquecedores, máquina de lavar-roupas, dentre outros; b) cargas não agendáveis - aquelas que são conectadas a tomadas comuns em modo contínuo, ou intermitente, como: equipamentos de multimídia, fornos de micro-ondas, torradeiras, refrigeradores, dentre outros. Nessa perspectiva, um algoritmo PSO é utilizado para a otimização multi-objetivo residencial. Para tanto, os dados das cargas residenciais, o perfil de consumo (f_1), o perfil de conforto residencial (f_2) e o crédito do rateio de GD (f_3) são

consolidados, resultando numa apreciação de consumo (*a*), economia (*b*) e conforto (*c*) por meio de um planejamento de cargas (*d*).

4.2 Modelo matemático do SCC

O modelo matemático do SCC é concebido como um sistema de tempo discreto que opera numa taxa de amostragem diária T_s para análise de GD e sinalização de créditos às residências do condomínio. Cada residência é equipada com um SHC que realiza a gestão das m cargas agendáveis conforme perfil de consumo residencial. As áreas comuns do condomínio, assim como os escritórios de administração local, figuram no SCC como um único SHC dedicado à administração (SHC_0) no qual estão conectadas todas as cargas comuns aos condôminos (administração, iluminação, cargas de climatização de salas de convivência, lazer, esporte, dentre outras).

O critério de rateio de GD considera primeiro a compensação total do consumo energético do SHC_0 , e depois o rateio do excedente de GD entre as demais residências condominiais (SHCs). Na Equação 4.1, é apresentada a expressão matemática da relação descrita acima.

$$GD_{rat} = \frac{(GD_{cond} - Consumo_{SHC_0}) * w}{\sum_{i=1}^n w_{SHC_i}} \quad (4.1)$$

em que GD_{cond} é o total de créditos de GD do condomínio, $Consumo_{SHC_0}$ é o consumo mensal do SHC_0 , GD_{rat} é o total de créditos mensais de GD recebido pela i -ésima residência, n é o número de residências do condomínio e w é o fator de ponderação de rateio de GD a partir do consumo mensal de cada residência, o qual assume os seguintes valores:

- $w = 3$, se consumo < 50 kWh.mês;
- $w = 4$, se $50 \leq$ consumo < 150 kWh.mês;
- $w = 5$, se $150 \leq$ consumo < 300 kWh.mês;
- $w = 6$, se $300 \leq$ consumo < 350 kWh.mês;
- $w = 7$, se $350 \leq$ consumo < 400 kWh.mês;
- $w = 8$, se consumo ≥ 400 kWh.

Este critério de ponderação de créditos de GD, visa bonificar residências com menor consumo energético, convergindo com as estratégias de DR no contexto de DSM apresentadas do capítulo inicial desta tese. Contudo, os critérios de rateio são flexíveis às resoluções das

assembleias condominiais, sendo que uma vez modificados esses, uma nova etapa de homologação deve ser processada junto à operadora do sistema elétrico de modo a convergir com o gerenciamento do SCC. Adicionalmente, destaca-se que os valores limites de consumo utilizados para definir os valores de ponderação acima descritos, estão baseados numa residência real, conforme apresentado no Capítulo 5. Contudo, são ajustáveis às realidades econômicas de quaisquer condomínios.

4.3 Modelo matemático do SHC

O modelo matemático do SHC é concebido como um sistema de tempo discreto, o qual opera numa taxa de amostragem diária T_s sob a qual realiza a gestão das m cargas agendáveis conforme o perfil de consumo residencial. Na abordagem proposta, foram modeladas a função objetivo de custo-economia (f_1), a função objetivo de conforto (f_2) e a função objetivo de crédito (f_3) que operam em nível de SHC, conforme a Figura 7. A primeira função define a economia financeira alcançada, a segunda define o nível de conforto do usuário e a terceira define o crédito de GD da n -ésima casa, respectivamente. Na Tabela 2 são apresentados os símbolos das variáveis utilizadas para tanto.

Tabela 2 – Lista de Símbolos

Símbolo	Descrição
m	Total de cargas agendáveis
N	Número total de amostras
\bar{P}_m	Vetor da potência média da m -ésima carga
\hat{P}_m	Vetor da potência máxima da m -ésima carga
N_m	Duração da m -ésima carga em amostragem
I_{sm}	Amostra associada ao horário mínimo de início da m -ésima carga
I_{Em}	Amostra associada ao horário máximo de término da m -ésima carga
I_{Bm}	Amostra associada ao melhor horário de início da m -ésima carga
I_{Cm}	Horário de início agendado para a m -ésima carga
C_{Lm}	Nível de relevância de conforto da m -ésima carga
P_k	Limite de pico no k -ésimo instante de tempo
C	Vetor do custo do consumo de energia elétrica no período
T_s	Taxa de amostragem de consumo expressa em minutos
τ	Percepção de temperatura ambiente pelo usuário
υ	Percepção de umidade relativa pelo usuário
ϕ	Percepção de estado de humor do usuário
ω	Nível de relevância de conforto da m -ésima carga com percepção do usuário sobre τ, υ, ϕ
E	Vetor de energia elétrica de GD disponível ao SCC
E_i	Vetor de energia elétrica disponível ao SHC da n -ésima residência do condomínio.

Fonte: o autor.

4.3.1 Modelo de custo - f_1

Para os propósitos desta tese foram utilizadas as definições matemáticas de carga residencial em nível de *grid*, conforme [Giorgio e Pimpinella \(2012\)](#). As cargas que podem ser gerenciadas pelo SHC são aqui descritas como *cargas agendáveis*, enquanto as cargas que não podem ser gerenciadas pelo SHC são descritas como *cargas não agendáveis*, e tem seu consumo estimado pelo Método de Medição Direta, apresentado na Seção 3.2.4. O modelo matemático de cargas residenciais é apresentado na Equação 4.2 considerando como premissas: m cargas agendáveis, N amostras diárias, T_s taxa de amostragem e a notação dos símbolos utilizados na Tabela 2, supracitada.

$$f_{Fcost} = \sum_{m=1}^M \sum_{k=I_{Cm}}^{I_{Cm}+N_m} (\bar{P}_m[k] \frac{T_s}{60} C[k]) \quad (4.2)$$

sujeito às restrições:

$$I_{Sm} \leq I_{Cm} \leq I_{Em} \quad (4.3)$$

$$\sum_{k=1}^N \left(\sum_{m=1}^M \bar{P}_m[k] \right) \leq P_k \quad (4.4)$$

As restrições da Equação 4.3 impõem que o agendamento para acionamento da m -ésima carga esteja contido no intervalo de flexibilidade mínimo e máximo definido pelo usuário, enquanto as restrições da Equação 4.4 impõem que as cargas não excedam o valor limite de demanda num k -ésimo instante de acionamento.

A função objetivo f_1 , primeira das três funções propostas, define a economia financeira gerada pelo SHC. É descrita pela Equação 4.5, na qual o primeiro termo define o custo resultante do perfil preferencial do usuário, e o segundo termo define o custo resultante do agendamento do SHC.

$$f_1 = \sum_{m=1}^M \left(\sum_{i=I_{Bm}}^{I_{Bm}+N_m} (\bar{P}_m[i] \frac{T_s}{60} C[i]) - \sum_{i=I_{Cm}}^{I_{Cm}+N_m} (\bar{P}_m[i] \frac{T_s}{60} C[i]) \right) \quad (4.5)$$

de tal modo que $f_1 \geq 0$, para que o agendamento proposto pelo SHC (segundo termo da Equação 4.5) seja aceito no algoritmo como uma solução válida para o usuário.

4.3.2 Modelo de conforto - f_2

O modelo de conforto de [Albuquerque et al. \(2018\)](#), apresentado na Seção 2.2.1.1, considera a relevância no nível de conforto de uma carga m , como um valor fixo. Contudo, não

inclui a dinâmica de variáveis externas como temperatura e estado de humor do usuário. Essas variáveis podem alterar a relevância dada pelo usuário a uma carga m , quando do cadastro dessa no SHC. Dessa forma, na segunda função objetivo (f_2), a relevância do conforto residencial (C_{Lm}) é redefinida utilizando lógica *fuzzy* para considerar as percepções do usuário sobre conforto.

Nesse processo, o usuário cadastra no SHC as cargas residenciais com os valores de nível de relevância de conforto ($0 \leq C_{Lm} \leq 1$), e com horários de acionamento das cargas - mínimo (I_{Sm}), máximo (I_{Em}) e preferencial (I_{Bm}). O valor de C_{Lm} de cada carga é atualizado utilizando lógica *fuzzy* sobre os conjuntos nebulosos que modelam as percepções do usuário.

Na Equação 4.6 é definida a função de conforto, em que o primeiro termo define a janela de acionamento de uma carga m em relação aos valores preferenciais do usuário, de modo que esse valor é utilizado como valor de referência para o cálculo do conforto. O segundo termo da referida equação define a distância entre o horário selecionado pelo SHC (I_{Cm}) e o horário preferido pelo usuário (I_{Bm}), o qual é ponderado pelo nível de relevância de conforto da m -ésima carga (C_{Lm}).

$$f_2 = \left[\max(|I_{Sm} - I_{Bm}|, |I_{Em} - I_{Bm}|) \right] - C_{Lm} |I_{Cm} - I_{Bm}| \quad (4.6)$$

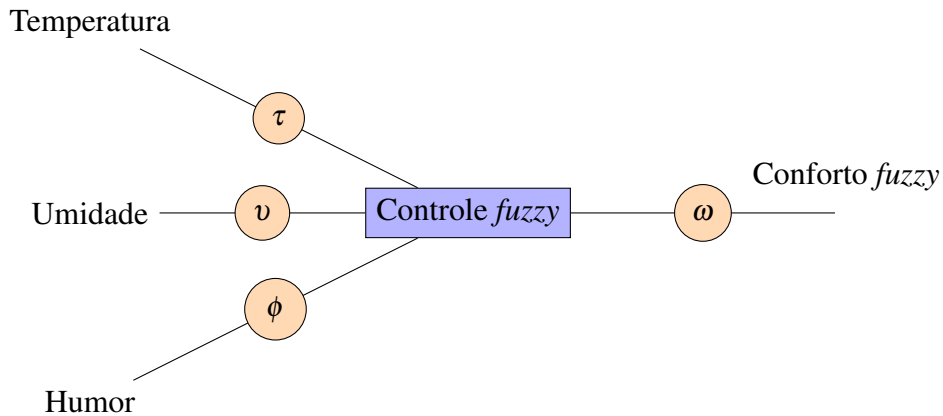
Desse modo, para uma carga m com nível de relevância de conforto $C_{Lm} = 1$, o conforto será máximo quando o horário agendado pelo SHC convergir com o horário preferencial do usuário ($I_{Cm} \approx I_{Bm}$). Ao contrário, quando $I_{Cm} \approx I_{Sm}$ (ou quando $I_{Cm} \approx I_{Em}$, no extremo oposto da janela de acionamento de carga) implica que o conforto será mínimo, visto que o ciclo de trabalho da carga será iniciado na maior distância temporal possível, em relação aos horários preferenciais do usuário.

4.3.2.1 Fuzzificação do nível de relevância de conforto

Na Figura 8 é apresentado o fluxo conceitual da fuzzificação do nível de relevância de conforto (C_{Lm}). Os valores que indicam a percepção do usuário sobre temperatura, umidade e humor são as entradas do controle *fuzzy* por meio das variáveis linguísticas τ , υ e ϕ , respectivamente. O controle *fuzzy* aplica regras para calcular um novo valor de relevância de conforto (ω) de uma carga m , e então atualizar o valor de (C_{Lm}) da Equação 4.6.

Os valores de τ , υ e ϕ podem ser carregados automaticamente, ou fornecidos pelo usuário ao SHC. No primeiro caso, o algoritmo proposto acessa os dados climáticos disponíveis

Figura 8 – Fluxo de fuzzificação do nível de relevância de conforto



Fonte: o autor.

em base como *weatherspark*¹ e *inmet*² para carregar os valores de temperatura em τ e de umidade em υ , enquanto assume o valor “intermediário” para humor em ϕ . No segundo caso, o SHC interage com o usuário, via comando de voz, para receber as informações sobre sua percepção de temperatura, sua percepção de umidade e sua percepção de estado de humor. Em seguida, os valores das respostas são armazenados nas respectivas variáveis. A percepção do usuário sobre tais grandezas é nebulosa, e deve ser respondida utilizando as variáveis linguísticas definidas para tanto, conforme Tabela 3 na Seção 4.3.2.2. Adicionalmente, um temporizador é ativado quando o usuário inicia a interação com o SHC, de modo que, caso o processo não seja concluído por desistência do usuário ou por esgotamento de tempo, o primeiro modo de trabalho é carregado. A etapa de atualização do nível de relevância do conforto (ω) é a primeira executada no processamento de entradas do Algoritmo 2. De outro modo, a atualização dos valores de C_{Lm} para os valores ω ocorre conforme critério apresentado na Equação 4.7, de modo a operar apenas sobre cargas cadastradas com prioridades próximas do valor máximo de relevância ($C_{Lm} = 1, 0$).

$$C_{Lm} = \omega, \quad \forall C_{Lm_0} \geq 0,5 \quad (4.7)$$

em que C_{Lm_0} é o valor inicial de relevância de conforto da m -ésima carga cadastrada pelo usuário, e ω é o valor de relevância de conforto que considera fatores nebulosos de percepção do usuário.

4.3.2.2 Modelo de fuzzificação de conforto

Os valores de C_{Lm} da Equação 4.6 são atualizados considerando-se conjuntos *fuzzy* para a percepção de conforto térmico (τ), a percepção de umidade (υ) e a percepção de estado

¹ *weatherspark*: <https://pt.weatherspark.com/>, acessado em 19 de março de 2023.

² *inmet*: <https://tempo.inmet.gov.br/TabelaEstacoes/82397>, acessado em 19 de março de 2023.

de humor do usuário (ϕ), cujas variáveis linguísticas, com notação e domínio normalizado, são definidas conforme Tabela 3.

Tabela 3 – Variáveis, termos linguísticos e domínio *fuzzy*

Variável linguística: Percepção térmica (τ)		
Valor linguístico	Notação	Domínio (Normalizado)
<i>muito frio</i>	t_1	[0,00 - 0,45]
<i>frio</i>	t_2	[0,23 - 0,68]
<i>amena</i>	t_3	[0,40 - 0,85]
<i>quente</i>	t_4	[0,58 - 1,00]
<i>muito quente</i>	t_5	[0,65 - 1,00]
Variável linguística: Percepção de umidade (v)		
Valor linguístico	Notação	Domínio (Normalizado)
<i>baixa</i>	u_1	[0,35 - 0,50]
<i>média</i>	u_2	[0,40 - 0,70]
<i>alta</i>	u_3	[0,60 - 0,75]
Variável linguística: Percepção de humor do usuário (ϕ)		
Valor linguístico	Notação	Domínio (Normalizado)
<i>mau</i>	h_1	[0,00 - 0,50]
<i>intermediário</i>	h_2	[0,30 - 0,80]
<i>bom</i>	h_3	[0,60 - 1,00]
Variável linguística: Relevância de conforto (ω)		
Valor linguístico	Notação	Domínio (Normalizado)
<i>baixo</i>	c_1	[0,0 - 0,4]
<i>médio</i>	c_2	[0,2, - 0,8]
<i>alto</i>	c_3	[0,6 - 1,0]

Fonte: o autor.

As variáveis linguísticas destes conjuntos *fuzzy* foram distribuídas quantitativamente utilizando-se o método intuitivo para tanto, a fim de explorar combinações distintas entre essas, portanto, sendo definidas como: $\tau = \{t_1, t_2, t_3, t_4, t_5\}$, $v = \{v_1, v_2, v_3\}$ e $\phi = \{\phi_1, \phi_2, \phi_3\}$.

Os domínios das variáveis linguísticas de cada conjunto *fuzzy* (τ , v , ϕ , ω) foram estabelecidos utilizando-se de geradores de função de pertinência gaussiana, trapezoidal e triangular, de modo que os valores limítrofes empregados para tanto, convergem com aqueles regulamentados pela Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT) Normas Brasileiras (NBR) 16401-2 e pela *American Society of Heating, Refrigerating, and Air Conditioning Engineers* (ASHRAE) *Standard 55 - Thermal Environmental Conditions for Human Occupancy* (ASHRAE, 2017). Nesse sentido, o ajuste das funções de pertinência e a escolha dos geradores de cada função de pertinência foi realizado sob o critério de simulações sucessivas por busca exaustiva em cada função e por faixa de domínio.

Com base nisto, foram estabelecidas as regras para o sistema *fuzzy* utilizando uma combinação direta entre as três variáveis nebulosas de entrada, visando compreender todo o espaço de possíveis combinações entre essas. Desse modo, o nível de relevância de conforto do usuário (variável de saída ω) considera sempre a influência das três variáveis de entrada. A lista de regras que estabelecem as relações entre as variáveis supracitadas é apresentada a seguir:

1. Se $\phi = h_1$ e $\tau = t_1$ e $\forall v$, então $\omega = c_1$;
2. Se $\phi = h_1$ e $\tau = t_2$ e $\forall v$, ou $\phi = h_1$ e $\tau = t_3$ e $v = u_1$, então $\omega = c_2$;
3. Se $\phi = h_1$ e $\tau \geq t_4$, ou $\phi = h_1$ e $\tau = t_3$ e $v \geq u_2$, então $\omega = c_3$;
4. Se $\phi = h_2$ e $\tau \leq t_2$ e $\forall v$, ou $\phi = h_2$ e $\tau = t_3$ e $v = u_3$, então $\omega = c_1$;
5. Se $\phi = h_2$ e $t_3 \leq \tau \leq t_4$ e $u_1 \leq v \leq u_2$, então $\omega = c_2$;
6. Se $\phi = h_2$ e $\tau = t_5$ e $\forall v$, ou $\phi = h_2$ e $\tau = t_4$ e $v = u_3$, então $\omega = c_3$;
7. Se $\phi = h_3$ e $\tau \leq t_3$ e $\forall v$, então $\omega = c_1$;
8. Se $\phi = h_3$ e $t_4 \leq \tau \leq t_5$ e $\forall v$, então $\omega = c_2$, exceto se $v = u_3$;
9. Se $\phi = h_3$ e $\tau = t_5$ e $v = u_3$, então $\omega = c_3$.

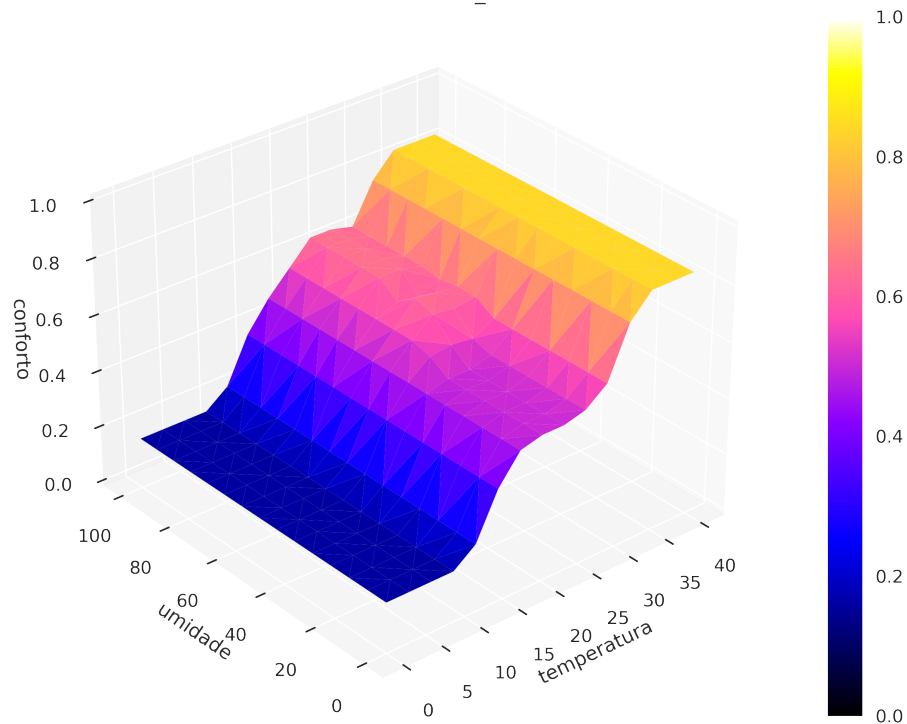
Observe o item 1 na lista de regras em questão. Note que a saída de nível de conforto (ω) assume o valor “*baixo*” (c_1), quando o usuário apresenta-se de “*mau humor*” (h_1) e percebe a temperatura ambiente “*muito fria*” (t_1), independentemente de sua percepção de umidade (v). Dessa forma, a regra é concebida considerando uma relação entre humor, temperatura e umidade, tal que permite ao SHC um ganho de flexibilidade no agendamento de cargas ao reduzir (ω). As demais regras seguem o mesmo raciocínio para a construção do sistema de inferência *fuzzy*.

Na Figura 9, Figura 10 e Figura 11 são apresentados os gráficos de influência do estado de humor do usuário, o qual resulta na alteração sobre sua percepção de conforto. Posto que o sistema proposto possui quatro variáveis, a representação tridimensional é realizada fixando-se a variável nebulosa de “*humor*” em:

- “*mau humor*” ($h_1 = 1$);
- “*humor intermediário*” ($h_2 = 5$);
- “*bom humor*” ($h_3 = 9$).

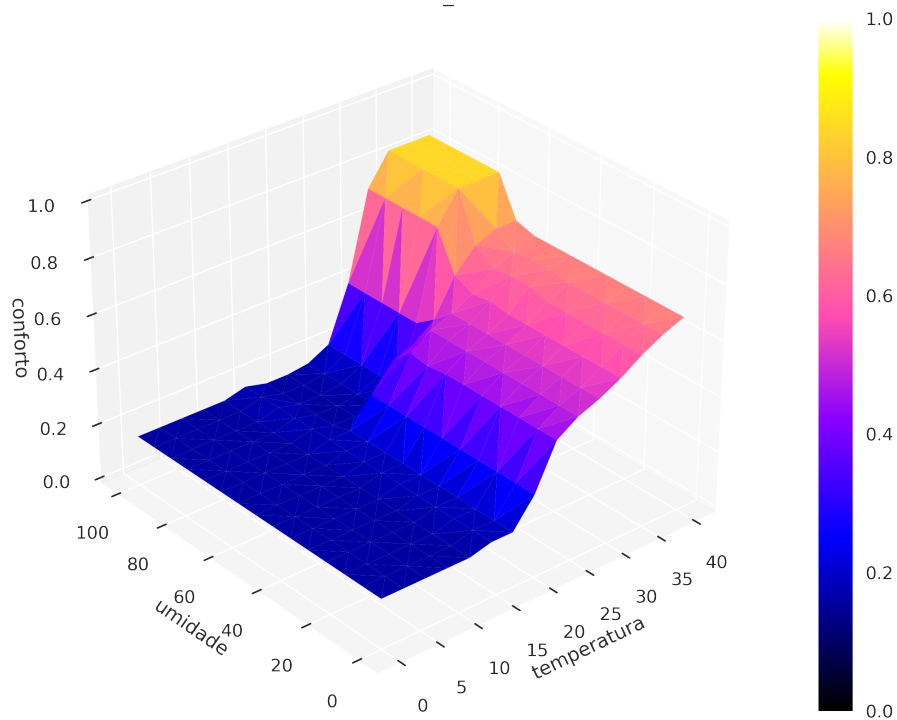
Percebe-se nas figuras em questão, os eixos com os rótulos: “*temperatura*”, “*umidade*”, e “*conforto*”. Note que os valores máximos de ω convergem em 0,8 na Figura 9, quando ϕ =“*mau humor*” (neste caso, com $h_1 = 1$). Do mesmo modo, os valores máximos de ω estão contidos no intervalo $[0,6 - 0,8]$, quando ϕ =“*humor intermediário*” (neste caso, com $h_2 = 5$), e estão contidos no intervalo $[0,4 - 0,6]$, quando ϕ =“*bom humor*” (neste caso, com $h_3 = 9$).

Figura 9 – Superfície de nível considerando usuário de mau humor ($h_1 = 1$)



Fonte: o autor.

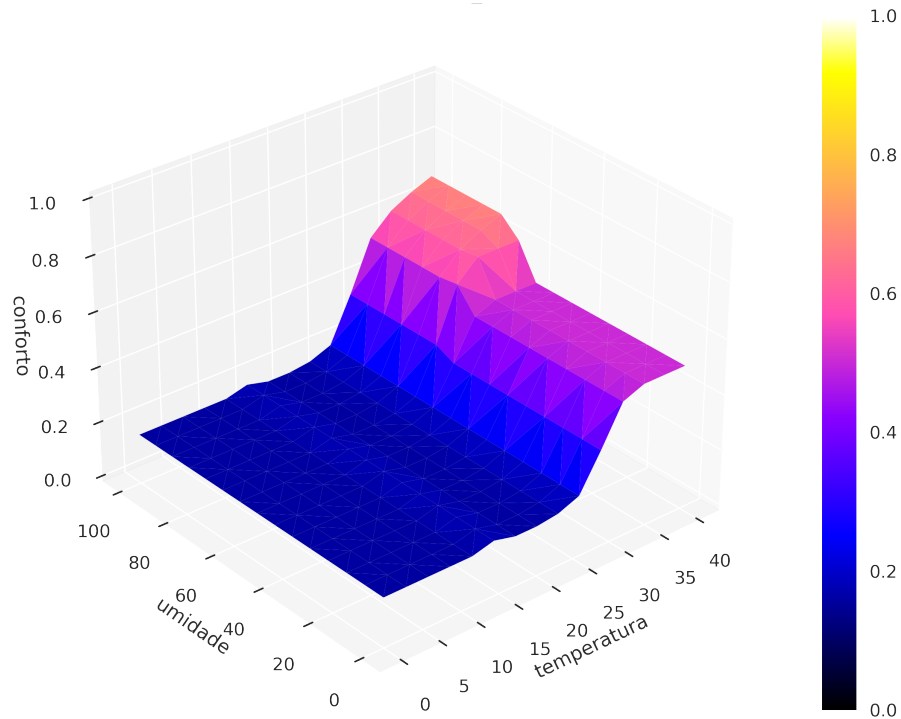
Figura 10 – Superfície de nível considerando usuário de humor intermediário ($h_2 = 5$)



Fonte: o autor.

Portanto, na modelagem do sistema *fuzzy*, o estado de humor do usuário permite ajuste em seu próprio nível de conforto, o que propicia ao SHC flexibilidade para reduzir o consumo energético residencial.

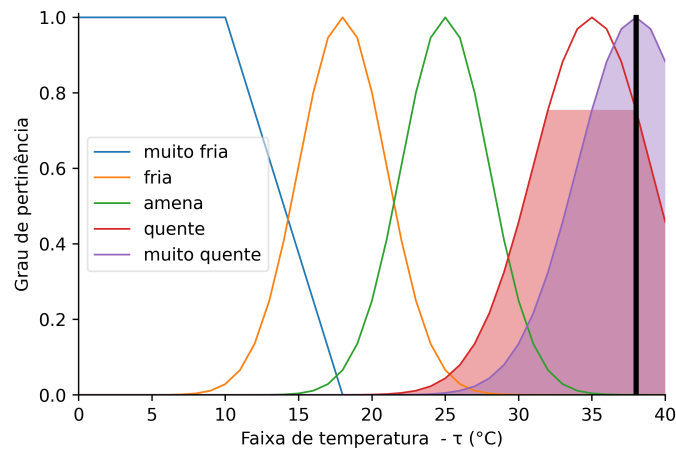
Figura 11 – Superfície de nível considerando usuário de bom humor ($h_3 = 9$)



Fonte: o autor.

Na Figura 12 o gráfico da modelagem nebulosa do conjunto *fuzzy* “temperatura”.

Figura 12 – Percepção de temperatura pelo usuário



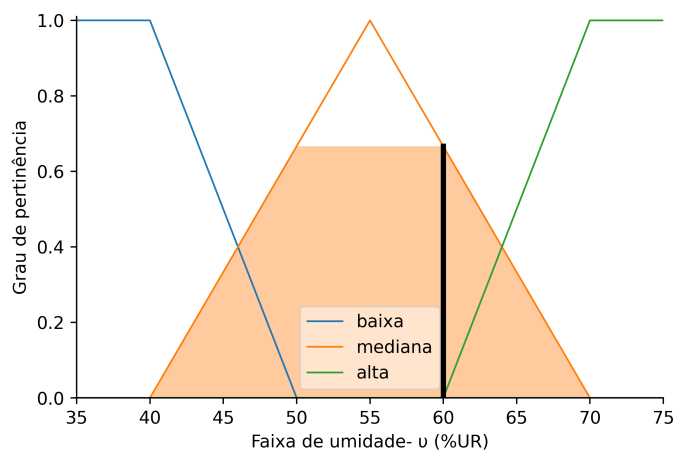
Fonte: o autor.

O domínio corresponde à faixa entre 0 e 40 °C, e a amplitude aos valores de pertinência entre 0,0 e 1,0. A entrada nebulosa “*muito fria*” está modelada por uma função trapezoidal com início em 0 e decréscimo de 10 a 18 °C. A entrada nebulosa “*fria*” está modelada por uma função gaussiana centrada em 18 °C e com desvio de 3 °C. A entrada nebulosa “*amena*” está modelada por uma função gaussiana centrada em 25 °C e com desvio de 3 °C. A entrada nebulosa

“quente” está modelada por uma função gaussiana centrada em 35 °C e com desvio de 4 °C. A entrada nebulosa “muito quente” está modelada por uma função gaussiana centrada em 38 °C e com desvio de 4 °C. As áreas em destaque com hachura representam os conjuntos de pertinência correspondentes à entrada *crisp* de valor 38 °C. Essa entrada é representada pela barra vertical no eixo das abscissas, e cuja projeção sobre o eixo das ordenadas representa sua pertinência em relação aos conjuntos que o contém, neste caso $\mu_{quente}(\tau) \approx 0,75$ e $\mu_{muito\ quente}(\tau) \approx 1,0$.

Na Figura 13 é apresentado o gráfico da modelagem nebulosa do conjunto *fuzzy* “umidade”. O domínio corresponde à faixa entre 0 e 100% Umidade Relativa (UR), e a amplitude aos valores de pertinência entre 0 e 1. A entrada nebulosa “baixa” está modelada por uma função trapezoidal com início em 0 e decréscimo de 40 a 50% UR. A entrada nebulosa “mediana” está modelada por uma função triangular centrada em 55% UR limitada a 40 e 70% UR. A entrada nebulosa “alta” está modelada por uma função trapezoidal que inicia em 60, cresce até 70 e mantém-se até 75% UR. A área em destaque com hachura representa os conjuntos de pertinência correspondentes à entrada *crisp* de valor 60% UR. Essa entrada é representada pela barra vertical no eixo das abscissas, e cuja projeção sobre o eixo das ordenadas representa sua pertinência em relação aos conjuntos que o contém, neste caso $\mu_{mediana}(v) \approx 0,65$.

Figura 13 – Percepção de umidade pelo usuário

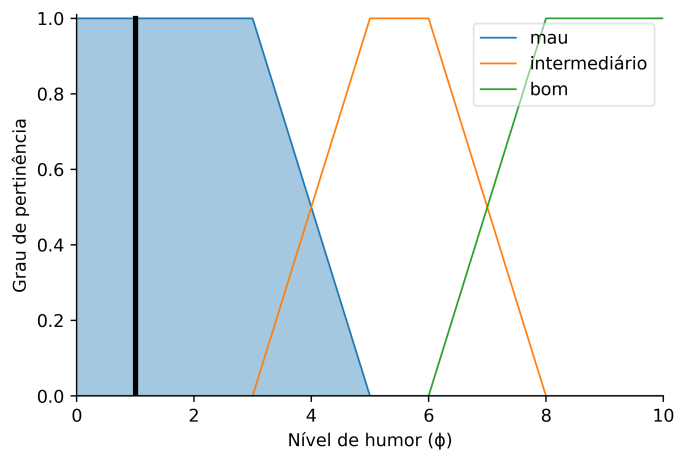


Fonte: o autor.

Na Figura 14 é apresentado o gráfico da modelagem nebulosa do conjunto *fuzzy* “humor”. O domínio corresponde à faixa de valores absolutos entre 0 e 10, e a amplitude aos valores de pertinência entre 0 e 1. A entrada nebulosa “mau” está modelada por uma função trapezoidal com início em 0 e decréscimo de 3 a 4. A entrada nebulosa “intermediário” está modelada por uma função trapezoidal que inicia em 3, cresce até 5, mantém-se até 6 e decresce

até 8. A entrada nebulosa “*bom*” está modelada por uma função trapezoidal que inicia em 6, cresce até 8 e mantém-se até 10. A área em destaque com hachura representa os conjuntos de pertinência correspondentes à entrada *crisp* de valor 2. Essa entrada é representada pela barra vertical eixo das abscissas, e cuja projeção sobre o eixo das ordenadas representa sua pertinência em relação aos conjuntos que o contém, neste caso, $\mu_{humor}(\phi) \approx 2$.

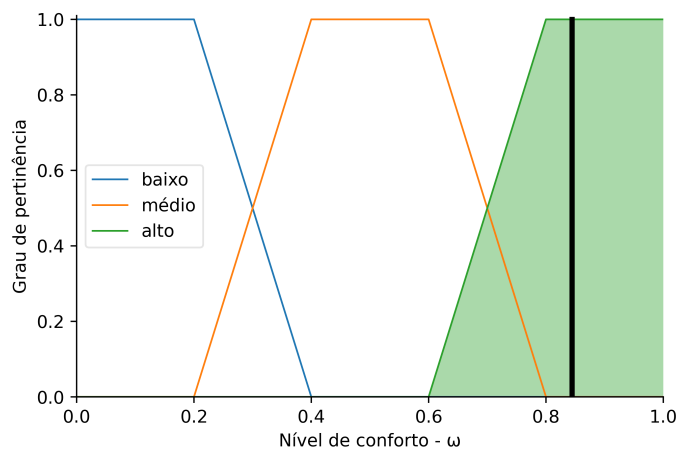
Figura 14 – Percepção de humor do usuário



Fonte: o autor.

Na Figura 15 é apresentado o gráfico da modelagem nebulosa do conjunto *fuzzy* “*conforto*”.

Figura 15 – Conforto inferido pelo sistema



Fonte: o autor.

O domínio, assim, como a amplitude, corresponde aos valores de pertinência entre 0,0 e 1,0. A entrada nebulosa “baixo” está modelada por uma função trapezoidal com início

em 0 e decréscimo de 0,2 a 0,4. A entrada nebulosa “*médio*” está modelada por uma função trapezoidal que inicia em 0,2, cresce até 0,4, mantém-se até 0,6 e decresce até 0,8. A entrada nebulosa “*alta*” está modelada por uma função trapezoidal que inicia em 0,6, cresce até 0,8 e mantém-se até 1,0. Diferente dos gráficos *fuzzy* anteriores, a área em destaque com hachura representa os conjuntos de pertinência correspondentes à saída *crisp* de 0,83. Essa saída é representada pela barra vertical eixo das abscissas, e cuja projeção sobre o eixo das ordenadas representa sua pertinência em relação aos conjuntos que o contém, neste caso $\mu_{conforto}(\omega) = 1,0$.

O código-fonte produzido nesta modelagem foi programado no paradigma da POO, em linguagem Python® e utilizando-se dos módulos *Scikit-Fuzzy*, *numpy* e *random*. As classes e métodos desenvolvidos estão devidamente comentadas no código para ampliar a compreensão da lógica de programação, em que está incluída uma área de simulação de novos valores para as variáveis *fuzzy*. O referido código-fonte está disponibilizado em <https://tinyurl.com/jrc-ModConfFz>, acessado em 22 de março de 2023.

4.3.2.3 Definições de conforto aplicáveis às simulações

Para os propósitos de identificação dos cenários comparativos, nas simulações são utilizadas as seguintes definições como expressões-chave.

- Conforto *fuzzy* (Conf-Fz) : utiliza as variáveis nebulosas a fim de atribuir um novo valor de nível de relevância das cargas no conforto do usuário, segundo a Equação 4.7;
- Conforto não *fuzzy* (Conf-nFz) : utiliza um valor fixo para o nível de relevância das cargas no conforto do usuário, segundo informado pelo próprio usuário por ocasião do cadastro das cargas no SHC;
- PSO com Conf-nFz : algoritmo do SHC proposto em Santos (2019) que utiliza PSO, e que não utiliza conforto *fuzzy*;
- PSO com Conf-Fz : algoritmo do SHC proposto nesta tese que utiliza PSO com conforto *fuzzy* integrado.

4.3.3 Modelo de crédito - f_3

A terceira função objetivo (f_3) na otimização do SHC é representada por um valor de crédito de GD.

$$f_3(w) = GD_{rat(i)} \quad (4.8)$$

em que w é o fator de ponderação assumido pela i -ésima residência em função de seu consumo mensal, e $GD_{rat(i)}$ é o crédito mensal da i -ésima residência em kWh , o qual resulta do rateio da GD condominial do mês entre os condôminos, conforme expresso matematicamente na Equação 4.1.

4.3.4 Função Multiobjetivo do SHC

Conforme descrito na Seção 4.1, as funções f_1 , f_2 e f_3 operam em nível de SHC. A primeira função define a economia financeira alcançada, a segunda define o nível de conforto do usuário e a terceira define o crédito de GD da n -ésima casa, respectivamente.

Na Equação 4.9 é apresentada uma função de custo total (F) que consolida as funções (f_1 e f_2), respectivamente, Equação 4.5, Equação 4.6.

$$F = \alpha \cdot f_1 + (1 - \alpha) \cdot f_2 \quad (4.9)$$

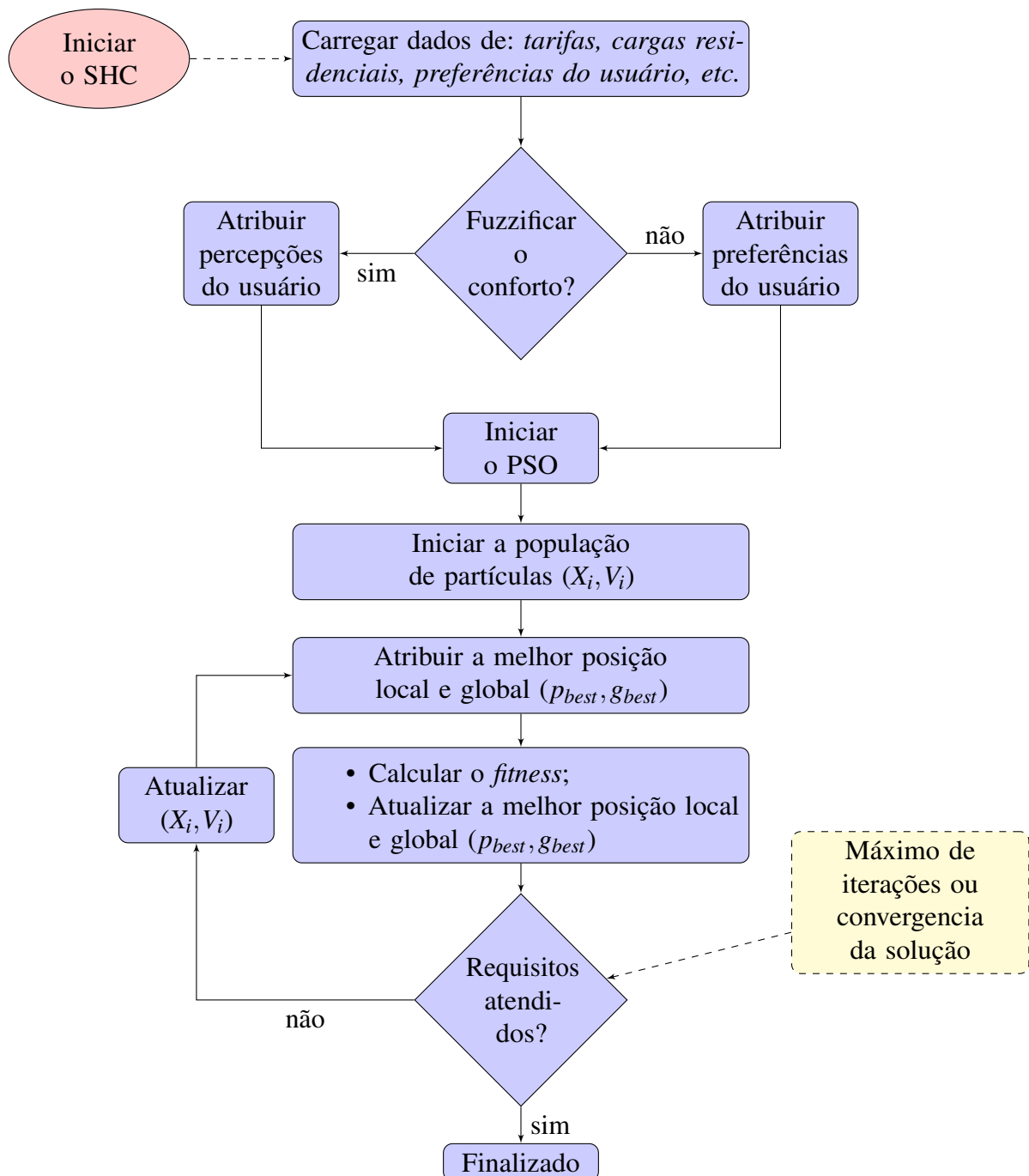
em que $\alpha \in [0, 1]$, cujos valores assumidos implicam a relação consumo-conforto do usuário, de modo que nos limites de α , o conforto é máximo com economia mínima (ou nula) quando $\alpha = 0$, e o conforto mínimo com economia máxima quando $\alpha = 1$. Dessa forma, a Equação 4.9 apresenta a relação economia-conforto implementada nos SHCs para avaliar cada solução encontrada pelo algoritmo de agendamento de cargas, neste caso o PSO.

O crédito de energia (f_3) é compensado no faturamento individual de cada residência diretamente pela concessionária de energia elétrica, a partir do valor de f_3 sinalizado pelo SCC a cada SHC e ao operador do sistema energético. Desse modo, cada UC monitora o extrato de energia demandada, o faturamento de energia e créditos de GD juntamente à administração do condomínio - via SCC - e à concessionária de energia - via SHC, sendo possível analisar o comportamento do sistema energético nas situações em que há GD para rateio, bem como naquelas em que não há GD.

4.4 Fluxograma do sistema SCC/SHC

O fluxo de otimização opera em nível de SHC visando maximizar o conforto do usuário, enquanto minimiza os custos, conforme apresentado na Seção 1.2. Na Figura 16 está representada a interação do modelo de SHC com a opção de fuzzificação da percepção de conforto do usuário.

Figura 16 – Fluxograma do algoritmo combinado PSO e Fuzzy



Fonte: o autor.

No Apêndice D é apresentado o *pseudo*-código do módulo de fuzzificação do nível de relevância de conforto. No Apêndice E é apresentado o *pseudo*-código do SHC com referência ao módulo de fuzzificação de conforto. Note que neste último, é utilizado como critério de convergência 20% do máximo de iterações justaposto ao reinício da população, se não houver uma melhor solução após 10% das iterações. No Apêndice F é apresentado o *pseudo*-código do SCC com GD coordenado.

4.5 Considerações finais

Neste capítulo foi apresentada a metodologia utilizada nesta tese. Primeiramente foi apresentada a arquitetura geral do sistema proposto para gerenciamento de DSM em nível de SHC e em nível de SCC. Posteriormente foi apresentado o modelo da função objetivo de custo-economia ($f1$), o modelo da função objetivo de conforto ($f2$), o modelo de fuzzificação do nível de relevância de conforto considerando variáveis nebulosas, as definições de conforto aplicáveis às simulações, o modelo da função objetivo de crédito ($f3$) e a função multiobjetivo (F). Finalmente, foi apresentada a proposta de modelagem de um SCC que utiliza SHCs capazes de interagir com o usuário, registrando as suas percepções de conforto, e alterando o nível de relevância das cargas a partir disto.

5 SIMULAÇÕES, ANÁLISE E RESULTADOS

5.1 Considerações iniciais

Neste capítulo são apresentados os resultados das simulações realizadas nesta tese, os quais combinam os cenários de: listas de cargas residenciais no contexto de SCC e SHC, tipos de relevância de conforto, modalidade tarifária (TC e ToU), e SHC com e sem GD. Em cada cenário, o algoritmo de SHC com PSO e sem conforto *fuzzy*, proposto em Santos (2019), é comparado com algoritmo de SHC com PSO e com conforto *fuzzy*, proposto nesta tese.

5.2 Cenários, método e parâmetros de simulação

As simulações foram realizadas utilizando a linguagem Python® versão 3.9.12, no paradigma da POO, ambientes de desenvolvimento Spyder® (*The Scientific Python Development Environment*) versão 5.3.3 e Jupyter-Notebook® versão 6.4.8, na base Anaconda.Navigator® versão 2.2.0. O código-fonte destas simulações está disponibilizado no sítio <https://github.com> e organizado em módulos, classes de programação com comentários explicativos, métodos de programação comentados e com área de simulação individual para cada módulo. Para a execução de tais simulações foi utilizado um computador pessoal com a seguinte configuração de *hardware* e *software*:

- Processador: Intel® Core™ i3-7020U × 4
- Gráficos: Mesa Intel® HD Graphics 620 (KBL GT2)
- Memória RAM de 8 GB
- Disco Rígido: 256GB SSD e 1TB HDD
- Sistema Operacional: Arch Linux x86_64 com Plasma 5.27.3
- Kernel: 6.2.7-arch1-1

5.2.1 Cenários

Os cenários de avaliação dos resultados estão compostos por associação direta entre as possibilidades consideradas hipóteses válidas para um condomínio residencial. Desse modo, um condômino pode utilizar Tarifa Branca (ToU) ou Tarifa Convencional (TC), conforto *fuzzy* (Conf-Fz), ou *no-fuzzy* (Conf-nFz), e receber (ou não) créditos de GD, podendo, quaisquer dessas combinações, estarem ainda associadas a uma das listas de cargas residenciais: padrão

de consumo A com 10 cargas agendáveis, padrão de consumo B com 7 cargas agendáveis, ou padrão de consumo C com 4 cargas agendáveis, conforme Tabela 4, Tabela 5 e Tabela 6, respectivamente.

Tabela 4 – Cargas residenciais agendáveis - padrão de consumo A

ID	Carga	Ciclos	$\Delta t(\text{min})$	$\bar{P}[\text{kW}]$	$\hat{P}[\text{kW}]$	Melhor Hora	Hora Mínima	Hora Máxima	C_{Lm}
1	Bomba de Recalque	1	[20]	[2]	[3]	[8h ou 16h]	7h	17h	0,1
2	Bomba Piscina	1	[120]	[0,75]	[1,2]	8h	7h	17h	0,1
3	Máq. roupas	8	[10 10 4 6 2 2 2 7]	[0,13 0,5 0,3 0,26 0,15 0,15 0,15 0,22]	[0,7 0,5 0,3 0,26 0,15 0,15 0,15 0,3]	8h	7h	17h	0,5
4	Lâmpadas Externas	1	[270]	[0,3]	[0,3]	18h	17h	24h	0,3
5	Lâmpadas Internas	1	[270]	[0,15]	[0,3]	18h	17h	23h	0,7
6	Ar cond. 1	14	[10 5 5 ... 5]	[1,3 ... 1,3]	[1,7 1,3 ... 1,3]	[16h ou 20h]	15h	24h	1,0
7	Ar cond. 2	7	[30 20 5 ... 5]	[2 ... 2]	[2,1 2,1 2,1 2,1 2,0 2,0 2,0]	20h	17h	24h	1,0
8	Ar cond. 3	1	[240]	[1,1]	[1,2]	20h	17h	24h	1,0
9	Ar cond. 4	7	[10 10 5 ... 5]	[0,9 ... 0,9]	[1,1 ... 1,1]	20h	17h	24h	1,0
10	Máq. louças	5	[5 10 15 5 10]	[0,033 1,76 0,033 1,76 0,033]	[0,033 1,76 0,033 1,76 0,033]	21h	18h	22h	0,3

Fonte: Adaptado de [Albuquerque et al. \(2018\)](#).

Tabela 5 – Cargas residenciais agendáveis - padrão de consumo B

ID	Carga	Ciclos	$\Delta t(\text{min})$	$\bar{P}[\text{kW}]$	$\hat{P}[\text{kW}]$	Melhor Hora	Hora Mínima	Hora Máxima	C_{Lm}
1	Bomba de Recalque	1	[20]	[2]	[3]	[8h ou 16h]	7h	17h	0,1
2	Bomba Piscina	1	[120]	[0,75]	[1,2]	8h	7h	17h	0,1
3	Máq. roupas	8	[10 10 4 6 2 2 2 7]	[0,13 0,5 0,3 0,26 0,15 0,15 0,15 0,22]	[0,7 0,5 0,3 0,26 0,15 0,15 0,15 0,3]	8h	7h	17h	0,5
4	Lâmpadas Externas	1	[270]	[0,3]	[0,3]	18h	17h	24h	0,3
5	Lâmpadas Internas	1	[270]	[0,15]	[0,3]	18h	17h	23h	0,7
6	Ar cond. 2	7	[30 20 5 ... 5]	[2 ... 2]	[2,1 2,1 2,1 2,1 2,0 2,0 2,0]	20h	17h	24h	1,0
7	Ar cond. 3	1	[240]	[1,1]	[1,2]	20h	17h	24h	1,0

Fonte: Adaptado de [Albuquerque et al. \(2018\)](#).

Tabela 6 – Cargas residenciais agendáveis - padrão de consumo C

ID	Carga	Ciclos	$\Delta t(\text{min})$	$\bar{P}[\text{kW}]$	$\hat{P}[\text{kW}]$	Melhor Hora	Hora Mínima	Hora Máxima	C_{Lm}
1	Bomba de Recalque	1	[20]	[2]	[3]	[8h ou 16h]	7h	17h	0,1
2	Bomba Piscina	1	[120]	[0,75]	[1,2]	8h	7h	17h	0,1
3	Lâmpadas Externas	1	[270]	[0,3]	[0,3]	18h	17h	24h	0,3
4	Lâmpadas Internas	1	[270]	[0,15]	[0,3]	18h	17h	23h	0,7

Fonte: Adaptado de [Albuquerque et al. \(2018\)](#).

As cargas residenciais e suas respectivas características consideradas nas simulações estão apresentadas pelas três tabelas de carga supracitadas, que representam variações de cargas entre as residências do condomínio, o que é utilizado para simular variações de consumo residencial em função de dias de feriados, dias festivos, período de férias, dentre outros. A Tabela 4 representa uma residência com padrão de consumo A, a Tabela 5 representa uma residência no padrão de consumo B e a Tabela 6 representa uma residência no padrão de consumo C. Todas as tabelas contêm uma identificação das cargas com ciclo de operação, tempo por ciclo (Δt) em minutos, potência média (\bar{P}) em kW, potência máxima (\hat{P}) em kW, melhor horário de início, horário mínimo de início, horário máximo de início e nível de relevância de conforto (C_{Lm}). Adicionalmente, algumas cargas podem ter dois melhores horários de acionamento, como as cargas dos itens 1 e 6 da Tabela 4.

5.2.2 Método de análise de resultados

Os resultados dos cenários analisados contêm os mesmos parâmetros de simulação, nos quais uma única variável é alterada por vez, a fim de permitir um comparativo justo entre resultados. Para tanto são analisados os valores da função objetivo (*fitness function*), economia financeira, conforto relativo, consumo previsto, padrão de cargas da residência, tempo de execução e o desvio padrão de cada solução.

Primeiramente são analisados os resultados das simulações para uma mesma residência condominial com conforto *fuzzy* e com conforto convencional (*no-fuzzy*). Em seguida, os resultados das simulações são agrupados por cenário sem créditos de GD e cenário com crédito GD. Tais cenários são analisados pelas métricas supracitadas com o auxílio de gráficos de agendamento de cargas e de análise exploratória de dados, conforme modelo desenvolvido pelo autor, cujo código-fonte está disponibilizado no sítio <https://github.com/> e acessível pelo endereço

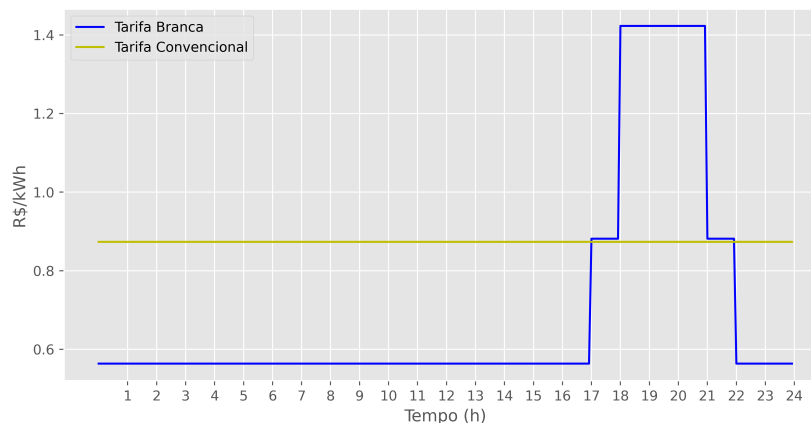
<https://tinyurl.com/jrc-ModEDA>, acessado em 22 de março de 2023.

5.2.3 Parâmetros de simulação

As características dos cenários de simulação foram estabelecidas a partir da Tabela 4, posto ser uma tabela com valores de uma residência real. Contudo, tais parâmetros podem ser ajustados para novas simulações no SCC/SHC, conforme desejado para novas pesquisas.

- Taxa de amostragem (T_s): 5,0 minutos;
- Utilizadas as tarifas TC e ToU, conforme Figura 17.
- Consumo diário de cargas agendáveis limitada a 4,0 kWh, com uma restrição de 3,0 kWh aplicada às 19h 30min, por meio de uma gaussiana invertida, conforme Figura a 18;
- Consumo diário estabelecido em 1,5 kWh para cargas não agendáveis.

Figura 17 – Custos das tarifas branca e convencional

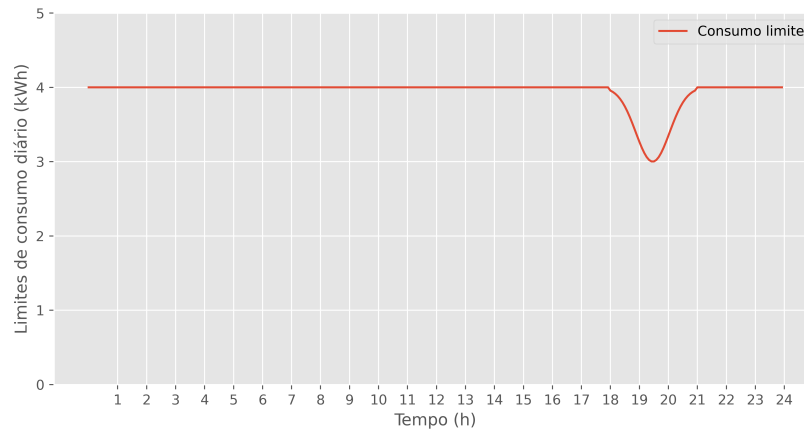


Fonte: o autor.

As simulações do SHC com o PSO foram realizadas com os seguintes parâmetros:

- Tamanho do enxame: 10 partículas. Cada partícula representa uma possível solução do algoritmo;
- Técnica de mudança de peso (w): *Dynamic Inertia Weight* (peso de inércia dinâmica) (DIW). Técnica que apresentou os melhores resultados comparativos com as técnicas *Linear Decreasing Inertia Weight* (peso de inércia decrescente linear) (LDIW), *Adaptive Inertia Weight* (peso de inércia adaptativo) (AIW), *Exponential Inertia Weight* (peso de inércia exponencial) (EIW), e W com valor fixo, em Santos (2019);

Figura 18 – Limites de consumo diário para cargas agendáveis



Fonte: o autor.

- Parâmetro cognitivo e social: $c_1 = 2$ e $c_2 = 2$;
- Número máximo de iterações: 1.000;
- Cada solução apresentada, em quaisquer cenários, foi executada 30 vezes.

As simulações da rede LSTM foram realizadas com os seguintes parâmetros:

- Rede LSTM com 4 camadas contendo 100, 50, 50 e 30 células de memória, respectivamente, e alternadas com 4 camadas de *dropout*¹ com 30%;
- Camada densa com ativação linear;
- Compilador da rede com otimizador = “*rmsprop*”, função de perda = “*mean squared error*” e métrica de erro = “*mean absolute error*”;
- Número de amostras processadas em cada etapa de treinamento igual a 32;
- Épocas de treinamento igual a 100.

5.2.4 Cenário de GD

Para as simulações da GD condominial, um projeto basilar de GD foi concebido nesta tese a fim de tornar o referido cenário o mais próximo possível do contexto real. Para tanto, foram utilizadas as equações referentes ao cálculo de potência gerada por um módulo fotovoltaico (Equação 3.1), a quantidade de módulos (Equação 3.2), ao rateio de GD (Equação 4.1), respectivamente, Capítulo 3 e Capítulo 4. Para o consumo condominial total, foi considerada uma demanda simultânea de 100 residências, sendo para cada residência considerada uma alocação de 10 cargas agendáveis, conforme apresentado na Tabela 4.

¹ *Dropout*: técnica de regularização utilizada em redes neurais para prevenir *overfitting*, em que uma fração aleatória dos valores de entrada é definida como zero durante o treinamento da rede.

Com base nisto, o projeto basilar de GD concebido contempla o consumo médio mensal do condomínio, a quantidade de painéis necessária à compensação desse consumo, e as curvas de insolação da região simulada. Os cálculos referentes aos parâmetros acima estão detalhadamente disponibilizados à comunidade acadêmica pelo endereço disponível em <https://tinyurl.com/jrc-ModDG>, acessado em 22 de março de 2023, e concisamente expressos no Apêndice B.

A seguir, as características do referido projeto são sumariamente apresentadas:

- GD fotovoltaica;
- Residências do condomínio com alocação diária de cargas agendáveis conforme Tabela 4, Tabela 5 e Tabela 6;
- Condomínio horizontal com 100 residências;
- Cada residência responde por uma demanda mensal mínima de 30 *kWh* junto à concessionária, resultando em 3 *MWh* para o condomínio;
- Consumo médio mensal do condomínio de 100 residências em 31,56 *MWh* (valor resultante das simulações)²;
- Quantidade de painéis do condomínio igual 523, aplicando a Equação 3.2 sobre o consumo simulado, e visando compensação total de consumo médio mensal do condomínio;
- Painéis solares de 440 *Wh*, de comum comercialização do mercado de GD;
- Rendimento de cada módulo $\eta = 0,8$, fator de referência considerando situação crítica de perdas no módulo em 20%;
- Índice de radiação solar anual de 2206,4 *kWh/m²*, considerando como referência a insolação na cidade de Fortaleza-Ceará, Brasil conforme *Global Solar Atlas*, disponível em <https://tinyurl.com/jrc-GHI>, acessado em 22 de março de 2023;
- Critério de rateio de energia entre condôminos: janela de consumo mínimo-máximo com rateio por ponderação conforme Equação 4.1.

² Este valor médio resulta da simulação de cargas agendáveis por residência, que considera as cargas das tabelas 4, 5 e 6, alocadas randomicamente por residência e por dia. De modo que, se consideradas todas as residências trabalhando apenas com a Tabela 4, o valor equivalente seria de 49,2 *MWh.mes*, resultante de 100 (residências) x 30 (dias) x 16,4 (*kWh.dia* - consumo pela tabela de cargas em questão) .

5.3 Apresentação e discussão dos resultados

Os resultados estão apresentados nesta seção agrupados em: a) Análise da relevância de conforto fuzzificado; b) Cenário de residências sem crédito GD, seguindo da inclusão dos créditos de GD; c) Cenário de condomínio sem GD, seguindo-se da inclusão de GD.

5.3.1 Análise da relevância de conforto fuzzificado

Considerando-se a Tabela 4 anteriormente apresentada, observa-se que a cada carga é atribuído um valor referente à sua relevância no conforto do usuário (C_{Lm}). Por exemplo, os condicionadores de ar (item 9 da tabela) tem valor 1,0 para nível de relevância de conforto (C_{Lm}), o que significa que o SHC deve trabalhar para acionar tais cargas no horário preferencial escolhido pelo usuário quando do cadastro de tais itens no controlador, neste caso às 20h.

Contudo, a percepção de conforto desse usuário pode compreender fatores climáticos e psicológicos. Isto implica que o nível de relevância de um condicionador de ar, por exemplo, pode ser alterado para resultar em ganho de flexibilidade para o SHC sob um cenário de condições favoráveis - um dia frio, com umidade relativa média e usuário de bom-humor. Nesse sentido, as condições citadas convergem com uma percepção de conforto (término e psicológico) do usuário que potencializa a economia financeira.

Na Tabela 7 são apresentados os valores de relevância de conforto (C_{Lm}) para um condicionador de ar da Tabela 4, os quais são seguidos das variáveis nebulosas que representam o cenário em questão, e culminam na variável de conforto *fuzzy* (ω).

Tabela 7 – Atualização da relevância de carga utilizando entradas nebulosas

Item	Carga de referência	C_{Lm}	τ	v	ϕ	ω	Dinâmica para SHC
1	Ar condicionado	1,0	15°C	40%	9	0,1639	<i>ganho</i>
2	Ar condicionado	1,0	25°C	45%	5	0,4788	<i>ganho</i>
3	Ar condicionado	1,0	38°C	60%	2	0,8443	<i>ganho</i>

Fonte: o autor.

Observe que as variáveis nebulosas de temperatura (τ), percepção de umidade (v) e estado de humor do usuário (ϕ) foram selecionadas nas condições extremas das faixas de domínio. Observe ainda, que as cargas de todos os itens serão agendadas para promover conforto ao usuário. Contudo, uma vez que o valor de C_{Lm} recebe o valor de ω , o algoritmo de agendamento de cargas ganha em flexibilidade para deslocar as cargas para horários marginais, resultando em aumento de economia, enquanto o conforto do usuário é mantido utilizando as variáveis nebulosas que

permitem tal processo.

5.4 Cenários residenciais - SCC/SHC

Nesta seção são apresentados os resultados do cenário de residências, inicialmente considerando a hipótese de não haver GD no condomínio por razões climáticas, manutenção ou similar, e finalmente atribuindo os créditos de GD às residências.

5.4.1 Cenário 01 - Tarifa Convencional sem créditos de GD

Este bloco de cenários utiliza a TC ao longo do dia. Os valores de referência assumidos para as simulações foram aqueles publicizados pela concessionária ENEL para o estado de Ceará, conforme [ENEL-CE \(2022\)](#), em que as bandeiras tarifárias sinalizam condições de consumo energético sob as identificações: bandeira verde (consumo com poucas restrições), bandeira amarela (consumo em alerta), bandeira vermelha patamar 1 (condição de restrições de consumo) e bandeira vermelha patamar 2 (restrições mais críticas de custo-consumo). Isso posto, a simulação deste cenário considera o valor mais crítico de custo (bandeira vermelha patamar 2) cuja tarifação é de $R\$0,87345/kWh$, à ocasião destas simulações³.

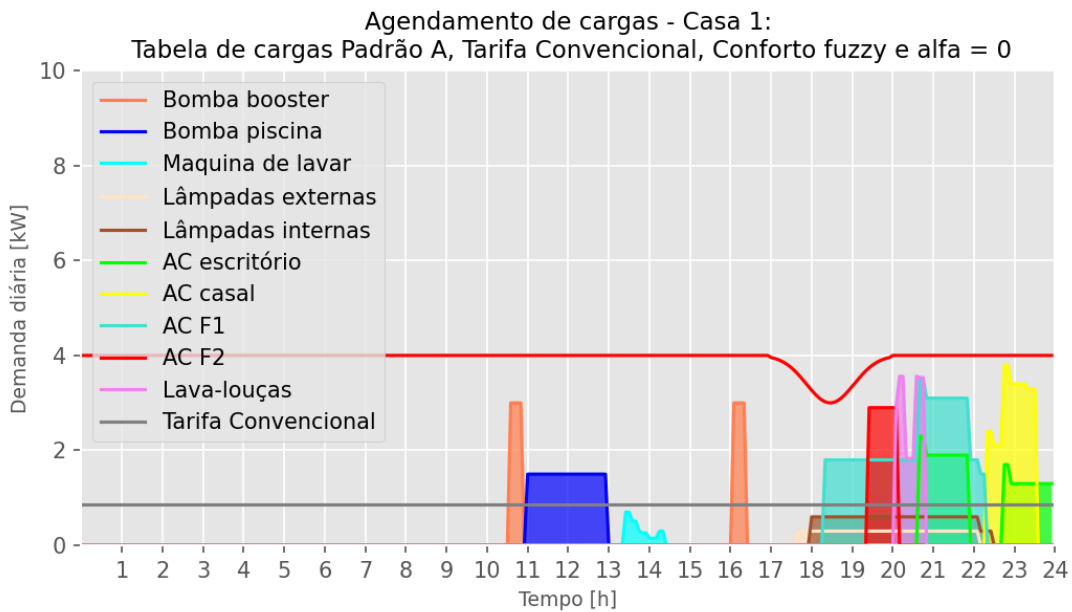
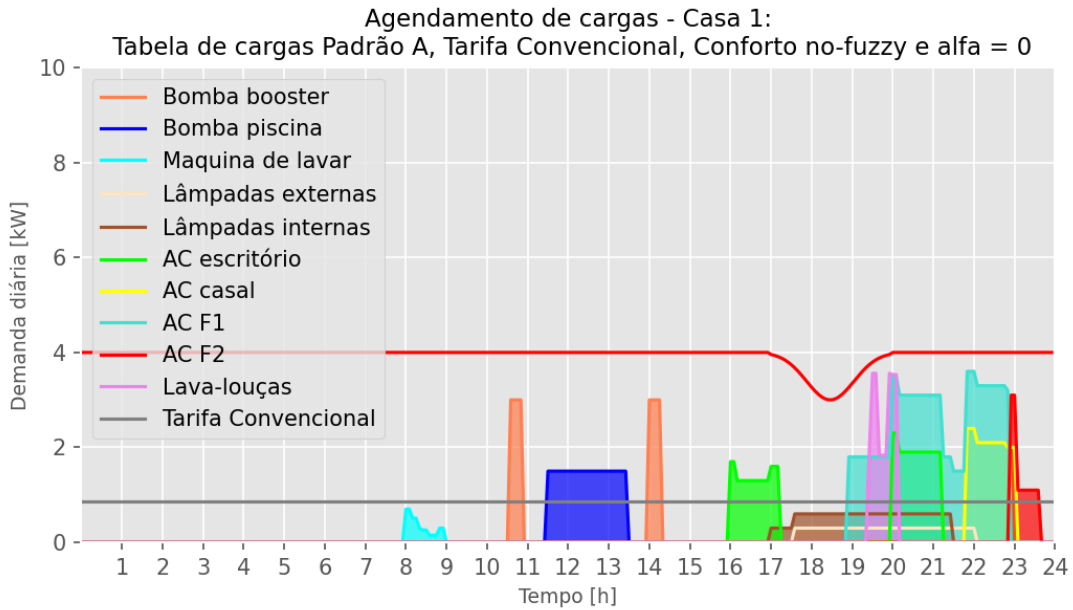
Neste cenário, o fator de ponderação entre economia e conforto (α da Equação 4.2) é nulo, visto que esta modalidade tarifária não oferece benefícios de economia financeira ao usuário, posto que utiliza um valor tarifário constante ao longo do dia. Desse modo, o controlador trabalha apenas para garantir que as cargas sejam acionadas dentro da janela de horários escolhidos pelo usuário. A Tabela 4 foi considerada para a análise de consumo por representar maior demanda energética diária, numa residência condominial, em relação à Tabela 5 e à Tabela 6.

Isto posto, sendo o consumo de energia elétrica estabelecido pela relação potência-tempo (kWh), são apresentados na Figura 19a e na Figura 19b, os gráficos de agendamento de cargas para os cenários com conforto *no-fuzzy* e com conforto *fuzzy*, ambos sem GD, com TC e com 10 cargas agendáveis (Padrão A, conforme Tabela 4).

Observe a região de cor vermelha na Figura 19a e na Figura 19b. Pela legenda, essa carga é o condicionador de ar (“AC F2”), o qual estava agendado para início próximo das

³ ENEL-CE(2022): A página desta referência com os valores tarifários foi desativada pela concessionária de energia e uma nova página com valores tarifários atualizados foi disponibilizada. Pode-se acessá-la em <https://tinyurl.com/5vppej6n>. Acesso realizado em 23 de junho de 2023.

Figura 19 – Agendamento de cargas pelo SHC para TC e sem GD



Fonte: o autor.

23h, conforme gráfico da Figura 19a. Percebe-se que a aplicação do conforto *fuzzy* permitiu antecipar o horário de agendamento da referida carga para próximo das 19h 30min, sendo 20h o horário preferencial do usuário para esta carga, conforme Figura 19b, maximizando o conforto do usuário. Em nível de algoritmo, isso ocorre porque um fator atenuador da relevância de conforto de carga, conforme Equação 4.7, eleva o valor da função de conforto f_2 (Equação 4.6) e eleva o valor final da função de avaliação (*fitness evaluation*) de cada solução do PSO (Equação 4.9).

Por conseguinte, na Tabela 8 são apresentados os valores numéricos correspondentes

às considerações em questão, cujos parâmetros utilizados no módulo *Fuzzy* foram: $\tau = 32$ (temperatura percebida pelo usuário), $v = 65$ (umidade percebida pelo usuário) e $\phi = 7$ (humor percebido pelo usuário - bom humor), implicando em $\omega = 0,6035$ (relevância de conforto). Destaque-se que em ambos os casos o consumo e custo médios mantiveram-se inalterados como efeito da utilização da TC. Percebe-se, pela tabela, o ganho no valor médio de conforto passando

Tabela 8 – Resultados comparativos de TC entre conforto *fuzzy* e *no-fuzzy*

Conforto	fit_{min}	fit_{med}	fit_{max}	desvio	consumo (kWh)	$cust_{med}$ (R\$)	$conf_{med}$	t_{med} (s)
<i>Fuzzy</i>	1,26	1,27	1,28	0,0043	16,5	14,3	93,65%	2,33
<i>no Fuzzy</i>	1,22	1,25	1,26	0,01	16,5	14,3	86,58%	2,98

Fonte: o autor.

de 86,58% para 93,65%, além de ganhos nos valores de tempo computacional - coluna “ t_{med} ” - e nos valores de *fitness* - colunas “ fit_{min} ”, “ fit_{med} ” e “ fit_{max} ”.

5.4.2 Cenário 02 - Tarifa Convencional com créditos de GD

Este bloco de cenários utiliza a TC com os mesmos parâmetros de simulação sem GD apresentados na Seção 5.4.1. Para este cenário são válidos os mesmos agendamentos de cargas residenciais do cenário supracitado, e caracterizados na Figura 19a e na Figura 19b. Contudo, considera-se aqui a utilização dos créditos de GD conforme Equação 4.1, os quais podem ser observados na Tabela 9.

Tabela 9 – Resultados comparativos de TC com GD

Id	Consumo (kWh.mes)	Fator rat.	Créditos (kWh.mes)	Dispon.	Diferença (kWh.mes)	Fatura (kWh.mes)	Fatura (R\$) com GD	Fatura (R\$) sem GD
01	224,82	5	251,88	30,00	+27,06	30,00	26,203	196,36
02	419,52	8	403,00	30,00	-16,52	46,52	40,632	366,43
03	404,04	8	403,00	30,00	-1,04	31,04	27,111	352,91
04	353,94	7	352,63	30,00	-1,31	31,31	27,347	309,14
05	363,58	7	352,63	30,00	-34,89	64,89	56,713	317,56

Fonte: o autor.

Na Tabela 9 foram tomadas cinco residências aleatórias do conjunto de dados das simulações. A coluna “Consumo” representa o total de energia mensal consumida pela residência, a coluna “Fator rat.” representa a ponderação de créditos para cada condômino, conforme Equação 4.1. Por conseguinte, a coluna “Créditos” representa os créditos recebidos pelo cliente no mês de análise. A coluna “Dispon.” representa o valor mínimo que o consumidor deve pagar ainda que não utilize energia da rede. Na coluna “Diferença”, os valores negativos significam energia

consumida da rede além dos créditos do mês, enquanto os valores positivos representam saldo de créditos para o mês seguinte, conforme SCEE. Finalmente, a coluna “Fatura” representa o total a pagar em kWh .mês e em R\$, utilizando a TC. Destaca-se aqui que os valores adicionais de fatura não estão incluídos no contexto desta pesquisa, tais como: taxa de iluminação pública, adicionais de bandeiras emergenciais, dentre outros.

5.4.3 Cenário 03 - Tarifa Branca sem créditos de GD

Este bloco de cenários utiliza a Tarifa Branca (ToU) ao longo do dia. Os valores de referência assumidos para as simulações foram aqueles publicizados pela concessionária ENEL para o estado do Ceará, conforme ENEL-CE (2022). As bandeiras tarifárias sinalizam condições de consumo energético sob as identificações: bandeira verde (consumo com poucas restrições), bandeira amarela (consumo em alerta), bandeira vermelha patamar 1 (condição de restrições de consumo) e bandeira escassez hídrica (restrições mais críticas de custo). A simulação deste cenário considera os valores de R\$1,5818 para bandeira verde, R\$1,59523 para bandeira amarela e R\$1,6767 para bandeira vermelha.

Na Figura 20a e na Figura 20b são apresentados os gráficos de agendamento de cargas para os cenários com conforto *no-fuzzy* e com conforto *fuzzy*, ambos sem GD, com Tarifa Branca (ToU), $\alpha = 0,25$, e com 10 cargas agendáveis (Padrão A, conforme Tabela 4). Percebe-se, nas figuras, a região do gráfico compreendida pelo horário 17h e 22h. Essa região representa os horários de maior custo tarifário, portanto os horários sobre os quais o controlador deve trabalhar para atenuar o consumo, reduzindo o pico, ou deslocando as cargas para horários marginais.

Na Tabela 10 estão apresentados os valores numéricos correspondentes às considerações em questão. Percebe-se que a utilização da Tarifa Branca permite um ajuste adicional na relação custo-conforto por meio do parâmetro α , conforme Equação 4.9, cujo valor adotado nesta simulação foi de 0,25 para duas residências com a mesma lista de cargas, e cujos parâmetros do Módulo *Fuzzy* são os mesmos parâmetros utilizados na simulação com TC na Seção 5.4.1.

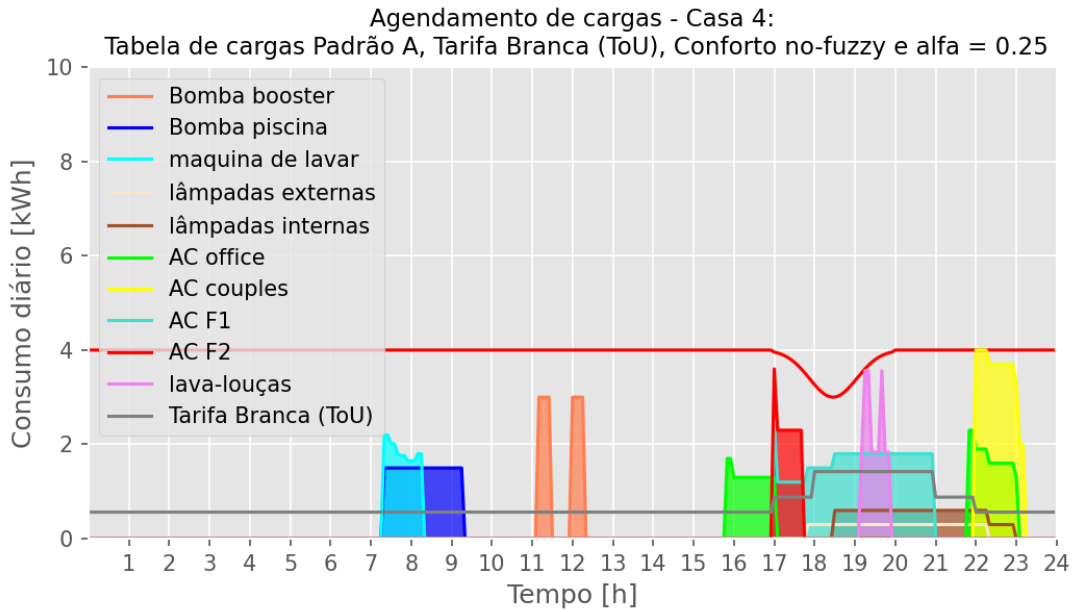
Tabela 10 – Resultados comparativos de ToU conforto *fuzzy* e *no-fuzzy*

Conforto	$f\hat{t}_{min}$	$f\hat{t}_{med}$	$f\hat{t}_{max}$	desvio	consumo (kWh)	$cust_{med}(R\$)$	$conf_{med}$	$t_{med}(s)$
<i>Fuzzy</i>	1,16	1,20	1,25	26	16,4	13,2	86,65%	2,62
<i>no Fuzzy</i>	1,09	1,18	1,23	37	16,4	13,7	82,86%	2,70

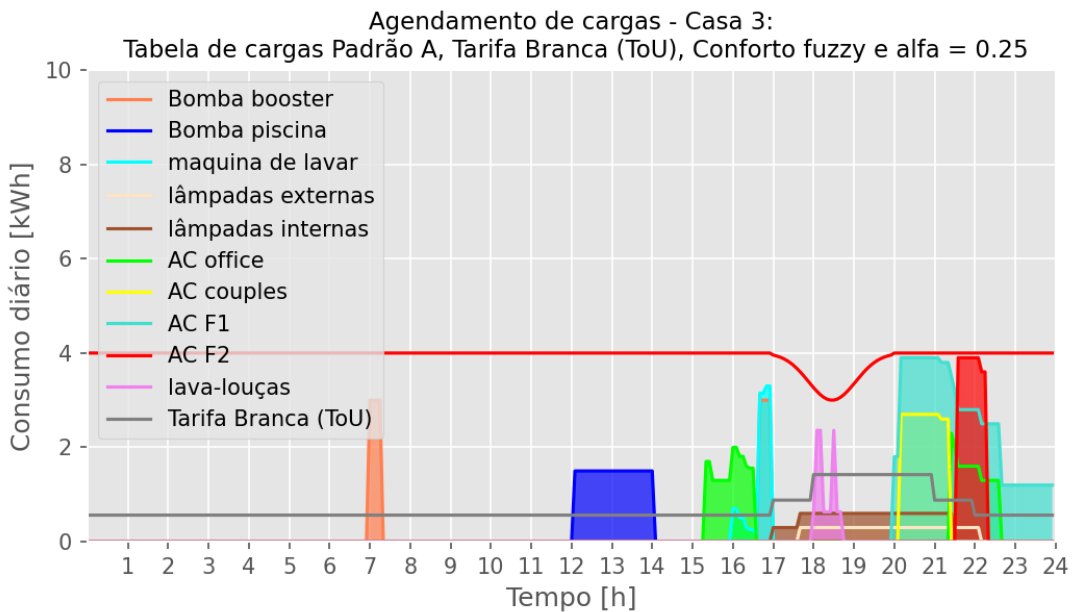
Fonte: o autor.

Os gráficos referentes às demais combinações da variável α com o tipo de conforto

Figura 20 – Agendamento de cargas pelo SHC para Tarifa Branca



(a) Conforto *no-fuzzy*



(b) Conforto *fuzzy*

Fonte: o autor.

estão contidos no Apêndice C.

5.4.4 Cenário 04 - Tarifa Branca com créditos de GD

Símile à seção anterior, este bloco de cenários utiliza a ToU com os mesmos parâmetros de simulação sem GD apresentados na Seção 5.4.3. Para este cenário são válidos os mesmos agendamentos de cargas residenciais do cenário supracitado, e caracterizados na Figura 20a e na

Figura 20b. Contudo, considera-se aqui a utilização dos créditos de GD conforme Equação 4.1, os quais podem ser observados na Tabela 11.

Tabela 11 – Resultados comparativos de ToU com GD

Id	Consumo (<i>kWh.mes</i>)	Fator rat.	Créditos (<i>kWh.mes</i>)	Dispon.	Diferença (<i>kWh.mes</i>)	Fatura (<i>kWh.mes</i>)
01	288,36	5	251,88	30,00	-36,48	66,48
02	334,66	6	302,25	30,00	-32,41	62,41
03	232,56	5	251,88	30,00	+19,32	30,00
04	371,32	7	352,63	30,00	-35,31	65,31
05	313,34	6	302,25	30,00	-11,09	41,09

Fonte: o autor.

Especificamente no caso da utilização de ToU, faz-se necessário aplicar um fator de compensação de créditos de GD para a compensação de consumo nos postos tarifários intermediário e de fora ponta. Isso porque os créditos de GD são gerados no período de fora-ponta e consumidos ao longo dos 3 postos tarifários da ToU. Isto pode variar conforme a concessionária fornecedora de energia elétrica. Contudo, nesta simulação são utilizados os seguintes valores de compensação:

- 1 *kWh* de crédito de GD = 1 *kWh* de consumo em horário de fora-ponta;
- 1 *kWh* de crédito de GD = 0,9 *kWh* de consumo em horário intermediário;
- 1 *kWh* de crédito de GD = 0,6 *kWh* de consumo em horário de ponta.

Tais valores são utilizados como exemplo para maximizar a compreensão sobre o SCEE.

5.5 Cenários condominiais - SCC/SHC

Nesta seção são apresentados os resultados do cenário do condomínio, inicialmente considerando a hipótese de não haver GD no condomínio por razões climáticas, manutenção ou similar, e finalmente atribuindo os créditos de GD às residências.

5.5.1 Visão condominial

Considerando as variações possíveis de configuração de SHC, foram realizadas simulações referentes a 100 residências condominiais para um período de 365 dias. As 50 primeiras residências utilizaram TC e as outras 50 residências utilizaram ToU. Isto resultou na produção de um banco de dados com 36.600⁴ registros, em que cada um representa uma

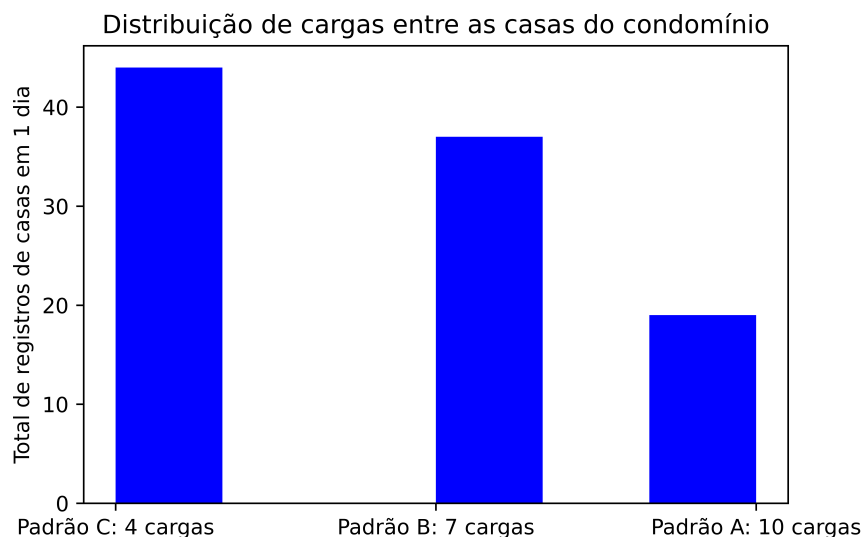
⁴ Banco de dados: 365 dias × 100 residências = 36.500 registros. Contudo, a simulação incluiu o ano de 2024 - ano de 366 dias.

solução do SCC/SHC. O referido banco de dados contém registros de: *fitness*, desvio padrão, consumo, custo-alvo, custo-final, economia, tipo de tarifa, valor de α , tempo de processamento, temperatura, umidade, humor, ω , tipo de conforto, lista de cargas (padrão de consumo), dentre outros. O mesmo está disponibilizado e acessível pelo endereço <https://tinyurl.com/jrc-SCCdata1>.

5.5.1.1 Distribuição de cargas entre residências do condomínio

Na Figura 21 é apresentado, por meio de um histograma, a distribuição dos registros supracitados em referência às cargas agendáveis apresentadas na Tabela 4 (com 10 cargas agendáveis - padrão de consumo A), na Tabela 5 (com 7 cargas agendáveis - padrão de consumo B) e na Tabela 6 (com 4 cargas agendáveis - padrão de consumo C).

Figura 21 – Histograma de consumo condominial: amostra de um dia



Fonte: o autor.

As classes do histograma, no eixo das abcissas, referem-se às tabelas acima por meio dos rótulos: “Padrão A”, “Padrão B” e “Padrão C”. Na Figura 21 são apresentados os resultados referentes a um dia de observação, cujas amplitudes correspondentes de cada classe tem valores de: 44 registros de residências no padrão de consumo C, 37 registros de residências no padrão de consumo B, e 19 registros de residências no padrão de consumo A. Isto implica que, para os registros condominiais do dia observado, 44% dos condôminos está ausente do domicílio residencial, posto que os dados enviados dos SHCs ao SCC registram predominância na utilização da tabela de cargas de menor consumo energético (Tabela 6 - “Padrão C”). Essas observações podem ser extrapoladas para análise do perfil de consumo diário, mensal e anual de

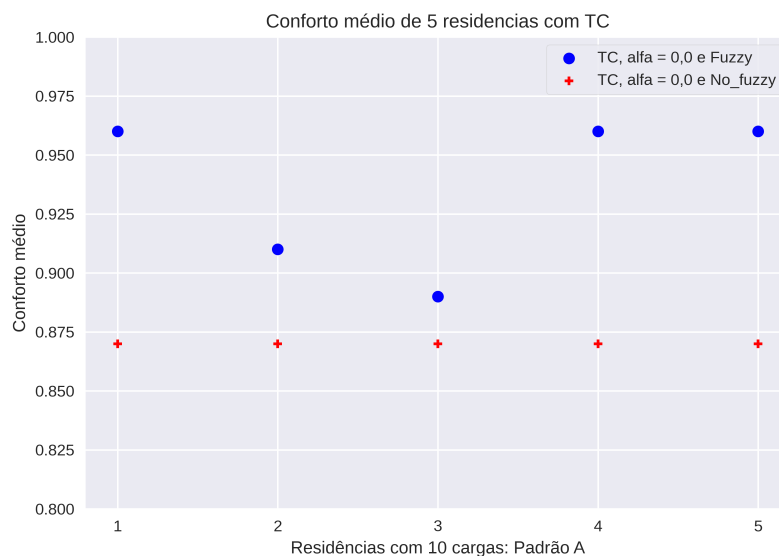
cada residência, ou de todo o condomínio.

5.5.1.2 Recorte comparativo entre conforto por tarifa

Um recorte dos registros mensais supracitados é realizado para viabilizar a análise gráfica e para explorar os dados residenciais do condomínio. O referido recorte é feito via algoritmo em modo automático e randômico, e contém: 5 residências com tarifa TC e conforto *no_fuzzy*, 5 residências com tarifa TC e conforto *fuzzy*, 5 residências com tarifa ToU e conforto *no_fuzzy* e 5 residências com tarifa ToU e conforto *fuzzy*.

Na Figura 22 é apresentado um gráfico comparativo entre residências condominiais que utilizam o conforto *fuzzy* e o conforto *no_fuzzy* com TC. A seguir, na Figura 23 é apresentado um gráfico correspondente às residências que utilizam ToU.

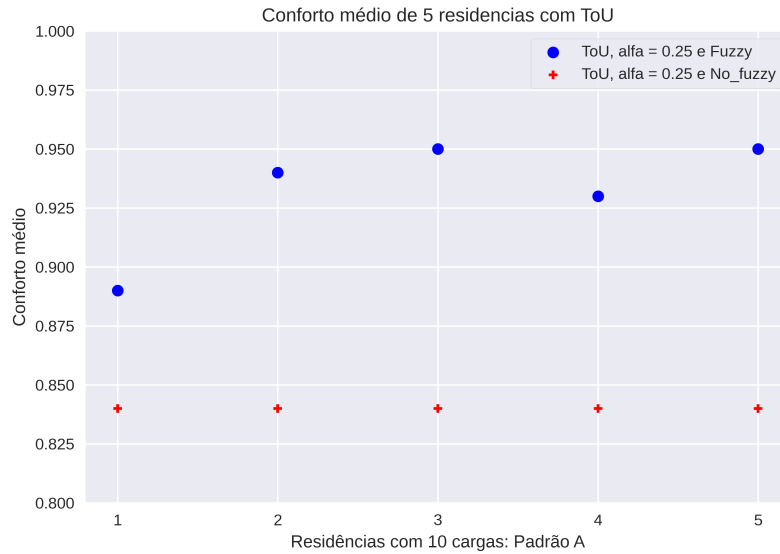
Figura 22 – Recorte de conforto condominial com TC



Fonte: o autor.

Em ambos os casos, são utilizadas 10 cargas residenciais agendáveis, conforme apresentado anteriormente na Tabela 4. Os valores referentes ao conforto *no_fuzzy* estão representados na cor vermelha, enquanto os valores referentes ao conforto *fuzzy* estão representados na cor azul. Percebe-se também que os valores de conforto *fuzzy* são maiores que os valores de conforto *no_fuzzy*, ratificando as observações apresentadas na Seção 5.4.1 para uma mesma residência e sob as mesmas condições de análise. Disto decorre ser mais vantajoso utilizar conforto *fuzzy*, mesmo para residências que optam por TC. O mesmo efeito é observado para a

Figura 23 – Recorte de conforto condominial com ToU



Fonte: o autor.

Tarifa ToU, conforme pode ser verificado na Figura 23.

Tabela 12 – Registro de dados condominiais de 20 residências

Item	Id	Tarifa	Alfa	Tipo conf	Cargas	Consumo	Custo_pref	Custo_SHC	Econ %	Conf_med
1	1	TC	0,0	<i>no_fuzzy</i>	10	16,4	14,3	14,3	0,0	0,87
2	2	TC	0,0	<i>no_fuzzy</i>	10	16,4	14,3	14,3	0,0	0,87
3	3	TC	0,0	<i>no_fuzzy</i>	10	16,4	14,3	14,3	0,0	0,87
4	4	TC	0,0	<i>no_fuzzy</i>	10	16,4	14,3	14,3	0,0	0,87
5	5	TC	0,0	<i>no_fuzzy</i>	10	16,4	14,3	14,3	0,0	0,87
6	1	TC	0,0	<i>fuzzy</i>	10	16,4	14,3	14,3	0,0	0,96
7	2	TC	0,0	<i>fuzzy</i>	10	16,4	14,3	14,3	0,0	0,91
8	3	TC	0,0	<i>fuzzy</i>	10	16,4	14,3	14,3	0,0	0,89
9	4	TC	0,0	<i>fuzzy</i>	10	16,4	14,3	14,3	0,0	0,96
10	5	TC	0,0	<i>fuzzy</i>	10	16,4	14,3	14,3	0,0	0,96
11	1	ToU	0,25	<i>no_fuzzy</i>	10	16,4	15,8	13,5	14,55	0,84
12	2	ToU	0,25	<i>no_fuzzy</i>	10	16,4	15,8	13,5	14,55	0,84
13	3	ToU	0,25	<i>no_fuzzy</i>	10	16,4	15,8	13,5	14,55	0,84
14	4	ToU	0,25	<i>no_fuzzy</i>	10	16,4	15,8	13,5	14,55	0,84
15	5	ToU	0,25	<i>no_fuzzy</i>	10	16,4	15,8	13,5	14,55	0,84
16	1	ToU	0,25	<i>fuzzy</i>	10	16,4	15,8	13,6	13,92	0,89
17	2	ToU	0,25	<i>fuzzy</i>	10	16,4	15,8	13,6	13,92	0,94
18	3	ToU	0,25	<i>fuzzy</i>	10	16,4	15,8	13,4	15,18	0,95
19	4	ToU	0,25	<i>fuzzy</i>	10	16,4	15,8	13,5	14,55	0,93
20	5	ToU	0,25	<i>fuzzy</i>	10	16,4	15,8	13,4	15,18	0,95

Fonte: o autor.

Na Tabela 12 são apresentados os dados analíticos dos gráficos referentes à Figura 22 e à Figura 23. Os itens 1 a 10 da tabela, correspondem às residências optantes da TC, em que o usuário pode escolher utilizar conforto *no_fuzzy* (linhas 1 a 5) ou conforto *fuzzy* (linhas 6 a

10). Percebe-se que os valores são iguais em todas as colunas (no caso de TC), exceto na coluna *Conf_med*. Nesta, pode-se observar um ganho no conforto do usuário que utiliza o conforto *fuzzy*, embora não haja economia por efeito da utilização da TC.

De outro modo, os itens 11 a 20 da mesma tabela, correspondem às residências optantes da Tarifa ToU, em que o usuário pode escolher utilizar conforto *no_fuzzy* (linhas 11 a 15) ou conforto *fuzzy* (linhas 16 a 20), e com possibilidade de economia financeira. De modo símile, observa-se também neste segundo trecho da tabela, um ganho no conforto do usuário que utiliza o conforto *fuzzy* em relação ao conforto *no_fuzzy*. Os valores com resultados iguais significam convergência da solução do algoritmo para as residências sob as mesmas condições de tarifa, parâmetro alfa, cargas e tipo de conforto.

Da Tabela 12 pode-se destacar que:

- Os valores coluna *Alfa* são nulos para a tarifa TC, e podem assumir valores entre 0 e 1 para a tarifa ToU, conforme apresentado na Seção 4.3.4;
- Os valores da coluna *Consumo* são os mesmos para todas as residências, posto que neste recorte todas utilizam 10 cargas agendáveis (Padrão A);
- Os valores da coluna *Custo_pref* correspondem ao custo de acionamento das cargas segundo as preferências do usuário e sua modalidade tarifária;
- Os valores da coluna *Custo_SHC* correspondem ao menor custo de acionamento das cargas pelo SHC, conforme Equação 4.9;
- Os valores da coluna *Econ %* correspondem ao percentual de economia financeira alcançada pelo SHC, segundo os parâmetros nesse configurados;
- Os valores da coluna *Conf_med* correspondem aos valores de conforto alcançados pelo SHC conforme Equação 4.6 e Equação 4.7. Tais valores resultam das variáveis nebulosas correspondentes a cada residência da simulação, sendo por esta razão, diferentes entre as residências que utilizam Conf-Fz.

5.5.1.3 Previsão de demanda condominial

Uma vez que a previsão de demanda é um fator de elevada importância para o fornecedor de energia, tal que corrobora com as estratégias de SSM inicialmente apresentadas no Capítulo 1, uma abordagem de DR sob o aspecto condominial converge com este fator. Isto porque o fornecedor de energia elétrica pode, a partir do comportamento de um agrupamento residencial, propor novas estratégias de bonificação, custeio, atenuação de penalidades, dentre

outros. Contudo, especialmente no caso de prosumidores, a previsão de demanda via SCC mitiga problemas de instabilidade, estresse ao sistema, e risco de falhas características de GD em unidades prosumidoras não cooperativas (isoladas), dentre outros.

Nesse sentido, considerando-se os mesmos dados de simulação condominial anteriormente utilizados para o projeto basilar de GD, pode-se obter a previsão de energia de GD, bem como a previsão de demanda energética à concessionária. Isto posto, uma vez que a previsão de GD fotovoltaica é função da radiação solar ao ano numa dada região, utilizam-se índices de radiação como os apresentados na Tabela 13, visando a obtenção de uma curva de GD mais próxima do real. A cidade de Fortaleza é aqui utilizada como exemplo para tanto.

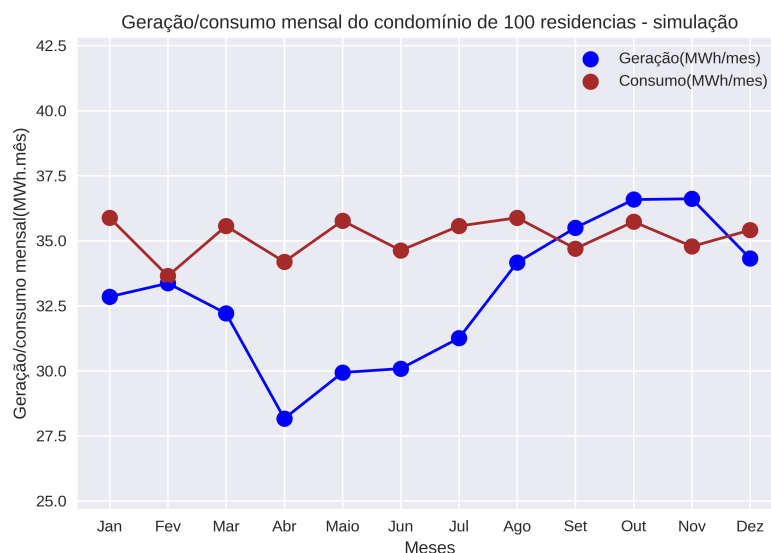
Tabela 13 – Média diária de irradiação solar (h/dia) ao longo dos meses do ano

Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez	Média
5,94	5,91	5,69	4,96	5,39	5,42	5,65	5,99	6,11	6,45	6,59	6,29	5,86

Fonte: Adaptado de CRESESB.

A partir dos valores apresentados na Tabela 13, e utilizando-se as características do projeto basilar de GD supracitado, obtém-se uma relação gráfica entre a previsão de consumo condominial e a previsão de GD conforme apresentado na Figura 24.

Figura 24 – SCC: previsão de GD e de consumo mensal



Fonte: o autor.

Isto posto, observa-se na referida figura (Figura 24), os dados de GD (linha na cor azul) e os dados simulados de consumo condominial (linha na cor marrom). Os dados de GD

seguem os valores reais do potencial de irradiação solar para Fortaleza, conforme apresentados na Tabela 13. Por esta razão destaca-se o ponto de mínimo global no mês de abril (legenda “Abr”) - mês de menor insolação. Contudo, os dados de consumo representam o consolidado da simulação de um condomínio de 100 residências sob os mesmos parâmetros anteriormente apresentados de: cargas, tarifas, conforto, fator α , percepções de usuário, dentre outros.

Sob esta premissa, observa-se em termos de previsibilidade de demanda junto à concessionária, que o intervalo de maior dispersão entre as curvas em questão (meses de março a julho), é também o intervalo de maior demanda energética do SCC à rede elétrica sem injeção de GD na rede. Como também, é o intervalo de maior faturamento ao SCC, sugestionando medidas de contenção e projeção financeira no contexto de DR.

Adicionalmente, a partir do período supracitado, oportuniza-se o planejamento de novas ações de DR que beneficiem à cadeia energética em termos de SSM e de DSM, tais como novos modais de tarifação e bonificação para prossumidores em períodos de baixa injeção GD na rede.

5.5.1.4 *Previsão de demanda residencial*

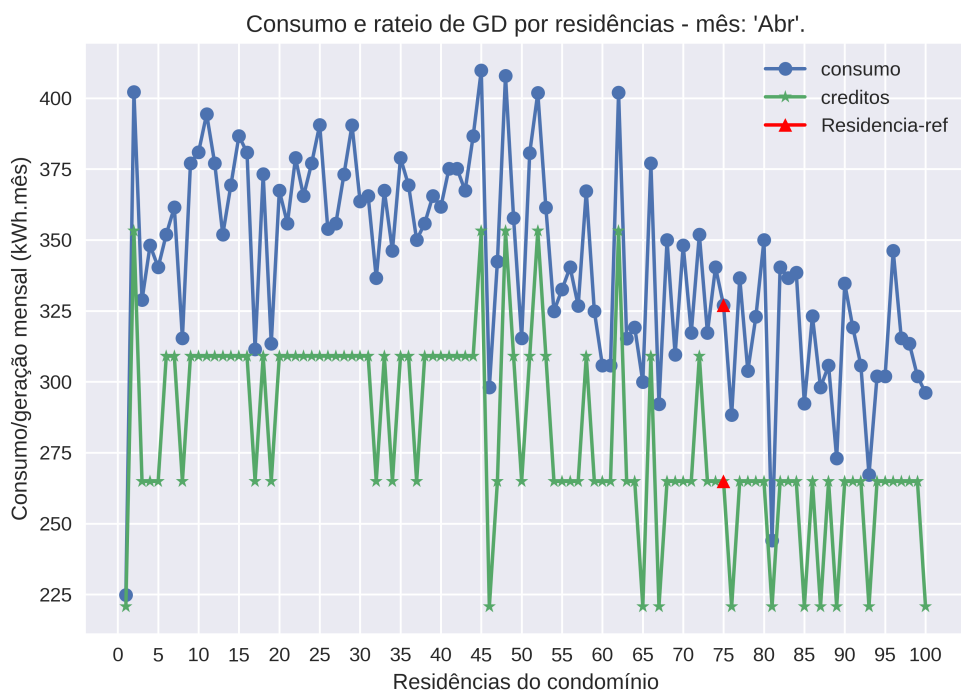
De outro modo, observando-se estritamente em nível de SHC, pode-se também obter a previsão de créditos de GD para uma dada residência em função das curvas supracitadas e dos critérios de rateio de GD anteriormente descritos, conforme Figura 25 e Figura 26.

Para uma análise sumarizada, pode-se considerar as condições de maior contraste entre consumo e geração presentes na Figura 24, portanto, os meses de abril (“Abr”) e de novembro (“Nov”), para os quais apresentam-se o detalhamento de consumo e créditos por meio da Figura 25 e Figura 26. Desse modo, percebe-se nas figuras em questão, que os créditos de cada residência estão distribuídos sob os critérios de ponderação e rateio estabelecidos pela Equação 4.1; razão pela qual se observam linhas horizontais (registros contantes) paralelas(os) ao eixo das abcissas - “Residências do condomínio”.

Adicionalmente, percebe-se a residência “75”, aleatoriamente posta em destaque. Essa residência apresenta uma relação de consumo e crédito conforme expresso na Tabela 14.

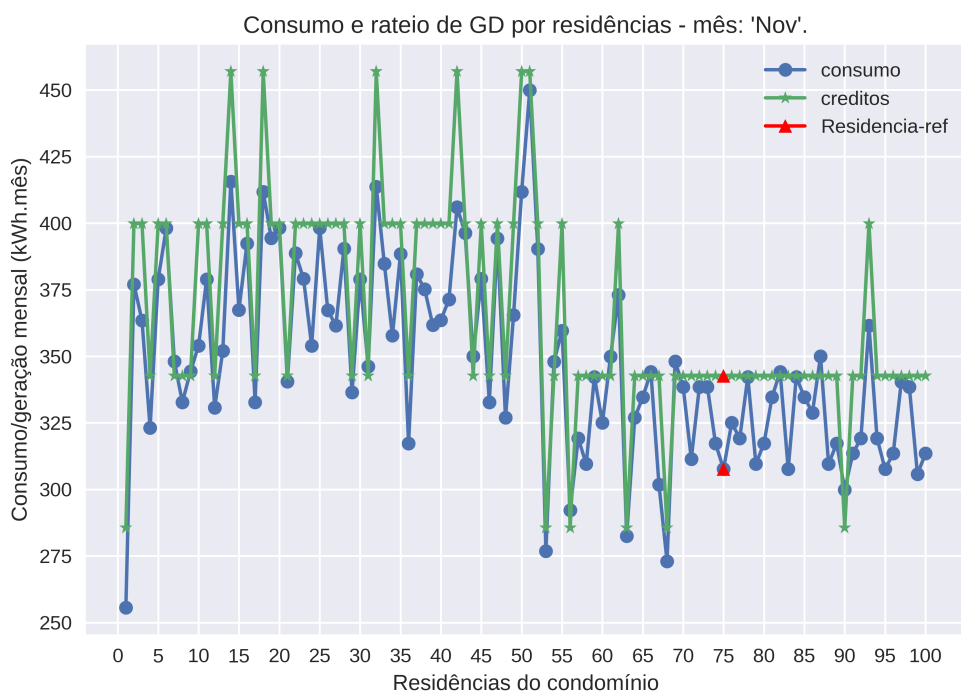
Com base na referida Tabela 14, observa-se que a residência “75” - tomada por amostragem aleatória após as simulações - apresentou um consumo anual de 3.882,26 kWh e obteve 3.689,25 kWh por rateio de créditos de GD, restando-lhe a diferença de 193,01 kWh a faturar, ou a compensar pelo SCEE.

Figura 25 – Rateio de GD para abril



Fonte: o autor.

Figura 26 – Rateio de GD para novembro



Fonte: o autor.

Tabela 14 – Comparativo de consumo e crédito para uma residência do condomínio

Mês	Consumo (kWh)	Pond (w)	Créditos de GD (kWh)
Janeiro	320,10	6	295,04
Fevereiro	310,38	6	320,81
Março	285,48	5	242,86
Abril	326,92	6	264,88
Maio	302,86	6	270,09
Junho	288,36	5	235,03
Julho	354,86	7	332,51
Agosto	374,14	7	356,93
Setembro	336,56	6	331,22
Outubro	306,66	6	332,05
Novembro	307,64	6	342,68
Dezembro	368,30	7	365,09
Total	3882,26	-	3689,25

Fonte: o autor.

5.6 Considerações finais

Neste capítulo foram apresentados os resultados das simulações realizadas nesta tese, os quais combinam os cenários de: listas de cargas residenciais agendáveis no contexto de SCC, tipos de relevância de conforto, modalidade tarifária (TC e ToU), e SHC com e sem GD. Em cada cenário, o algoritmo de SHC com PSO e sem conforto *fuzzy*, proposto em Santos (2019), foi comparado com o algoritmo de SHC com PSO e com conforto *fuzzy*, proposto nesta tese.

No contexto condominial sem GD fica claro que a integração das percepções do usuário à molagem de conforto, beneficia ao usuário, maximizando o conforto e minimizando o custo financeiro para tanto. Finalmente, no contexto condominial com GD, fica claro que os benefícios da utilização de GD estendem-se aos SHCs e ao SCC, permitindo maximizar o conforto justaposto à utilização de créditos. Além disso, a previsibilidade de demanda energética em ambos os níveis (SHC e SCC) destacou-se como fator de gerenciamento que corrobora com os programas de DR aplicáveis ao mercado local.

6 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Nesta tese, foi proposta uma arquitetura de um sistema condominial para o gerenciamento de energia elétrica, no contexto de DSM. O objetivo foi atingir um equilíbrio entre consumo energético e conforto residencial, operando em nível individual e condominial, por meio da utilização de algoritmos de inteligência artificial. Em nível residencial utilizou-se um SHC com um algoritmo de PSO para deslocar as cargas residenciais agendáveis para um horário de acionamento com menor custo de tarifação e máximo conforto. Justaposto a isto, um algoritmo com lógica *fuzzy* foi desenvolvido para permitir que os níveis de relevância de conforto das cargas residenciais integrassem a percepção do usuário sobre variáveis fisiológicas (temperatura e umidade) e psicológicas (humor). Tal integração permitiu ao algoritmo de PSO um ganho na dinâmica de conforto e na janela de acionamento de cargas residenciais, o que não era realizado nos trabalhos de referência desta tese. Em nível condominial utilizou-se uma estratégia de rateio de créditos de GD entre condôminos por ponderação, seguindo-se da notificação de créditos à concessionária e ao SHC de cada residência. Esta estratégia permitiu uma previsibilidade de demanda condominial tal que maximiza o poder de negociação junto à operadora do sistema energético. O sistema integrado SCC/SHC considerou a GD fotovoltaica nos extremos de geração mínima (nula) e máxima, com rateio de créditos a partir do SCEE, no contexto brasileiro. Uma revisão sistemática sobre os modelos de conforto residencial, SHCs, SCCs foi realizada para a obtenção das modelagens de referência para esta tese, como também uma revisão sobre os programas de DSM justaposta às resoluções normativas da ANEEL referentes às práticas vigentes de tarifação no Brasil. Além disso, foram abordados conceitos e fundamentos das áreas de estudo aplicadas nesta tese, a saber: lógica *fuzzy*, séries temporais, modelo de redes neurais recorrentes LSTM e algoritmo de metaheurística PSO.

Os resultados obtidos nesta tese validam a hipótese inicial e confirmam que a integração das percepções do usuário na modelagem do conforto residencial proporciona um aumento no nível de conforto, sem gerar custos adicionais. Com base nos valores dos benefícios dessa integração, observou-se que é mais vantajosa a utilização do conceito de conforto *fuzzy*, mesmo para residências que optam por tarifação convencional. No entanto, observou-se que o benefício é ainda maior para as residências que adotam a tarifa branca. Além disso, a adoção da GD em formato condominial apresentou benefícios tanto para os condôminos, com a redução de custos, quanto para os operadores do sistema energético, ao oferecer uma previsibilidade de demanda unificada e centralizada por meio do SCC. Essa abordagem também contribui para

mitigar instabilidades e riscos associados à GD em unidades residenciais isoladas.

Nesse contexto, observou-se que a implementação do SCC em âmbito condominial permite ainda que os fornecedores de energia utilizem o comportamento de um conjunto residencial como base para propor novas estratégias, como bonificações, custeio e atenuação de penalidades. Essas abordagens, aliadas ao gerenciamento inteligente de energia e ao equilíbrio entre oferta e demanda, têm o potencial de impulsionar a sustentabilidade das *Smart Cities*, integrando-se às SGs para reduzir as emissões de carbono, aumentar a eficiência energética e otimizar a relação entre consumo de energia e conforto do usuário.

Com base nisso, pode-se destacar que os estudos apresentados nesta tese contribuem para o avanço do conhecimento em modelagem do conforto do usuário e gerenciamento inteligente de energia, além de oferecer perspectivas promissoras para programas de DSM, tanto em controladores residenciais inteligentes quanto em controladores condominiais inteligentes. Essas abordagens inovadoras têm o potencial de transformar as cidades em ambientes mais sustentáveis e eficientes energeticamente, proporcionando benefícios tanto para os usuários quanto para os sistemas energéticos.

6.1 Trabalhos futuros

Como trabalhos futuros da pesquisa direcionam-se as seguintes atividades:

- Expansão do sistema SCC/SHC integrando projetos de GD condominial sob as modalidades de geração junto à carga e de autoconsumo-remoto. O objetivo é explorar modais de GD com outras fontes de energia, integrando fontes-múltiplas de GD ao SCC/SHC;
- Expansão do módulo de análise exploratória de dados condominiais - o qual inclui o monitoramento e análise das percepções dos usuários condominiais sobre a temperatura, a umidade e o próprio estado de humor. O objetivo deste módulo é aprender as correlações entre o perfil de consumo do usuário e suas percepções climáticas e psicológicas. A hipótese para análise é a de que indivíduos em um estado prolongado de mau-humor, aumentam o consumo de energia elétrica de modo não colaborativo, sugerindo risco à administração do condomínio pelo SCC.
- Desenvolvimento de módulo de *Home care* - o qual inclui o sensoriamento de uma SH integrado ao um prestador de serviço de saúde. O objetivo preliminar

é assistência médica sob condições de emergência. O propósito deste módulo é aprender as correlações entre o perfil de consumo do usuário e seu estilo de vida. A hipótese inicial é de que usuários de um sistema de SHC integrado a um sistema de *Home care* tem hábitos de vida que tendem a reduzir os custos energéticos para aumentar a disponibilidade do serviço de assistência médica;

- Desenvolvimento de módulo condominial vertical, (edifícios) com a inclusão de modelos de consumo-conforto em função do pavimento do condomínio. A hipótese inicial é de que os apartamentos mais distantes do pavimento térreo (andares de maior altitude), apresentem curvas de consumo energético atenuadas em função da ação dos ventos, os quais tendem a um arrefecimento natural sobre essas residências, influenciando o perfil de consumo desses moradores;
- Desenvolvimento de um *Smart Industry Controller* (controlador industrial inteligente) (SIC) que atue em funções multi-objetivo no ambiente industrial. O objetivo principal é explorar modalidades de tarifação e incentivos industriais por meio da previsão de demanda, gestão de picos de consumo, programação de cargas industriais e integração de GD para equilibrar oferta e demanda no setor industrial

REFERÊNCIAS

- ADUDA, K.; LABEODAN, T.; ZEILER, W.; BOXEM, G.; ZHAO, Y. Demand side flexibility: Potentials and building performance implications. **Sustainable Cities and Society**, [s. l.], v. 22, p. 146–163, 2016. ISSN 2210-6707. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2210670716300245>>. Acesso em: 26 jul. 2022.
- AHMED, E. M.; RATHINAM, R.; DAYALAN, S.; FERNANDEZ, G. S.; ALI, Z. M.; ALEEM, S. H. E. A.; OMAR, A. I. A comprehensive analysis of demand response pricing strategies in a smart grid environment using particle swarm optimization and the strawberry optimization algorithm. **Mathematics**, Basel, CH, v. 9, n. 18, 2021. ISSN 2227-7390. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2227-7390/9/18/2338>>. Acesso em: 26 jul. 2022.
- ALBOGAMY, F. R.; PARACHA, M. Y. I.; HAFEEZ, G.; KHAN, I.; MURAWWAT, S.; RUKH, G.; KHAN, S.; KHAN, M. U. A. Real-time scheduling for optimal energy optimization in smart grid integrated with renewable energy sources. **IEEE Access**, [s. l.], v. 10, p. 35498–35520, 2022. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/9740141>>. Acesso em: 10 fev. 2022.
- ALBUQUERQUE, P. U. B. **Estudo e desenvolvimento de abordagens multiobjetivo baseadas em programação linear e em metaheurísticas para otimização do custo com energia elétrica e do conforto do usuário**. 2018. 80 f. Tese (Doutorado em Engenharia de Teleinformática) - Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2018. Disponível em: <<http://www.repositorio.ufc.br/handle/riufc/39409>>. Acesso em: 10 jan. 2022.
- ALBUQUERQUE, P. U. B.; OHI, D. A.; PEREIRA, N. S.; PRATA, B. A.; BARROSO, G. C. Proposed architecture for energy efficiency and comfort optimization in smart homes. **Journal of Control, Automation and Electrical Systems**, Springer, [s. l.], v. 29, n. 6, p. 718–730, 2018. Disponível em: <<https://link.springer.com/article/10.1007/s40313-018-0410-y>>. Acesso em: 23 mar. 2020.
- ALIABADI, F. E.; AGBOSSOU, K.; KELOUWANI, S.; HENAO, N.; HOSSEINI, S. S. Coordination of smart home energy management systems in neighborhood areas: A systematic review. **IEEE Access**, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., [s. l.], v. 9, p. 36417–36443, 2021. ISSN 21693536. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9363112>>.
- ALTHAHER, S.; MANCARELLA, P.; MUTALE, J. Automated demand response from home energy management system under dynamic pricing and power and comfort constraints. **IEEE Transactions on Smart Grid**, [s. l.], v. 6, n. 4, p. 1874–1883, 2015. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7024930>>. Acesso em: 21 jan. 2020.
- ANDERSON, J. R.; CRAWFORD, J. **Cognitive psychology and its implications**. São Francisco: Wh Freeman, 1980.
- ANEEL. **RESOLUÇÃO NORMATIVA Nº 1000, DE 7 DE DEZEMBRO DE 2021**. 2021. Disponível em: <<https://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren20211000.pdf>>. Acesso em: 18 mar. 2023.
- ANEEL. **RESOLUÇÃO NORMATIVA Nº 1030, DE 26 DE JULHO DE 2022**. 2022. Disponível em: <<https://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren20221030.pdf>>. Acesso em: 18 mar. 2023.

ANEEL. **Tarifa Branca**. 2022. Disponível em: <<https://antigo.aneel.gov.br/web/guest/tarifa-branca>>. Acesso em: 18 mar. 2023.

ANEEL. **RESOLUÇÃO NORMATIVA Nº 1059, DE 07 DE FEVEREIRO DE 2023**. 2023. Disponível em: <<http://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren20231059.pdf>>. Acesso em: 18 mar. 2023.

ASHRAE. Thermal environmental conditions for human occupancy. **ANSI/ASHRAE, 55-2017**, Atlanta, v. 5, 2017. Disponível em: <<https://hogiaphat.vn/upload/docs/ASHRAE55-version2017.pdf>>. Acesso em: 24 ago. 2022.

AZIMOH, C. L.; DZOBO, O.; MBOHWA, C. Investigation of net metering as a tool for increasing electricity access in developing countries. In: IEEE CANADA ELECTRIC POWER CONFERENCE, EPEC, 2017, Saskatoon. **Anais [...]**. Saskatoon, SK, Canada: IEEE, 2017. p. 1–6. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8286187>>. Acesso em: 21 set. 2020.

BAKARE, M. S.; ABDULKARIM, A.; ZEESHAN, M.; SHUAIBU, A. N. A comprehensive overview on demand side energy management towards smart grids: challenges, solutions, and future direction. **Energy Informatics**, SpringerOpen, London, UK, v. 6, n. 1, p. 1–59, 2023. Disponível em: <<https://doi.org/10.1186/s42162-023-00262-7>>. Acesso em: 7 abr. 2023.

BALIKHINA, T.; MAQOUSI, A. A.; ALBANNA, A.; SHHADEH, F. System architecture for smart home meter. In: INTERNATIONAL CONFERENCE AND EXHIBITION ON THE APPLICATIONS OF INFORMATION TECHNOLOGY TO RENEWABLE ENERGY PROCESSES AND SYSTEMS (IT-DREPS), 2017, Amman. **Anais [...]**. Amman: IEEE, 2017. p. 1–5. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8277811>>. Acesso em: 17 nov. 2021.

BANIASADI, A.; HABIBI, D.; BASS, O.; MASOUM, M. A. S. Optimal real-time residential thermal energy management for peak-load shifting with experimental verification. **IEEE Transactions on Smart Grid**, [s. l.], v. 10, n. 5, p. 5587–5599, 2019. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8580413>>. Acesso em: 9 jan. 2022.

BEZERRA FILHO, P. T. F.; ALBUQUERQUE, P. U. B.; PRATA, B. A.; BARROSO, G. C. A smart home controller using an integer programming approach for the optimization of consumer economic saving and comfort. In: XII SBAI SIMPÓSIO BRASILEIRO DE AUTOMAÇÃO INTELIGENTE (BRAZILIAN SYMPOSIUM IN INTELLIGENT AUTOMATION), 2015, Natal. **Anais [...]**. Natal, RN: SBAI, 2015. p. [s. n.]. Disponível em: <https://repositorio.ufc.br/bitstream/riufc/72434/1/2015_eve_baprata.pdf>. Acesso em: 10 fev. 2019.

BRADSHAW, A. Regulatory change and innovation in latin america: The case of renewable energy in brazil. **Utilities Policy**, Elsevier, [s. l.], v. 49, p. 156–164, 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.jup.2017.01.006>>. Acesso em: 21 jan. 2020.

BRASIL. **Lei Nº 14.300, de 6 de janeiro de 2022**. 2022. Institui o marco legal da microgeração e minigeração distribuída, o Sistema de Compensação de Energia Elétrica (SCEE) e o Programa de Energia Renovável Social (PERS); altera as Leis nºs 10.848, de 15 de março de 2004, e 9.427, de 26 de dezembro de 1996; e dá outras providências. Disponível em: <https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2019-2022/2022/lei/114300.htm>. Acesso em: 18 mar. 2023.

CARSTENS, D. D. dos S.; CUNHA, S. K. da. Challenges and opportunities for the growth of solar photovoltaic energy in Brazil. **Energy policy**, Elsevier, [s. l.], v. 125, p. 396–404, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.enpol.2018.10.063>>. Acesso em: 15 abr. 2020.

CHEN, C.; WANG, J.; HEO, Y.; KISHORE, S. Mpc-based appliance scheduling for residential building energy management controller. **IEEE Transactions on Smart Grid**, [s. l.], v. 4, n. 3, p. 1401–1410, 2013. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/6575202>>. Acesso em: 10 fev. 2021.

CHENCI, G. P.; RIGNEL, D. G.; LUCAS, C. A. Uma introdução à lógica fuzzy. **Revista Eletrônica de Sistemas de Informação e Gestão Tecnológica**, [s. l.], v. 1, n. 1, p. [s.n.], 2011. Disponível em: <http://www.logicafuzzy.com.br/wp-content/uploads/2013/04/uma_introducao_a_logica_fuzzy.pdf>. Acesso em: 10 jan. 2019.

COSTA, J. R.; BARROSO, G. C.; SOUZA, D. A.; BATISTA, J. G.; SOUZA JUNIOR, A. B. d.; RIOS, C. S. d. N.; VASCONCELOS, F. J. d. S.; Júnior Nascimento, J. N. d.; BEZERRA, I. d. S.; LIMA, A. F. d.; SANTANA, K. A. d.; Oliveira Júnior, J. R. d. An improved optimization function to integrate the user's comfort perception into a smart home controller based on particle swarm optimization and fuzzy logic. **Sensors**, Basel, CH, v. 23, n. 6, 2023. ISSN 1424-8220. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1424-8220/23/6/3021>>. Acesso em: 07 Jun. 2023.

CRISTIANINI, N.; SHAW-TAYLOR, J. *et al.* **An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods**. Cambridge university press, 2000. Disponível em: <<https://doi.org/10.1017/CBO9780511801389>>. Acesso em: 15 set. 2022.

ENEL-CE, D. D. M. **Tarifas Enel CE fornecimento em baixa tensão**. 2022. Disponível em: <https://www.enel.com.br/content/dam/enel-br/megamenu/taxas,-tarifas-e-impostos/Tarifas-ENEL-CE%20bandeira-VERDE_%20Maiol22%20REH-3026_220422.pdf>. Acesso em: 02 jun. 2022.

ENESCU, D. A review of thermal comfort models and indicators for indoor environments. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, [s. l.], v. 79, p. 1353–1379, 2017. ISSN 1364-0321. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032117308109>>. Acesso em: 07 out. 2021.

ESTHER, B. P.; KUMAR, K. S. A survey on residential demand side management architecture, approaches, optimization models and methods. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Elsevier, [s. l.], v. 59, p. 342–351, 2016. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.12.282>>. Acesso em: 24 jun. 2022.

EYSENCK, M. W.; KEANE, M. t. **Manual de Psicologia Cognitiva-7**. [S.l.]: Artmed Editora, 2017.

FARMANBAR, M.; PARHAM, K.; ARILD, O.; RONG, C. A widespread review of smart grids towards smart cities. **Energies**, Basel, CH, v. 12, n. 23, 2019. ISSN 1996-1073. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1996-1073/12/23/4484>>. Acesso em: 26 jul. 2022.

FARSI, M.; HOSAHALLI, D.; MANJUNATHA, B.; GAD, I.; ATLAM, E.-S.; AHMED, A.; ELMARHOMY, G.; ELMARHOUMY, M.; GHONEIM, O. A. Parallel genetic algorithms for optimizing the sarima model for better forecasting of the ncdc weather data. **Alexandria Engineering Journal**, Elsevier, [s. l.], v. 60, n. 1, p. 1299–1316, 2021. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.aej.2020.10.052>>. Acesso em: 10 jan. 2022.

- GELLINGS, C. W.; SAMOTYJ, M. Smart grid as advanced technology enabler of demand response. **Energy efficiency**, Springer, [s. l.], v. 6, n. 4, p. 685–694, 2013. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s12053-013-9203-0>. Acesso em: 14 ago. 2019.
- GHOLINEJAD, H. R.; LONI, A.; ADABI, J.; MARZBAND, M. A hierarchical energy management system for multiple home energy hubs in neighborhood grids. **Journal of Building Engineering**, Elsevier Ltd, [s. l.], v. 28, p. 101028, 2020. ISSN 23527102. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jobe.2019.101028>. Acesso em: 26 jul. 2022.
- GIELEN, D.; GORINI, R.; WAGNER, N.; LEME, R.; GUTIERREZ, L.; PRAKASH, G.; ASMELASH, E.; JANEIRO, L.; GALLINA, G.; VALE, G. *et al.* Global energy transformation: a roadmap to 2050. Hydrogen Knowledge Centre, [s. l.], 2019. Disponível em: <https://www.irena.org/publications/2019/Apr/Global-energy-transformation-A-roadmap-to-2050-2019Edition>. Acesso em: 10 jan. 2021.
- GIORGIO, A. D.; PIMPINELLA, L. An event driven smart home controller enabling consumer economic saving and automated demand side management. **Applied energy**, Elsevier, [s. l.], v. 96, p. 92–103, 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2012.02.024>. Acesso em: 4 jun. 2019.
- GUDI, N.; WANG, L.; DEVABHAKTUNI, V.; DEPURU, S. S. S. R. Demand response simulation implementing heuristic optimization for home energy management. In: ANNUAL NORTH-AMERICAN POWER SYMPOSIUM, 2010, Arlington. **North American Power Symposium 2010**. Arlington: IEEE, 2010. p. 1–6. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/5619967>. Acesso em: 1 out. 2019.
- GUNGE, V. S.; YALAGI, P. S. Article: Smart home automation: A literature review. **IJCA Proceedings on National Seminar on Recent Trends in Data Mining**, [s. l.], RTDM 2016, n. 1, p. 6–10, April 2016. Disponível em: <https://research.ijcaonline.org/rtdm2016/number1/rtdm2568.pdf>. Acesso em: 16 jul. 2022.
- GUNGOR, V. C.; SAHIN, D.; KOCAK, T.; ERGUT, S.; BUCCELLA, C.; CECATI, C.; HANCKE, G. P. Smart grid technologies: Communication technologies and standards. **IEEE transactions on Industrial informatics**, IEEE, [s. l.], v. 7, n. 4, p. 529–539, 2011. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6011696>. Acesso em: 30 maio 2019.
- HASEEB, M.; KAZMI, S. A. A.; MALIK, M. M.; ALI, S.; BUKHARI, S. B. A.; SHIN, D. R. Multi objective based framework for energy management of smart micro-grid. **IEEE Access**, [s. l.], v. 8, p. 220302–220319, 2020. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9274425>. Acesso em: 10 abr. 2021.
- HOCHREITER, S.; SCHMIDHUBER, J. Long short-term memory. **Neural computation**, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, v. 9, n. 8, p. 1735–1780, 1997. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6795963>. Acesso em: 3 out. 2020.
- HONG, Y.-Y.; LIN, J.-K.; WU, C.-P.; CHUANG, C.-C. Multi-objective air-conditioning control considering fuzzy parameters using immune clonal selection programming. **IEEE Transactions on Smart Grid**, IEEE, [s. l.], v. 3, n. 4, p. 1603–1610, 2012. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6294478>. Acesso em: 21 out. 2019.
- HOWARTH, E.; HOFFMAN, M. S. A multidimensional approach to the relationship between mood and weather. **British Journal of Psychology**, Wiley Online Library, U.K, v. 75, n. 1, p.

15–23, 1984. Disponível em: <<https://doi.org/10.1111/j.2044-8295.1984.tb02785.x>>. Acesso em: 10 ago. 2021.

HU, M.; XIAO, F.; WANG, S. Neighborhood-level coordination and negotiation techniques for managing demand-side flexibility in residential microgrids. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Elsevier Ltd, London, UK, v. 135, p. 110248, 2021. ISSN 18790690. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.110248>>. Acesso em: 26 jul. 2022.

HU, Q.; LI, F.; FANG, X.; BAI, L. A framework of residential demand aggregation with financial incentives. **IEEE Transactions on Smart Grid**, [s. l.], v. 9, n. 1, p. 497–505, 2018. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/7750611>>. Acesso em: 03 abr. 2022.

HUBERT, T.; GRIJALVA, S. Modeling for residential electricity optimization in dynamic pricing environments. **IEEE Transactions on Smart Grid**, [s. l.], v. 3, n. 4, p. 2224–2231, 2012. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/6377250>>. Acesso em: 10 jan. 2021.

IMRAN, A.; HAFEEZ, G.; KHAN, I.; USMAN, M.; SHAFIQ, Z.; QAZI, A. B.; KHALID, A.; THOBEN, K.-D. Heuristic-based programable controller for efficient energy management under renewable energy sources and energy storage system in smart grid. **IEEE Access**, [s. l.], v. 8, p. 139587–139608, 2020. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9151884>>. Acesso em: 10 jun. 2021.

JAVAID, N.; AHMED, F.; ULLAH, I.; ABID, S.; ABDUL, W.; ALAMRI, A.; ALMOGREN, A. S. Towards cost and comfort based hybrid optimization for residential load scheduling in a smart grid. **Energies**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, Basel, CH, v. 10, n. 10, p. 1546, 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/en10101546>>. Acesso em: 14 nov. 2019.

JAVED, A.; LARIJANI, H.; AHMADINIA, A.; EMMANUEL, R.; GIBSON, D.; CLARK, C. Experimental testing of a random neural network smart controller using a single zone test chamber. **IET Networks**, Institution of Engineering and Technology, UK, v. 4, n. 6, p. 350 – 358, nov 2015. ISSN 2047-4954. Disponível em: <<https://doi.org/10.1049/iet-net.2015.0020>>. Acesso em: 10 jan. 2020.

JAVED, A.; LARIJANI, H.; AHMADINIA, A.; EMMANUEL, R.; MANNION, M.; GIBSON, D. Design and implementation of a cloud enabled random neural network-based decentralized smart controller with intelligent sensor nodes for hvac. **IEEE Internet of Things Journal**, [s. l.], v. 4, n. 2, p. 393–403, 2017. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/7740096>>. Acesso em: 03 fev. 2020.

JORDEHI, A. R. Optimisation of demand response in electric power systems, a review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, London, UK, v. 103, p. 308–319, 2019. ISSN 1364-0321. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032118308566>>. Acesso em: 7 abr. 2023.

KANG, E. **Long Short-Term Memory (LSTM): Concept**. 2017. Disponível em: <<https://medium.com/@kangeugine/long-short-term-memory-lstm-concept-cb3283934359>>. Acesso em: 28 jul. 2022.

KARTALOPOULOS, S. V.; KARTAKAPOULOS, S. V. **Understanding neural networks and fuzzy logic: basic concepts and applications**. Wiley-IEEE Press, 1997. Disponível em: <<https://dl.acm.org/doi/book/10.5555/550087>>. Acesso em: 14 jan. 2019.

KENNEDY, J.; EBERHART, R. Particle swarm optimization. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON NEURAL NETWORKS, 1995, Perth. **Anais [...]**. Perth: IEEE, 1995. v. 4, p. 1942–1948. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/488968>>. Acesso em: 6 mar. 2020.

KHAN, H. W.; USMAN, M.; HAFEEZ, G.; ALBOGAMY, F. R.; KHAN, I.; SHAFIQ, Z.; KHAN, M. U. A.; ALKHAMMASH, H. I. Intelligent optimization framework for efficient demand-side management in renewable energy integrated smart grid. **IEEE Access**, [s. l.], v. 9, p. 124235–124252, 2021. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/9525393>>. Acesso em: 20 fev. 2022.

KIVANÇ, Ö. C.; AKGÜN, B. T.; BILGEN, S.; ÖZTÜRK, S.; BAYSAN, S.; TUNCAY, R. N. Residential energy management system based on integration of fuzzy logic and simulated annealing. **Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences**, TR, p. [s.n.], 2022. Disponível em: <<https://journals.tubitak.gov.tr/elektrik/vol30/iss4/24/>>. Acesso em: 14 dez. 2022.

KONG, W.; DONG, Z. Y.; JIA, Y.; HILL, D. J.; XU, Y.; ZHANG, Y. Short-term residential load forecasting based on lstm recurrent neural network. **IEEE Transactions on Smart Grid**, IEEE, [s. l.], v. 10, n. 1, p. 841–851, 2017. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8039509>>. Acesso em: 19 ago. 2021.

KOSKO, B. **Fuzzy Engineering**. Michigan: Prentice Hall, 1997.

KOTSIANTIS, S. B.; ZAHARAKIS, I.; PINTELAS, P. *et al.* Supervised machine learning: A review of classification techniques. **Emerging artificial intelligence applications in computer engineering**, Amsterdam, Amsterdam, v. 160, n. 1, p. 3–24, 2007. Disponível em: <[https://datajobs.com/data-science-repo/Supervised-Learning-\[SB-Kotsiantis\].pdf](https://datajobs.com/data-science-repo/Supervised-Learning-[SB-Kotsiantis].pdf)>. Acesso em: 21 jun. 2022.

LEE, S.; VECCHIETTI, L. F.; JIN, H.; HONG, J.; HAR, D. Power management by lstm network for nanogrids. **IEEE Access**, [s. l.], v. 8, p. 24081–24097, 2020. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8970319>>. Acesso em: 28 fev. 2021.

LI, Y.; NG, B. L.; TRAYER, M.; LIU, L. Automated residential demand response: Algorithmic implications of pricing models. **IEEE Transactions on Smart Grid**, IEEE, [s. l.], v. 3, n. 4, p. 1712–1721, 2012. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6377252>>. Acesso em: 10 dez. 2019.

LOGENTHIRAN, T.; SRINIVASAN, D.; SHUN, T. Z. Demand side management in smart grid using heuristic optimization. **IEEE transactions on smart grid**, IEEE, [s. l.], v. 3, n. 3, p. 1244–1252, 2012. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6213581>>. Acesso em: 24 jun. 2019.

LUKE, S. **Essentials of Metaheuristics**. second. Lulu, 2013. Disponível em: <<https://cs.gmu.edu/~sean/book/metaheuristics/Essentials.pdf>>. Acesso em: 26 jul. 2022.

LUND, P. D.; BYRNE, J.; HAAS, R.; FLYNN, D. **Advances in energy systems: The large-scale renewable energy integration challenge**. John Wiley & Sons, 2019. Disponível em: <<https://tinyurl.com/bp5c53mp>>. Acesso em: 10 dez. 2022.

MA, K.; YAO, T.; YANG, J.; GUAN, X. Residential power scheduling for demand response in smart grid. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, Elsevier, [s. l.], v. 78, p. 320–325, 2016. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2015.11.099>>. Acesso em: 16 jul. 2019.

MANZOOR, A.; JAVAID, N.; ULLAH, I.; ABDUL, W.; ALMOGREN, A.; ALAMRI, A. An intelligent hybrid heuristic scheme for smart metering based demand side management in smart homes. **Energies**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, Basel, CH, v. 10, n. 9, p. 1258, 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/en10091258>>. Acesso em: 13 nov. 2019.

MARSZAŁ-WIŚNIEWSKA, M.; NOWICKA, M. Individual differences in mood changes. **Journal of Happiness Studies**, Springer, [s. l.], v. 19, n. 5, p. 1415–1438, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s10902-017-9879-5>>. Acesso em: 10 maio 2022.

MAZHAR, T.; IRFAN, H. M.; HAQ, I.; ULLAH, I.; ASHRAF, M.; SHLOUL, T. A.; GHADI, Y. Y.; IMRAN; ELKAMCHOUCI, D. H. Analysis of challenges and solutions of iot in smart grids using ai and machine learning techniques: A review. **Electronics**, Basel, CH, v. 12, n. 1, 2023. ISSN 2079-9292. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2079-9292/12/1/242>>. Acesso em: 14 jul. 2023.

MODONI, G. E.; TOSI, D. Correlation of weather and moods of the italy residents through an analysis of their tweets. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON FUTURE INTERNET OF THINGS AND CLOUD WORKSHOPS (FICLOUDW), 2016, Vienna. **Anais [...]**. Vienna: IEEE, 2016. p. 216–219. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7592727>>. Acesso em: 5 fev. 2022.

MONTGOMERY, D. C.; JENNINGS, C. L.; KULAHCI, M. **Introduction to time series analysis and forecasting**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2015.

MORETTIN, P.; TOLOI, C. **Análise de séries temporais: modelos lineares univariados**. São Paulo: Blucher, 2018. Disponível em: <<https://tinyurl.com/237hvrte>>. Acesso em: 14 jan. 2021.

NAWAZ, A.; HAFEEZ, G.; KHAN, I.; JAN, K. U.; LI, H.; KHAN, S. A.; WADUD, Z. An intelligent integrated approach for efficient demand side management with forecaster and advanced metering infrastructure frameworks in smart grid. **IEEE Access**, [s. l.], v. 8, p. 132551–132581, 2020. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/9189887>>. Acesso em: 11 jan. 2021.

NEUMANN, H. H. **Diffusion of smart grid-innovations in a supplier-centric model: The role of the DSO as a change agent**. 2018. 99 f. Dissertação (Mestrado em Sociedade, Ciência e Tecnologia na Europa), Universidade de Oslo, Oslo, 2018. Disponível em: <<http://urn.nb.no/URN:NBN:no-69594>>. Acesso em: 14 ago. 2020.

NEVES, D.; BRITO, M. C.; SILVA, C. A. Impact of solar and wind forecast uncertainties on demand response of isolated microgrids. **Renewable energy**, Elsevier, [s. l.], v. 87, p. 1003–1015, 2016. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.renene.2015.08.075>>. Acesso em: 3 fev. 2020.

NEVES, M. S. **Modelagem de carga em sistemas de energia elétrica: modelo matemático e sua validação com testes de campo**. 2008. 71 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Elétrica), Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2008. Disponível em: <<http://www.repositorio.ufjf.br:8080/jspui/bitstream/ufjf/4137/1/marcelosilvaneves.pdf>>. Acesso em: 10 jan. 2021.

NGUYEN, H. T.; SUGENO, M. **Fuzzy systems: modeling and control**. Springer Science & Business Media, 2012. v. 2. Disponível em: <<https://tinyurl.com/2dc2t65d>>. Acesso em: 13 jun. 2021.

NIKMEHR, N.; WANG, L.; NAJAFI-RAVADANEGH, S.; MORADI-MOGHADAM, S. Demand response enabled optimal energy management of networked microgrids for resilience enhancement. In: ZARE, K.; NOJAVAN, S. (Ed.). **Operation of Distributed Energy Resources in Smart Distribution Networks**. Academic Press, 2018. p. 49–74. ISBN 978-0-12-814891-4. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128148914000035>>. Acesso em: 13 jul. 2021.

OGUNJUYIGBE, A.; AYODELE, T.; AKINOLA, O. User satisfaction-induced demand side load management in residential buildings with user budget constraint. **Applied Energy**, Elsevier, [s. l.], v. 187, p. 352–366, 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.11.071>>. Acesso em: 3 mar. 2021.

PANDA, S.; MOHANTY, S.; ROUT, P. K.; SAHU, B. K.; BAJAJ, M.; ZAWBAA, H. M.; KAMEL, S. Residential demand side management model, optimization and future perspective: A review. **Energy Reports**, [s. l.], v. 8, p. 3727–3766, 2022. ISSN 2352-4847. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.02.300>>. Acesso em: 8 dez. 2022.

PAUDYAL, P.; MUNANKARMI, P.; NI, Z.; HANSEN, T. M. A hierarchical control framework with a novel bidding scheme for residential community energy optimization. **IEEE Transactions on Smart Grid**, [s. l.], v. 11, n. 1, p. 710–719, 2020. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8758986>>. Acesso em: 14 out. 2022.

PIZZAGALLI, S.; SPOLADORE, D.; ARLATI, S.; SACCO, M.; GRECI, L. Hic: An interactive and ubiquitous home controller system for the smart home. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON SERIOUS GAMES AND APPLICATIONS FOR HEALTH (SEGAH), 2018, Vienna. **Anais [...]**. Vienna: IEEE, 2018. p. 1–6. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8401374>>. Acesso em: 24 jul. 2022.

RAJASEKHAR, B.; PINDORIYA, N.; TUSHAR, W.; YUEN, C. Collaborative energy management for a residential community: A non-cooperative and evolutionary approach. **IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence**, IEEE, [s. l.], v. 3, n. 3, p. 177–192, 2019. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8721205>>. Acesso em: 21 ago. 2022.

RATNAWEERA, A.; HALGAMUGE, S. K.; WATSON, H. C. Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients. **IEEE Transactions on evolutionary computation**, IEEE, [s. l.], v. 8, n. 3, p. 240–255, 2004. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/1304846>>. Acesso em: 26 ago. 2019.

RAVIBABU, P.; PRAVEEN, A.; CHANDRA, C. V.; REDDY, P. R.; TEJA, M. K. R. An approach of dsm techniques for domestic load management using fuzzy logic. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON FUZZY SYSTEMS (FUZZ-IEEE), 2009, Jeju. **Anais [...]**. Jeju: IEEE, 2009. p. 1303–1307. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/5277401>>. Acesso em: 22 jul. 2021.

REHMAN, A. U.; HAFEEZ, G.; ALBOGAMY, F. R.; WADUD, Z.; ALI, F.; KHAN, I.; RUKH, G.; KHAN, S. An efficient energy management in smart grid considering demand response

program and renewable energy sources. **IEEE Access**, [s. l.], v. 9, p. 148821–148844, 2021. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/9597494>>. Acesso em: 26 jul. 2022.

RUIZ-ABELLÓN, M. D. C.; GABALDÓN, A.; GUILLAMÓN, A. Load forecasting for a campus university using ensemble methods based on regression trees. **Energies**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, Basel, CH, v. 11, n. 8, p. 2038, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/en11082038>>. Acesso em: 14 nov. 2021.

SABERI, H.; ZHANG, C.; DONG, Z. Y. Data-driven distributionally robust hierarchical coordination for home energy management. **IEEE Transactions on Smart Grid**, [s. l.], v. 12, n. 5, p. 4090–4101, 2021. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/9452037>>. Acesso em: 11 fev. 2022.

SAFDARIAN, A.; FOTUHI-FIRUZABAD, M.; LEHTONEN, M. Optimal residential load management in smart grids: A decentralized framework. **IEEE Transactions on Smart Grid**, IEEE, [s. l.], v. 7, n. 4, p. 1836–1845, 2015. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7202880>>. Acesso em: 15 fev. 2020.

SAJJAD, I. A.; MANGANELLI, M.; MARTIRANO, L.; NAPOLI, R.; CHICCO, G.; PARISE, G. Net-metering benefits for residential customers: The economic advantages of a proposed user-centric model in Italy. **IEEE Industry Applications Magazine**, IEEE, [s. l.], v. 24, n. 4, p. 39–49, 2018. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8337105>>. Acesso em: 11 jan. 2020.

SANDERS, J. L.; BRIZZOLARA, M. S. Relationships between weather and mood. **The Journal of General Psychology**, [s. l.], v. 107, n. 1.

SANTOS, S. A. B. **Utilização da meta-heurística PSO para otimização multiobjetivo de um smart home controller**. 2019. 113 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica)-Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2019. Disponível em: <<http://www.repositorio.ufc.br/handle/riufc/40239>>. Acesso em: 23 mar. 2021.

SARAIVA, G. J. de P. Lógica fuzzy. **Revista da Escola Superior de Guerra**, [s. l.], v. 21, n. 45, 2006. Disponível em: <https://rmct.ime.eb.br/arquivos/RMCT_3_quad_2000/logica_fuzzy.pdf>. Acesso em: 10 jan. 2019.

SARKER, E.; HALDER, P.; SEYEDMAHMOUDIAN, M.; JAMEI, E.; HORAN, B.; MEKHILEF, S.; STOJCEVSKI, A. Progress on the demand side management in smart grid and optimization approaches. **International Journal of Energy Research**, Wiley Online Library, London, UK, v. 45, n. 1, p. 36–64, 2021. Disponível em: <<https://doi.org/10.1002/er.5631>>.

SHABBER, S. M.; BANSAL, M.; DEVI, P. M.; JAIN, P. ihas: An intelligent home automation based system for smart city. In: IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON SMART ELECTRONIC SYSTEMS (ISES), 2021, Jaipur. **Anais [...]**. Jaipur: IEEE, 2021. p. 48–52. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9701000>>. Acesso em: 18 jun. 2022.

SHAH, A. S.; NASIR, H.; FAYAZ, M.; LAJIS, A.; ULLAH, I.; SHAH, A. Dynamic user preference parameters selection and energy consumption optimization for smart homes using deep extreme learning machine and bat algorithm. **IEEE Access**, [s. l.], v. 8, p. 204744–204762, 2020. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9253632>>. Acesso em: 10 nov. 2021.

- SHAO, S.; PIPATTANASOMPORN, M.; RAHMAN, S. Development of physical-based demand response-enabled residential load models. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, [s. l.], v. 28, n. 2, p. 607–614, 2013. ISSN 08858950. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6266721>>. Acesso em: 21 out. 2019.
- SHAREEF, H.; AHMED, M. S.; MOHAMED, A.; HASSAN, E. A. Review on home energy management system considering demand responses, smart technologies, and intelligent controllers. **IEEE Access**, [s. l.], v. 6, p. 24498–24509, 2018. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8352822>>. Acesso em: 19 abr. 2020.
- SHEWALE, A.; MOKHADE, A.; FUNDE, N.; BOKDE, N. D. An overview of demand response in smart grid and optimization techniques for efficient residential appliance scheduling problem. **Energies**, Basel, CH, v. 13, n. 16, 2020. ISSN 1996-1073. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1996-1073/13/16/4266>>. Acesso em: 12 ago. 2022.
- SHI, Y. *et al.* Particle swarm optimization: developments, applications and resources. In: CONGRESS ON EVOLUTIONARY COMPUTATION, 2001, Seoul. **Anais [...]**. Seoul: IEEE, 2001. p. 81–86. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/934374>>. Acesso em: 21 dez. 2019.
- SILVA, B. N.; KHAN, M.; HAN, K. Towards sustainable smart cities: A review of trends, architectures, components, and open challenges in smart cities. **Sustainable cities and society**, Elsevier, [s. l.], v. 38, p. 697–713, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.scs.2018.01.053>>. Acesso em: 9 out. 2021.
- SIMÕES, M. G.; SHAW, I. S. **Controle e modelagem fuzzy**. Editora Blucher, 2007. Disponível em: <<https://tinyurl.com/mrfts6m>>. Acesso em: 6 jun. 2020.
- SMARTGRID.GOV. **Recovery Act**: Time based rate programs. 2013. Disponível em: <https://www.smartgrid.gov/recovery_act/time_based_rate_programs.html>. Acesso em: 24 jun. 2022.
- ÜSTÜN, B.; MELSSSEN, W. J.; BUYDENS, L. M. C. Visualisation and interpretation of Support Vector Regression models. **Analytica Chimica Acta**, [s. l.], v. 595, n. 1, p. 299–309, 2007. ISSN 0003-2670. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0003267007004904>>. Acesso em: 26 jul. 2022.
- WU, Z.; ZHOU, S.; LI, J.; ZHANG, X.-P. Real-time scheduling of residential appliances via conditional risk-at-value. **IEEE Transactions on Smart Grid**, IEEE, [s. l.], v. 5, n. 3, p. 1282–1291, 2014. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/6787100>>. Acesso em: 7 out. 2019.
- XU, G. An adaptive parameter tuning of particle swarm optimization algorithm. **Applied Mathematics and Computation**, Elsevier, [s. l.], v. 219, n. 9, p. 4560–4569, 2013. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.amc.2012.10.067>>. Acesso em: 19 mar. 2020.
- YOON, J. H.; BALDICK, R.; NOVOSELAC, A. Dynamic demand response controller based on real-time retail price for residential buildings. **IEEE Transactions on Smart Grid**, [s. l.], v. 5, n. 1, p. 121–129, 2014. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/6693775>>. Acesso em: 11 out. 2021.

YOON, J. H.; BLADICK, R.; NOVOSELAC, A. Demand response for residential buildings based on dynamic price of electricity. **Energy and Buildings**, Elsevier, [s. l.], v. 80, p. 531–541, 2014. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.05.002>>. Acesso em: 13 jan. 2020.

ZAFAR, U.; BAYHAN, S.; SANFILIPPO, A. Home energy management system concepts, configurations, and technologies for the smart grid. **IEEE Access**, [s. l.], v. 8, p. 119271–119286, 2020. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9126780>>. Acesso em: 10 out. 2021.

ZHANG, Y.; LU, N. Parameter selection for a centralized thermostatically controlled appliances load controller used for intra-hour load balancing. **IEEE Transactions on Smart Grid**, [s. l.], v. 4, n. 4, p. 2100–2108, 2013. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/6513321>>. Acesso em: 11 set. 2021.

ZHOU, Y.; HU, X. Internet of things intelligent interaction technology using deep learning in public interaction design. **IEEE Access**, [s. l.], v. 10, p. 3182–3191, 2022. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/9650888>>. Acesso em: 14 jan. 2022.

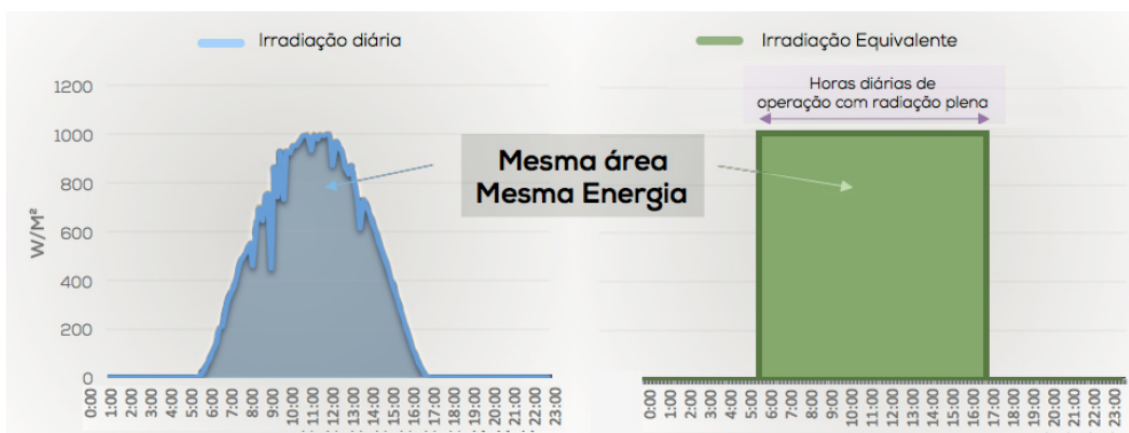
APÊNDICE A – CÁLCULOS BASILARES DE GD SOLAR

O conceito basilar de energia é representado pelo produto entre potência (W) e tempo (h), de modo que: $Energia(W.h) = Pot_{total}(W) \times tempo_{expos}(h)$.

Isto posto, à geração de energia solar é atribuída uma perda referente a elevação de temperatura, a incompatibilidade elétrica, ao acúmulo de sujeira, ao cabeamento de energia contínua, ao cabeamento de energia alternada, ao inversor, dentre outros. Considerando essa perda, os projetos comerciais aplicam um fator de perda entre 10 a 20%, o que implica num fator de rendimento máximo (η) em torno de 90 a 80%. Isto implica que $Energia(W.h) = Pot_{total}(W) \times tempo_{expos}(h) \times \eta$. No caso, do contexto desta tese, faz-se uso $\eta = 80\%$.

Por conseguinte, o $tempo_{expos}$ é o tempo de exposição diária à insolação, o qual é função de cada região do globo ao ano. Esse $tempo_{expos}$ utiliza o conceito de horas de sol pleno (ou horas sol a pico), representando uma quantidade de horas em que a irradiância solar seria constante de $1000 W/m^2$, conforme Figura 27.

Figura 27 – Horas de sol a pico



Fonte: Adaptado de Enova Energia.

O referido fator corresponde à área da curva de insolação de cada região, expressa em h/dia . Os índices de radiação mensurados são expressos em *Direct Normal Irradiation* (irradiação normal direta) (DNI), *Global Horizontal Irradiation* (irradiação horizontal global) (GHI), e *Diffuse horizontal irradiation* (irradiação horizontal difusa) (DIF), cuja aplicação é função da região do globo onde se utilizará energia solar para GD. No caso, do contexto desta tese, faz-se uso do GHI.

Como exemplo, na Tabela 15 é apresentado o índice correspondente a *horas de sol a*

pico para a região de Fortaleza, conforme CRESESB¹.

Tabela 15 – Irradiação solar diária média h/dia - Fortaleza

Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez	Média
5,94	5,91	5,69	4,96	5,39	5,42	5,65	5,99	6,11	6,45	6,59	6,29	5,86

Fonte: Adaptado de CRESESB.

Disto decorre que para o consumo residencial de energia elétrica de uma residência operando com as cargas da Tabela 4, a energia a ser compensada é de 492 *kWh.mes*, a partir dos dados de simulação. Contudo, deve-se considerar um valor de demanda mínima estabelecido para SCEE, neste caso de 30 *kWh.mes*. A demanda mínima estabelecida é de 30 *kWh.mes*, 50 *kWh.mes* e 100 *kWh.mes* para sistema monofásico, bifásico e trifásico, respectivamente. Portanto, a compensação deve ser de 462 *kWh.mes*, conforme segue:

$$\begin{aligned}
 Pot(W) &= \frac{Energia\ mensal}{tempo_{expos}} \Rightarrow \frac{Energia\ mensal}{tempo_{expos}} \Rightarrow \\
 Pot(W) &= \frac{(Consumo\ mensal)/30\ dias}{GHI \times \eta_{rendimento}} \Rightarrow \frac{462\ kWh.mes/30\ dias}{5,86\ h/dia \times 0,80} \Rightarrow \\
 Pot(W) &= 3,28\ kW\ pico\ ao\ dia.
 \end{aligned}$$

No exemplo em questão, isto significa que serão gerados 3,28 *kW* diários de energia solar para compensar o consumo mensal de 462 *kWh.mes*. Isto posto, a quantidade necessária de módulos resulta da razão entre a potência de geração e a potência de um módulo. Neste caso, utilizando-se de painéis de 340 *W*, tem-se: $\frac{3,28}{340} \approx 9,66$ painéis, o que deve ser arredondado para 9 ou para 10 painéis. Desse modo, observa-se comparativamente que um sistema com 9 painéis de 340 *W* gerará 3,06 *kW* diários, enquanto um mesmo sistema com 10 painéis de 340 *W* gerará 3,40 *kW* diários².

Finalmente, calculando em termos de geração mensal tem-se que:

$$\begin{aligned}
 Energia_{gerada} &= Pot_{gerada\ ao\ dia} \times 30\ dias \times tempo_{expos} \times \eta \\
 Energia_{gerada} &= 3,06\ (kW) \times 5,86\ (h/dias) \times 0,80 \times 30\ dias = 430,36\ kWh.mes,\ para\ 9\ paineis. \\
 Energia_{gerada} &= 3,40\ (kW) \times 5,86\ (h/dias) \times 0,80 \times 30\ dias = 478,18\ kWh.mes,\ para\ 10\ paineis.
 \end{aligned}$$

Portanto, neste caso, a opção de 10 painéis deixa o sistema de GD com uma geração mais próxima da compensação de energia desejada (462 *kWh.mês*).

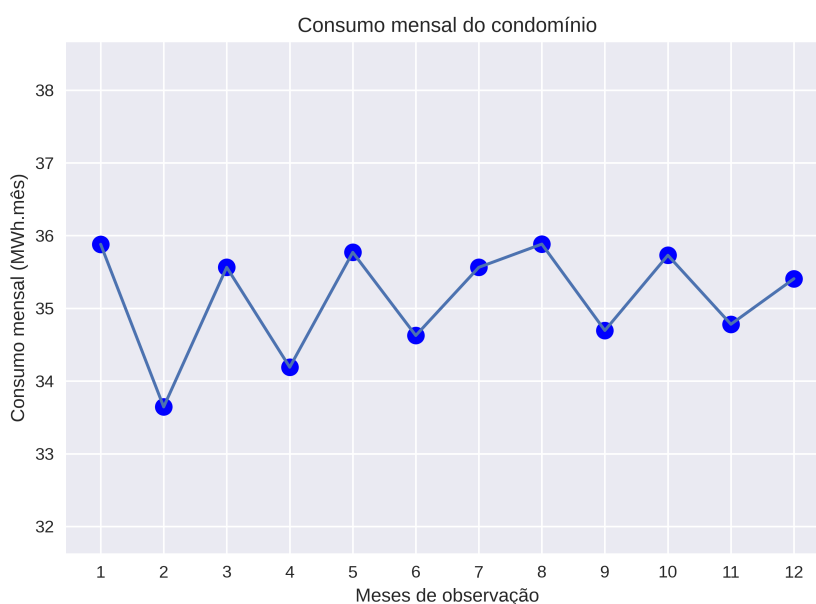
¹ CRESESB: tinyurl.com/jrc-GHIFort, acesso em 24 de março de 2023

² Cálculos adicionais de dimensionamento, inversor, *string box*, cabeamento e outros estão fora deste escopo.

APÊNDICE B – PROJETO BASILAR DE GD SOLAR CONDOMINIAL

Sejam os resultados das simulações de consumo residencial disponibilizados em <https://tinyurl.com/jrc-SCCdata1>. Nessas simulações são consideradas as cargas da Tabela 4, Tabela 5 e Tabela 6, carregadas aleatoriamente, bem como os parâmetros de tarifa, custo, conforto, dentre outros. Tais dados são pré-processados a fim de organizá-los por consumo total a cada mês, e então obter-se a informação do consumo médio mensal do condomínio. Essa informação é necessária para o dimensionamento da quantidade de painéis fotovoltaicos. Este processo pode ser realizado utilizando-se o Módulo de análise exploratória de dados desenvolvido ao longo desta tese, cujo código está disponível em <https://tinyurl.com/jrc-ModEDA>. Por conseguinte, na Figura 28 é apresentado o gráfico do consumo condominial médio num espaço de 12 meses de observação.

Figura 28 – Consumo condominial médio em 12 meses



Fonte: o autor.

Observa-se, no gráfico acima, que o consumo médio mensal do condomínio de 100 residências é de aproximadamente 35 *MWh*, ou em exatos 35.144,46 *kWh* - conforme dados do SCC/SHC. Este valor médio resulta da dinâmica de alocação diária de cargas em cada residência, para a qual o somatório representa o consumo mensal do condomínio.

Nos termos do sistema de compensação de GD vigentes no país, as unidades consumidoras-geradoras devem ser faturadas por uma disponibilidade de demanda, cujo valor

para residências monofásicas é de 30 kWh mensais. Portanto, as 100 residências do condomínio necessitam de uma disponibilidade de demanda equivalente à 30×100 kWh mensais, resultando em 3,0 MWh mensais de disponibilidade de demanda. Assim, a energia de GD deve ser equivalente à diferença entre o consumo mensal do condomínio e a demanda mensal disponibilizada pela concessionária, resultado em: $35,14 - 3,0 = 32,14$ MWh.

Seguidamente, utilizando-se a Equação 3.1, cujos cálculos são também detalhados no Apêndice A, tem-se que a potência de GD diária é:

$$\begin{aligned} Pot(W) &= \frac{Energia\ mensal\ condominio}{tempo_{expos}} \Rightarrow \frac{Energia\ mensal}{tempo_{expos}} \Rightarrow \\ Pot(W) &= \frac{(Consumo\ mensal\ condominio)/30\ dias}{GHI \times \eta_{rendimento}} \Rightarrow \frac{32,14\ MWh.mes/30\ dias}{5,86\ h/dia \times 0,80} \Rightarrow \\ Pot(W) &= 233,727\ kW \end{aligned}$$

Isto significa que serão gerados 233,727 kW diários de energia solar para compensar a demanda mensal de 32,14 MWh.mes. Portanto, a quantidade necessária de módulos resulta da razão entre a potência de geração e a potência de um módulo. Neste caso, utilizando-se painéis de 440 W, tem-se: $\frac{233,727}{440} (kWh/W) \approx 531.19$ painéis, o que deve ser arredondado para 531, ou para 532 painéis. Assim, observa-se comparativamente que um sistema com 531 painéis de 440 W gerará 233,640 kW diários, enquanto um mesmo sistema com 532 painéis de 440 W gerará 234,080 kW diários¹.

Finalmente, calculando-se em termos de geração mensal a partir do total de painéis instalados tem-se que:

$$Energia_{gerada} = Pot_{gerada\ ao\ dia} \times tempo_{expos} \times \eta \times 30\ dias$$

Para 531 painéis:

$$Energia_{gerada} = 233,640\ (kW) \times 5,86\ (h/dias) \times 0,80 \times 30\ dias = 32,85\ MWh.mes$$

Para 532 painéis:

$$Energia_{gerada} = 234,080\ (kW) \times 5,86\ (h/dias) \times 0,80 \times 30\ dias = 32,92\ MWh.mes$$

Portanto, neste caso, a opção de 532 painéis deixa o sistema de GD com uma geração mais próxima da compensação de energia desejada (32,14 MWh.mês).

Sumariamente, este projeto basilar apresenta:

- GD fotovoltaica;

¹ Cálculos adicionais de dimensionamento, inversor, string box, cabeamento e outros estão fora deste escopo.

- Condomínio horizontal com 100 residências, com alocação diária de cargas conforme Tabela 4, resultando em um consumo condominial 31,56 *MWh* diários de energia;
- Disponibilidade mínima de demanda mensal de 3,0 *MWh*;
- Quantidade de painéis do condomínio igual 523, aplicando a Equação 3.2 sobre o consumo simulado, e visando compensação total de consumo do condomínio;
- Painéis solares de 440 W, de comum comercialização do mercado de GD.

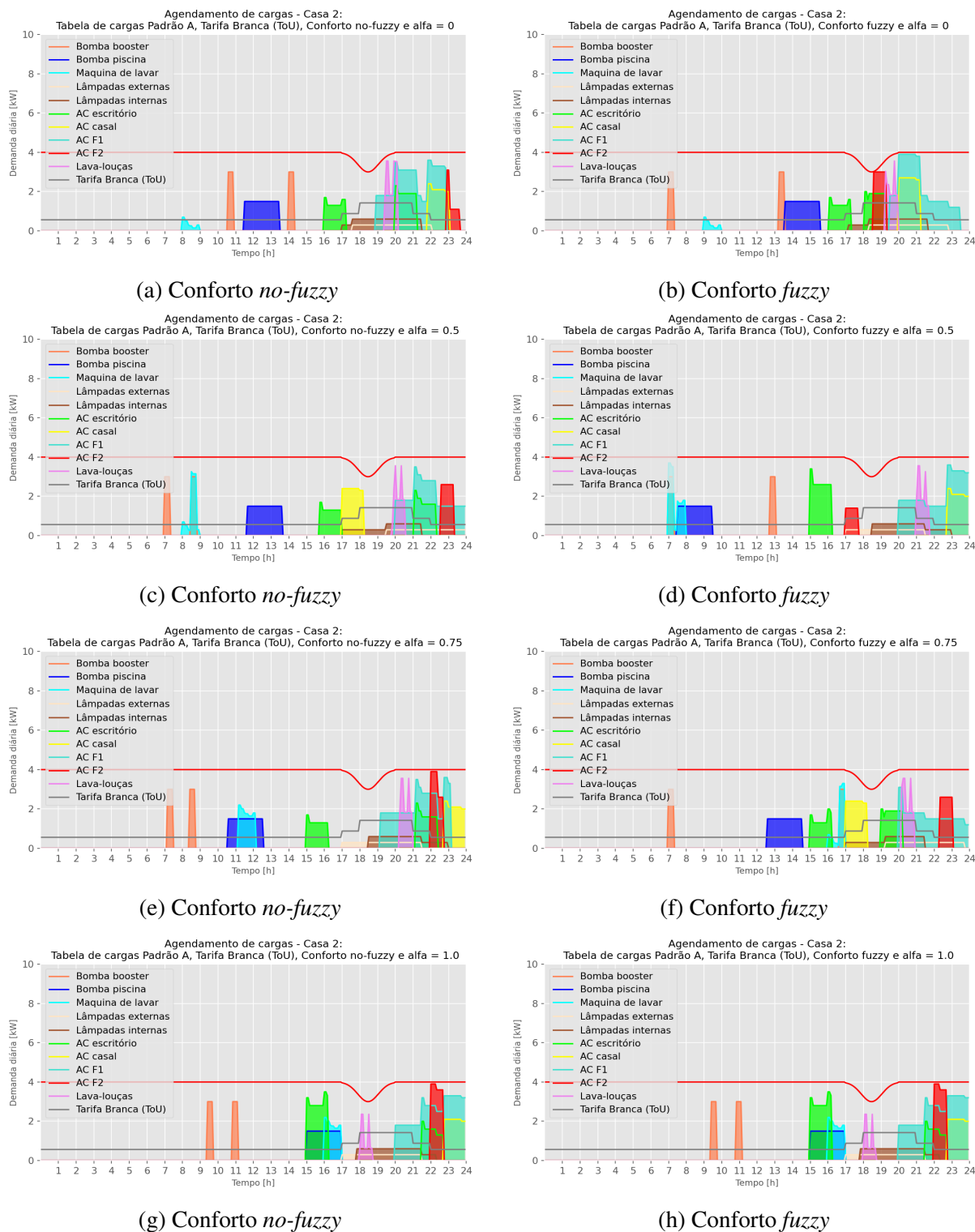
Destaque-se aqui, que é possível ampliar a quantidade de painéis, ou ainda utilizar painéis fotovoltaicos de maior potência de geração, visando mais GD ao SCC. Contudo, o projeto de GD deve seguir as restrições da Lei n.º 14300 referentes aos limites de capacidade de GD. No caso desta tese, condomínio de residências enquadradas do Grupo B da ANEEL, o projeto de GD deve limitar-se ao somatório da capacidade de carga residencial instalada em cada UC. A capacidade de carga instalada é a quantidade máxima de energia elétrica que pode ser consumida simultaneamente na residência, sem que haja sobrecarga na instalação elétrica. Essa capacidade é determinada pelo dimensionamento do disjuntor geral da residência, que é escolhido de acordo com a potência total dos equipamentos elétricos instalados.

Assim, o limite de DG do condomínio deve ser igual ou inferior à demanda total de energia do condomínio junto à concessionária.

APÊNDICE C – GRÁFICOS DE AGENDAMENTOS COM TOU

Da Figura 29a à Figura 29h, são apresentados os agendamentos de residências com variações de α e tipo de conforto, utilizando a ToU, conforme Equação 4.9.

Figura 29 – Agendamento de cargas pelo SHC para ToU com variações de α e sem GD



Fonte: o autor.

APÊNDICE D – PSEUDO-CÓDIGO DA MODELAGEM DE CONFORTO

Algoritmo 1: Pseudo-código da solução de conforto fuzzy

```

Entrada :  $\tau, v, \phi$ ;      /* Percepção de usuário sobre temperatura
                           ambiente, umidade e o próprio estado de humor */
Saída  :  $w$ ;      /* Valor de relevância das cargas atribuído a
                           partir das variáveis de entrada */

Início
  Módulo DataPrev( )
  |  $\tau \leftarrow t_{prev}$ ; /* Recebe previsão de temperatura day-head */
  |  $v \leftarrow u_{prev}$ ;   /* Recebe previsão de umidade day-head */
  |  $\phi \leftarrow h_{prev}$ ; /* Recebe previsão de humor day-head */
  fim
   $resp_{user} = 0$ ;          /* Sensor de resposta do usuário */
  Módulo IHM( )
  | if  $resp_{user} == 1$  then
  | |  $timer \leftarrow 'on'$ ; /* Inicia o tempo para resposta do
  | | usuário */
  | end
  | while ( $resp_{user} == 1$  &  $timer == 'on'$ ) do
  | |  $\tau \leftarrow t_{prev}$ ; /* Atualiza temperatura pelo usuário */
  | |  $v \leftarrow u_{prev}$ ;   /* Atualiza umidade pelo usuário */
  | |  $\phi \leftarrow h_{prev}$ ; /* Atualiza humor pelo usuário */
  | end
  fim
  Módulo calc Conf-Fz( )
  |  $Simulador \leftarrow \tau, v, \phi$ 
  | Aplica regras de pertinência ; /* Conforme Seção 4.3.2.2 */
  | Calcula o valor de conforto
  |  $w \leftarrow novo\ valor\ de\ conforto$ 
  fim
fim

```

APÊNDICE E – PSEUDO-CÓDIGO DO SHC

Algoritmo 2: Pseudo-código da solução de SHC com fuzzy

Entrada : Cargas, modalidade tarifária, tipo de conforto, P, c1, c2, It ; /* Cargas é a tabela de cargas 4, 5 ou 6, P é o tamanho da população, c1 e c2 são os parâmetros cognitivo e social, It é o número de iterações */

Saída : gBest ; /* A melhor solução de agendamento */

Início

```

for i = 1 to (Cargas) do
    if  $C_{lm} > 0,5$  ; /* Conforme Equação 4.7 */
    then
         $C_{lm} \leftarrow \omega$ ;
    end
end
pop  $\leftarrow$  iniPop(Cargas) e fitness  $\leftarrow$  calcFitness()
Determina pbest e gbest
k  $\leftarrow$  0 e saida  $\leftarrow$  0
while k  $\leq$  It & saida = 0 do
    w = diw_InertialTechnique()
    for i = 1 to P do
        if fitnessi > gBest then
            gbest  $\leftarrow$  popi e last  $\leftarrow$  k;
        end
        if fitnessi > pBest then
            pbest  $\leftarrow$  popi;
        end
        r1, r2  $\leftarrow$  rand()
        Atualiza popi.V e popi.X
        fitness  $\leftarrow$  calcFitness() if (k - last) > (0,1 × It) then
            if k  $\leq$  (0,2 × It) then
                ; /* Reinício da população, mantendo gbest atual como
                pior solução na nova população P */
                pop  $\leftarrow$  iniPop(Loads) e fitness  $\leftarrow$  calcFitness();
                p  $\leftarrow$  argmin(fitness) e popp  $\leftarrow$  gbest
            else
                saida  $\leftarrow$  1 ; /* Convergência */
            end
        end
    end
    k  $\leftarrow$  k + 1
end

```

fim

APÊNDICE F – PSEUDO-CÓDIGO DO SCC

Algoritmo 3: Pseudo-código da solução de SCC

Entrada : Casas, dias ; /* Quantidade de casas do condomínio e dias para previsão de demanda energética */
Saída : Demanda energética do condomínio ; /* Previsão *day-ahead* por residência do condomínio */

Início

ModCondCasas(casas,dias)

condominio_{dias} ← 0

condominio_{casas} ← 0

for $k = 1$ to (dias) **do**

for $i = 1$ to (casas) **do**

 casa_i = SHC(tarifa, alfa, tipo_conforto, tabela_cargas=, grafico, casa = i+1); /* Armazena os dados de configuração do SHC da casa_i, demanda energética e resultados agendamento diário de cargas conforme Algoritmo 2 */

end

 condominio_{casas} ← condominio_{casas} + casa_i

end

condominio_{dias} ← condominio_{dias} + condominio_{casas}

fim

ModCondEDA(condominio_dias)

Pré-processamento(); /* Pré-processamento de dados */

Groupby(); /* Agrupamento de dados */

Sum(); /* Somatório de consumo e conforto */

Graphs(); /* Exibir gráficos por período */

fim

ModRateioDG()

Proj-DG(); /* Modelo de GD para 100 residências */

Geração(); /* Projeção de GD local ao mês */

Rat-GD(); /* Rateio de GD por residência conforme 4.1

*/

fim

fim
