



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

STÉPHANIE ALENCAR BRAGA DOS SANTOS

**SISTEMA DE GERENCIAMENTO DE ENERGIA PARA COMUNIDADES
ENERGÉTICAS RESIDENCIAIS: UMA PROPOSTA QUE AGREGA RESPOSTA DA
DEMANDA, GERAÇÃO DISTRIBUÍDA E SISTEMAS DE ARMAZENAMENTO**

FORTALEZA

2024

STÉPHANIE ALENCAR BRAGA DOS SANTOS

SISTEMA DE GERENCIAMENTO DE ENERGIA PARA COMUNIDADES ENERGÉTICAS
RESIDENCIAIS: UMA PROPOSTA QUE AGREGA RESPOSTA DA DEMANDA,
GERAÇÃO DISTRIBUÍDA E SISTEMAS DE ARMAZENAMENTO

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

Supervisor: Prof. Dr. Giovanni Cordeiro Barroso.

FORTALEZA

2024

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)

S238s Santos, Stéphanie Alencar Braga dos.

Sistema de Gerenciamento de Energia para Comunidades Energéticas Residenciais: Uma Proposta que Agrega Resposta da Demanda, Geração Distribuída e Sistemas de Armazenamento / Stéphanie Alencar Braga dos Santos. – 2024.

74 f. : il. color.

Tese (doutorado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática, Fortaleza, 2024.

Orientação: Prof. Dr. Giovanni Cordeiro Barroso.

1. Community Energy. 2. Gerenciamento de Energia. 3. Eficiência Energética. 4. Otimização. 5. Resposta da Demanda. I. Título.

CDD 621.38

STÉPHANIE ALENCAR BRAGA DOS SANTOS

SISTEMA DE GERENCIAMENTO DE ENERGIA PARA COMUNIDADES ENERGÉTICAS
RESIDENCIAIS: UMA PROPOSTA QUE AGREGA RESPOSTA DA DEMANDA,
GERAÇÃO DISTRIBUÍDA E SISTEMAS DE ARMAZENAMENTO

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

Aprovada em: 28 de Novembro de 2024

BANCA EXAMINADORA

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

Prof. Dr. Fernando Lessa Tofoli (Examinador
Externo)
Universidade Federal de São João del-Rei

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

Prof. Dr. Bruno De Atayde Prata (Examinador
Externo)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

À minha mãe, que sempre acreditou em mim,
mais do que eu mesma acredito. Ao meu esposo,
Daniel. Aos meus queridos filhos, Joel e Rute.

AGRADECIMENTOS

Ao meu Deus, por ter me sustentado em todos os momentos difíceis, me dando a paz que excede todo o entendimento humano.

Ao Prof. Dr. Giovanni Cordeiro Barroso por sua orientação, compreensão, incentivo e objetividade.

Ao Prof. Dr. Rodolfo Coutinho pelas muitas contribuições.

Aos professores que compõem a banca examinadora, por todas as sugestões de melhorias.

À minha família: meu esposo, por sempre me apoiar e compreender nas fases de dedicação. Meus filhos, por serem uma fonte de alegria nos meus ordinários dias. Aos meus pais, que sempre oraram e me apoiaram em toda a minha trajetória acadêmica. À minha irmã pelas orações e incentivo.

Aos meus queridos amigos e irmãos em Cristo, que me apoiaram e oraram por mim em diversos momentos.

Aos alunos colegas do grupo de pesquisa pelos conhecimentos compartilhados através de encontros e discussões.

E à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (Capes) pelo financiamento da pesquisa de doutorado via bolsa de estudos.

"Disse Jesus: quem beber da água que eu lhe der, nunca mais terá sede. Pelo contrário, a água que eu lhe der se tornará nele uma fonte de água a jorrar para a vida eterna"

(João 4.14)

RESUMO

Esta tese está inserida no cenário de *Community Energy* (CE), no que se refere ao sistema de gerenciamento de energia de uma comunidade. É proposto um *Sistema de Gerenciamento de Energia para Comunidades* (SGEC) que utiliza o conceito de geração distribuída, com um sistema *Fotovoltaico* (FV) e um sistema de armazenamento por baterias compartilhados com os integrantes da comunidade, além da possibilidade de geração FV de cada residência. O sistema proposto também utiliza a estratégia de *Resposta da Demanda* (RD) baseada em preços, usando o sistema de tarifas *Time Of Use* (ToU) brasileiro, a Tarifa Branca. O sistema proposto funciona em dois níveis: nível do controlador da comunidade e nível do consumidor (ativos e passivos). O consumidor ativo participa diretamente da RD e possui um *Sistema de Gerenciamento de Energia Residencial* (SGER) que realiza o agendamento das cargas controláveis. O problema no nível do consumidor é formulado como um problema multiobjetivo, com os objetivos de minimizar o custo da conta de energia e o grau de desconforto do usuário, ao realizar o agendamento/deslocamento das cargas controláveis. O controlador, por outro lado, busca minimizar o custo geral esperado, ao otimizar o uso da energia da bateria. Para solucionar o problema no nível do consumidor, é utilizado o método *Geofind* e um algoritmo híbrido composto pelo *Geofind* + PSO (*Particle Swarm Optimization*), para os casos sem restrição de demanda e com restrição de demanda, respectivamente. No nível do controlador, é utilizado Algoritmo Genético para solucionar o problema de agendamento do perfil de carga/descarga da bateria da comunidade. A metodologia é simulada utilizando linguagem de programação Python, em diferentes cenários. Os resultados comprovam a eficácia do SGEC, realizando o agendamento ótimo do perfil de carga/descarga da bateria, alcançando uma economia financeira diária em torno de 20%, considerando as capacidades dos recursos propostos em cada cenário proposto.

Palavras-chave: *Community Energy* (CE). Gerenciamento de Energia. Eficiência Energética. Otimização. Resposta da Demanda.

ABSTRACT

This work is part of the *Community Energy (CE)* scenario, in terms of a community's energy management system. We propose an *Community Energy Management System (CEMS)* that uses the concept of distributed generation, with a solar energy system and a battery storage system shared with the community members, as well as the possibility of individual solar generation for each home. The proposed system also uses the price-based Demand Response (DR) strategy, using the Brazilian *Time Of Use (ToU)* tariff system, the White Tariff. The proposed system works on two levels: the community controller level and the consumer level (active and passive). The active consumers participate directly in the DR and have an *Home Energy Management System (HEMS)* that schedules controllable loads. At the consumer level, the problem is formulated as a multi-objective optimization problem, aiming to minimize both the cost of the energy bill and the user's discomfort when scheduling or shifting controllable loads. At the community controller level, the goal is to minimize the expected overall cost by optimizing the use of battery power. To solve this problem, we employ the *Geofind* method for cases without demand restrictions and a hybrid *Geofind* + Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm for cases with demand constraints. At the controller level, we use () to solve the problem of scheduling the charging/discharging profile of the battery. The methodology is simulated using the Python programming language, in different scenarios. The results demonstrate the effectiveness of the *SGEC*, performing the optimal scheduling of the battery charge/discharge profile, achieving daily financial savings of more than 20%, considering the capacities of the proposed resources in each proposed scenario.

Keywords: *Community Energy (CE). Energy Management. Energy Efficiency. Optimization. Demand Response*

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Linha do tempo de trabalhos sobre agendamento de cargas elétricas do grupo de pesquisa em otimização da Universidade Federal do Ceará	20
Figura 2 – Fluxograma básico do Algoritmo Genético	28
Figura 3 – Tarifa Branca	29
Figura 4 – Três instantes de inicialização diferentes para uma carga de 4 horas nos postos tarifários intermediário e de ponta	30
Figura 5 – Fluxograma da busca geométrica realizada pelo método <i>Geofind</i>	33
Figura 6 – Fluxograma do algoritmo básico PSO	36
Figura 7 – Arquitetura do Sistema Proposto	37
Figura 8 – Curvas de carga de um consumidor residencial da região Nordeste	50
Figura 9 – Curvas de carga de um consumidor residencial da região Nordeste	51
Figura 10 – Preço e postos tarifários das tarifas Branca e Convencional da Enel-Ce	51
Figura 11 – Curvas de demanda ao longo do dia - Cenário 1a	53
Figura 12 – Potência da Bateria - Cenário 1a	54
Figura 13 – Energia da bateria, geração FV e preço da tarifa branca ao longo do dia - Cenário 1a	54
Figura 14 – Cargas controláveis ao longo do dia - Cenário 1a	55
Figura 15 – Curvas de demanda ao longo do dia - Cenário 1b	56
Figura 16 – Cargas controláveis ao longo do dia-Cenário 1b: (casos base, consumidor 2 e consumidor 4)	58
Figura 17 – Parcela no Rateio da Economia para cada consumidor - Cenário 1	59
Figura 18 – Custo individual dos consumidores - Cenário 1	59
Figura 19 – Nível de conforto dos consumidores Ativos - Cenário 1	60
Figura 20 – Curvas de demanda ao longo do dia - Cenário 2	61
Figura 21 – Potência da Bateria - Cenário 2	62
Figura 22 – Energia da bateria, geração FV e preço da tarifa branca ao longo do dia - Cenário 2	62
Figura 23 – Cargas antes e após agendamento do SGER - Cenário 2	63
Figura 24 – Tempo de execução x Número de consumidores ativos	67

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resumo da Revisão da Literatura - CEMS	26
Tabela 2 – Irradiação solar diária média mensal para Fortaleza-CE	49
Tabela 3 – Parâmetros da Bateria do controlador da comunidade	50
Tabela 4 – Cargas Controláveis do Perfil de consumo A	52
Tabela 5 – Resultados - Cenário 1a	55
Tabela 6 – Resultados - Cenário 1b	57
Tabela 7 – Cargas Controláveis do perfil de consumo B	60
Tabela 8 – Resultados - Cenário 2	63
Tabela 9 – Custo Financeiro Diário da comunidade (R\$) utilizando tarifa constante (TC) e tarifa branca (TB)	64
Tabela 10 – Parâmetros da Bateria da comunidade - análise de escalabilidade	66
Tabela 11 – Resultados - Análise de escalabilidade	66

LISTA DE ALGORITMOS

Algoritmo 1 – Algoritmo Distribuído	45
Algoritmo 2 – Algoritmo de otimização do SGER	46
Algoritmo 3 – Algoritmo Genético do Controlador	47

LIST OF ABBREVIATIONS AND ACRONYMS

AG	Algoritmo Genético
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
BESS	<i>Battery Energy Storage System</i>
CE	<i>Community Energy</i>
CEMS	<i>Community Energy Management System</i>
DSM	<i>Demand Side Management</i>
FV	Fotovoltaico
GD	Geração Distribuída
HEMS	<i>Home Energy Management System</i>
IDE	<i>Integrated Development Environment</i>
MILP	<i>Mixed Integer Linear Programming</i>
NSGA	<i>Nondominated Sorting Genetic Algorithm</i>
PAR	<i>Peak Average Rate</i>
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i>
RD	Resposta da Demanda
SGEC	Sistema de Gerenciamento de Energia para Comunidades
SGER	Sistema de Gerenciamento de Energia Residencial
SHC	<i>Smart Home Controller</i>
ToU	<i>Time Of Use</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

$a, \mathcal{C}$	Índice e conjunto de cargas controláveis
$\mathcal{D}$	Conjunto das cargas detectáveis
t, K	Índice de amostragem e número total de amostras
$\mathcal{A}, \mathcal{P}, \mathcal{T}$	Conjunto de consumidores ativos, passivos e total
$(i)_{n,t}$	No tempo t para o consumidor n
$(\cdot)_t^{cm}$	No tempo t para o controlador
$(\cdot)^{min}$	Mínimo de $(\cdot)$
$(\cdot)^{max}$	Máximo de $(\cdot)$
Δt	Intervalo de amostragem
L	Demanda dos consumidores totais (kW)
$L^{\mathcal{A}}$	Demanda dos consumidores ativos (kW)
$L^{\mathcal{P}}$	Demanda dos consumidores passivos (kW)
l_n	Perfil de demanda do consumidor ativo n (kW)
l_n^{exp}	Perfil de demanda preferível do consumidor ativo n (kW)
l_m	Perfil de demanda do consumidor passivo m (kW)
N	Número de consumidores ativos
M	Número de consumidores passivos
A	Número de cargas controláveis
$E^{cm,B}$	Energia armazenada da bateria do controlador (kWh)
η_e	Eficiência de carga/descarga da bateria do controlador
P_n^{PV}	Geração esperada da fonte solar do consumidor ativo n (kW)
$P^{cm,PV}$	Geração esperada da fonte solar do controlador (kW)
$P^{cm,B}$	Potência da bateria do controlador (kW) (perfil de carga/descarga)
p^{cm}	Demanda total do controlador (kW)
p^{cm}	Demanda total inicial do controlador (kW)
$p_n^{a(avg)}$	Potência média de funcionamento da carga a do consumidor ativo n

t_n^a	Instante de tempo associado ao horário de início agendado para a carga a do consumidor ativo n
$t_n^{a(min)}$	Instante de tempo associado ao horário mínimo da janela de agendamento para a carga a , definido pelo consumidor ativo n
$t_n^{a(max)}$	Instante de tempo associado ao horário máximo da janela de agendamento para a carga a , definido pelo consumidor ativo n
$t_n^{a(exp)}$	Instante de tempo associado ao horário preferível para agendamento para a carga a , definido pelo consumidor ativo n
W_n^a	Duração da carga (em amostras) da carga a do consumidor ativo n
μ_n^a	Relevância do conforto associado a carga a do consumidor ativo n
T_f	Vetor de preços de tarifação genérica
TB	Vetor de preços da tarifa branca
TC	Vetor de preços da tarifa constante
Z_{cm}	Função objetivo do controlador da comunidade
C^{cm}	Custo financeiro diário do controlador com SGEC
C_0^{cm}	Custo financeiro diário inicial do controlador, sem SGEC
G^{cm}	Ganho financeiro da comunidade após SGEC
G_{rateio}^{cm}	Parcela (R\$) que será rateada entre os consumidores
C^n	Custo financeiro final, após SGEC, do consumidor ativo
C_0^n	Custo financeiro inicial do consumidor ativo
C_{sger}^n	Custo financeiro, após SGER, do consumidor ativo
C^m	Custo financeiro final, após SGEC, do consumidor passivo
C_0^m	Custo financeiro inicial do consumidor passivo

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
2	REVISÃO DA LITERATURA	20
3	MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO	27
3.1	Algoritmo Genético (AG)	27
3.2	<i>Geofind</i>	29
3.3	<i>Particle Swarm Optimization (PSO)</i>	33
4	SISTEMA PROPOSTO	37
4.1	Arquitetura Geral do sistema	37
4.2	Modelo do SGEC	38
4.2.1	<i>Custo da Energia</i>	39
4.2.2	<i>Objetivo do Controlador</i>	40
4.2.3	<i>Nível do Consumidor</i>	41
4.2.3.1	<i>Objetivos do SGER</i>	41
4.3	Implementação do Algoritmo Distribuído	44
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	48
5.1	Parâmetros Gerais de Simulação	48
5.1.1	<i>Sistemas de Geração FV</i>	48
5.1.1.1	<i>Geração FV da comunidade</i>	48
5.1.1.2	<i>Geração FV do Consumidor Ativo</i>	49
5.1.2	<i>Sistema de Armazenamento da comunidade</i>	49
5.1.3	<i>Cargas Detectáveis do Consumidor Ativo</i>	49
5.1.4	<i>Curva de Carga para os Consumidores Passivos</i>	50
5.1.5	<i>Valores das Tarifas</i>	50
5.2	Cenário Base	51
5.3	Cenário 1 - Perfil de Consumo A	51
5.3.1	<i>Cenário 1a - Sem Restrição de Demanda</i>	52
5.3.2	<i>Cenário 1b - Com Restrição de Demanda</i>	55
5.3.3	<i>Análise Comparativa-Cenário 1</i>	57
5.4	Cenário 2 - Perfil de Consumo B	59
5.5	Comparação com Tarifa Constante	63

5.6	Arquitetura Alternativa e Análise de Escalabilidade	64
6	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	68
	REFERÊNCIAS	70

1 INTRODUÇÃO

Devido ao aumento dos desafios relacionados às mudanças climáticas e aquecimento global, as necessidades mundiais por uma energia mais limpa e sustentável estão aumentando rapidamente, o que vêm impulsionando pesquisadores, governos e setores privados a avaliar o potencial de várias alternativas de energia renovável para atender à crescente demanda. Consequentemente, o rápido aumento de recursos distribuídos, como os sistemas de energia renovável e sistemas de armazenamento de energia, tem impulsionado as pesquisas envolvendo o conceito de gerenciamento de energia para comunidades, *Community Energy Management System (CEMS)* (Dinh *et al.*, 2022).

Schoor e Scholtens (2019) definem *Community Energy (CE)* como uma produção local de energia renovável, governada por cidadãos, com o objetivo de contribuir para a transição para um sistema de energia sustentável. Uma *CE* conecta aspectos ambientais, econômicos e sociais do desenvolvimento. Além disso, é um movimento social, que envolve a sociedade civil, governos (locais) e o setor empresarial para criar sistemas de energia locais sustentáveis (Schoor e Scholtens, 2019).

Bauwens *et al.* (2022) apresentam uma extensa revisão sistemática dos diferentes conceitos e aplicações de *CE* existentes na literatura. Em relação aos objetivos de uma *CE*, os autores apontam os tipos principais:

- econômicos: visam benefícios financeiros/econômicos para os membros da comunidade;
- ambientais: visam a preocupação com o clima e meio ambiente;
- sociais: visam aspectos sociais da comunidade;
- autonomia energética: visam a independência parcial ou completa dos sistemas provedores de energia;
- políticos: visam alterar as relações de poder existentes e as desigualdades dentro dos sistemas de energia;
- infraestrutura: visam melhorar a confiabilidade da infraestrutura de fornecimento de energia.

Dentre os objetivos supracitados, os mais referenciados na literatura, segundo Schoor e Scholtens (2019), são os objetivos ambientais, econômicos, e de infraestrutura. No que se refere às atividades realizadas pelo lado da demanda, dentro de uma *CE*, os autores destacam: eficiência energética, mobilidade elétrica, armazenamento, gerenciamento do lado da demanda, dentre outros.

O gerenciamento de energia do lado da demanda, *Demand Side Management (DSM)*, prevê um planejamento e atividades de monitoramento com o objetivo de incentivar o consumidor a usar menos energia elétrica durante os horários de ponta. Dentre as muitas técnicas de *DSM*, a *Resposta da Demanda (RD)* é um componente que possui programas que podem ser tanto baseados em incentivo, como em preços, para incentivar os consumidores a modificarem seu padrão de consumo de energia elétrica, deslocando suas cargas do horário de ponta para o horário fora ponta.

No cenário brasileiro, a *RD* ainda têm muito a melhorar e necessita de mais investimentos governamentais. No setor residencial, como programa de *RD* há apenas uma tarifa por *Time Of Use (ToU)*: a Tarifa Branca, que começou a vigorar desde janeiro de 2018, com três postos tarifários distintos: horário de fora-ponta, horário intermediário e horário de ponta. Segundo *Goulart (2023)*, a *Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL)* vem estudando a implantação de um sistema de tarifação em tempo real para o setor elétrico brasileiro, mas ainda não há uma data definida para a implementação desse modelo.

Todavia, no que se refere à matriz energética, o Brasil é considerado um dos países mais sustentáveis do mundo em produção de eletricidade, tendo 60% de sua geração vinda de hidrelétricas. Além disso, ao longo dos últimos anos, observou-se um crescimento nos investimentos em energia eólica e solar *FV* (*Goulart, 2023*). Também no cenário de *Geração Distribuída (GD)*, o Brasil tem experimentado um aumento exponencial nos últimos anos. Segundo, a Associação Brasileira de Geração Distribuída (ABGD), em 2023, o mercado de *GD*, liderado pela energia *FV*, ultrapassou a marca de R\$ 100 bilhões em investimentos acumulados. A projeção é que em 2024 haja um crescimento de mais 35% (*ABGD, 2024*).

Diante do contexto já exposto, esta tese se encontra no cenário de *Community Energy (CE)*, no que se refere ao sistema de gerenciamento de energia de uma comunidade. É proposto um *Sistema de Gerenciamento de Energia para Comunidades (SGEC)* que utiliza o conceito de geração distribuída, com um sistema *FV* e um sistema de armazenamento por baterias compartilhados com os integrantes da comunidade, além da possibilidade de geração *FV* individual de cada residência. O sistema proposto também utiliza a estratégia de *RD* baseada em preços, usando um sistema de tarifas *ToU*.

Destacam-se os seguintes tópicos como principais contribuições desta tese:

- Apresentação de um *Sistema de Gerenciamento de Energia para Comunidades (SGEC)* no cenário de *Resposta da Demanda (RD)* brasileiro: não foram encontrados na literatura

trabalhos no contexto de [CE](#), utilizando o sistema de tarifação [ToU](#) brasileiro. São apresentadas as vantagens/desvantagens do uso do sistema de tarifas brasileiro neste caso específico.

- Diversificação da comunidade: são considerados diferentes tipos de consumidores: consumidores passivos, que apenas compartilham a energia vinda das fontes distribuídas, mas não participam da estratégia de [RD](#); e consumidores ativos que, além de compartilhar energia das fontes distribuídas, também participam da estratégia de [RD](#) e têm possibilidade de geração individual local. Além disso, são considerados cenários com dois perfis de consumo diferentes, para os consumidores ativos.
- Proposta de um novo perfil de consumo: além de considerar um perfil de consumo existente e bastante utilizado na literatura, foi elaborado um novo perfil de consumo, com diferentes configurações de cargas controláveis, incluindo veículo elétrico.
- Uso de um método inovador para estratégia de [RD](#): utilização do método *Geofind*, um método de otimização por espaços tarifários, para realizar a otimização no nível do consumidor. Este método foi recentemente proposto por [Coutinho \(2024\)](#) para agendamento em um cenário de uma residência, porém ainda não foi utilizado em trabalhos no contexto de *Community Energy Management System*.
- Análise detalhada do impacto individual dos consumidores: é apresentado um modelo de custo que considera a participação individual de cada consumidor ativo na estratégia de otimização, mostrando uma análise detalhada dos custos resultantes para cada tipo de consumidor.
- Análise de escalabilidade: apesar do [SGEC](#) proposto ter um modelo distribuído, realizando a otimização nos níveis de controlador da comunidade e consumidores, foram realizadas simulações em uma arquitetura centralizada, em que toda a otimização é feita no controlador, com o objetivo de avaliar a escalabilidade do sistema para este caso.

O objetivo geral do [Sistema de Gerenciamento de Energia para Comunidades \(SGEC\)](#) proposto é minimizar o custo pelo uso da energia da comunidade, realizando a otimização em dois níveis: nível do controlador da comunidade, em que é realizado o agendamento otimizado da energia vinda do sistema de armazenamento da bateria; e o nível dos consumidores, em que se realiza o agendamento otimizado das cargas controláveis de cada consumidor que participa da estratégia de [RD](#).

Como objetivos específicos, destacam-se:

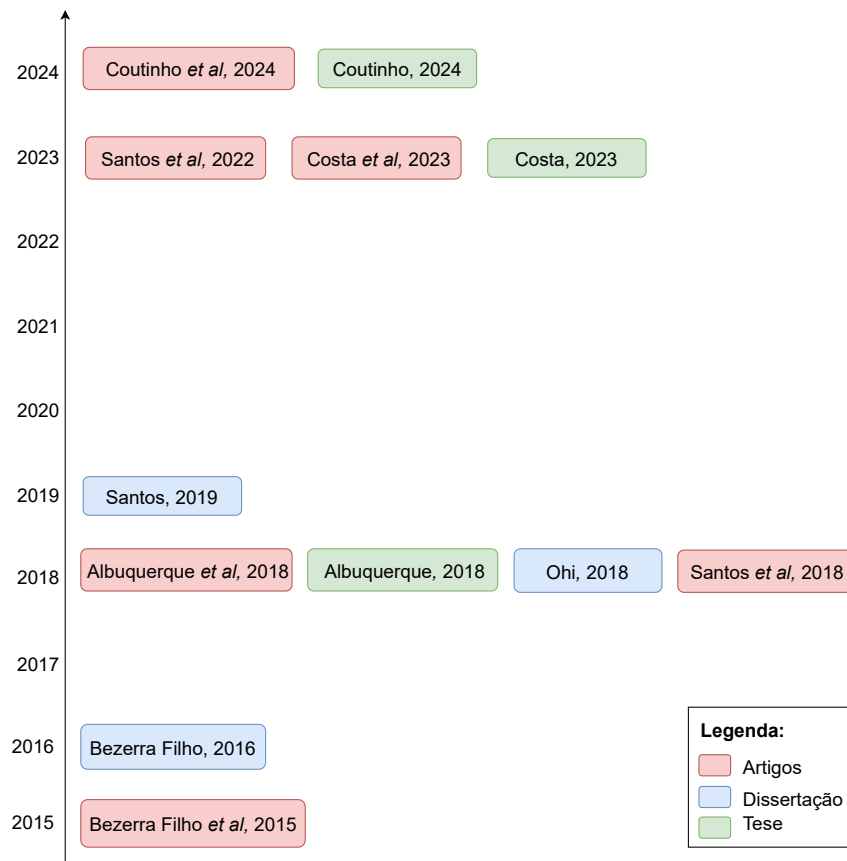
- Apresentar um modelo matemático do [SGEC](#), considerando custo total da comunidade juntamente com o custo e conforto individual dos consumidores ativos.
- Propor uma solução de método híbrido que utiliza *Geofind* + *Particle Swarm Optimization* ([PSO](#)) para solucionar o problema nos casos onde há restrição de demanda.
- Propor um novo perfil de consumo, configurando as cargas controláveis de modo que possa representar um usuário que utilize veículo elétrico e realize boa parte de suas atividades domésticas no período noturno.
- Implementar o sistema e validar a solução proposta, por meio de simulações em diferentes cenários, utilizando os métodos *Geofind* e híbrido (*Geofind* + [PSO](#)) para os diferentes casos.
- Realizar análises dos resultados alcançados, incluindo comparação com o cenário de tarifa constante de energia e análise de escalabilidade.

O restante desta tese é organizada da seguinte forma: no [Capítulo 2](#) é apresentada a revisão da literatura dos sistemas de gerenciamento de energia para comunidades, bem como suas características e soluções. No [Capítulo 3](#) há uma fundamentação teórica dos métodos de otimização utilizados nesta tese. No [Capítulo 4](#) é apresentado o [Sistema de Gerenciamento de Energia para Comunidades \(SGEC\)](#) proposto neste trabalho: arquitetura geral, descrição do modelo matemático, problema de otimização e solução proposta. No [Capítulo 5](#) são apresentados os resultados obtidos através das simulações computacionais realizadas nos diferentes cenários e casos, juntamente com as respectivas análises e discussões. Finalmente, no [Capítulo 6](#) são apresentadas as conclusões sobre as implicações dos resultados obtidos e contribuições desta tese e os trabalhos futuros.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Os sistemas de gerenciamento de energia são usados nos setores residenciais, industriais e comerciais. Os *Home Energy Management System (HEMS)* são amplamente estudados na literatura, incluindo recursos de energia renováveis e agendamento de cargas com diferentes modelagens para as cargas elétricas, diferentes objetivos considerados, (incluindo custo e conforto do usuário) e diferentes abordagens de soluções do problema de agendamento. Na [Figura 1](#) está ilustrada uma linha do tempo dos trabalhos produzidos pelo grupo de pesquisa de otimização, na Universidade Federal do Ceará (UFC).

Figura 1 – Linha do tempo de trabalhos sobre agendamento de cargas elétricas do grupo de pesquisa em otimização da Universidade Federal do Ceará



Fonte: A autora

Os primeiros trabalhos resultantes das pesquisas em otimização, eficiência energética e agendamento inteligente de cargas elétricas do grupo de pesquisa em Otimização foram publicados em 2015. Nesse ano, foi publicado um artigo em congresso ([Filho *et al.*, 2015](#)) referente à pesquisa de mestrado ([Filho, 2016](#)). A pesquisa apresentou um *Smart Home Controller*

(SHC) para residências, cuja função objetivo considerava tanto o custo energético quanto o nível de conforto do usuário. O autor utilizou como base o modelo de [Giorgio e Pimpinella \(2012\)](#), adicionando ao modelo o conforto do usuário. Foi utilizada programação linear inteira com o *solver* CPLEX para solucionar o problema de otimização. Foram realizadas diversas simulações em cenários distintos objetivando-se validar o modelo proposto frente ao modelo de controlador usado como base. Nas simulações realizadas observou-se que a introdução da função-objetivo do conforto trouxe benefícios aos cenários estudados.

Em 2018, foi publicado um artigo ([Albuquerque et al., 2018](#)) referente à pesquisa de doutorado ([Albuquerque, 2018](#)). Os trabalhos apresentam uma proposta de SHC formalizada como um problema de programação linear inteira multiobjetivo, buscando minimizar o consumo de energia e maximizar o conforto. Uma função objetiva de conforto é testada em vários cenários tarifários incluindo um com fontes renováveis e micro-geração *off-grid* local. Dada a restrição de carga e preferências do usuário, o modelo proposto especifica os melhores horários para ativar eletrodomésticos reais baseados em dados de consumo de energia, utilizando uma função de agregação ponderada. Os cenários propostos mostraram excelentes resultados para economia de energia sem redução no conforto.

Também em 2018, [Ohi \(2018\)](#) publicou a sua dissertação de mestrado, em que é apresentada uma solução distribuída para o gerenciamento e controle de cargas, com vista à otimizar o horário de inicialização de cargas elétricas respeitando o interesse do usuário (conforto) e minimizando o custo global devido ao consumo de energia elétrica. São apresentados quatro cenários com base nas diferentes tarifas utilizadas, dentre elas Tarifa Constante; Tarifa ToU Livre *day-ahead*, em que o operador do sistema aplica políticas de preço livre um dia antes, e Tarifa Branca. A aplicação do método matemático proposto, baseado em programação linear, demonstra que é possível despachar o horário de funcionamento das cargas elétricas de forma ótima, oferece redução no custo global da energia elétrica do consumidor em até 12%, sem reduzir significativamente as expectativas de conforto.

Ainda em 2018, foi publicado um artigo ([Santos et al., 2018](#)) referente à pesquisa de doutorado ([Santos, 2019](#)). Os trabalhos apresentam uma formulação matemática de um SHC por meio de uma função multiobjetivo que busca alcançar um *trade-off* entre o custo total do consumo de energia elétrica e a otimização do nível de conforto do usuário, além de garantir que o consumo total não ultrapasse a demanda máxima considerada. A solução para o problema de otimização descrito é realizada através da implementação do algoritmo PSO, fazendo uso

de duas modalidades tarifárias diferentes, a tarifa com o valor constante e a Tarifa Branca. A implementação e os resultados das simulações mostram que o SHC proposto pode prover uma redução nos custos de energia elétrica, enquanto considera o nível de conforto do usuário em níveis satisfatórios.

Em 2023, foi publicado um mapeamento sistemático da RD no setor industrial (Santos *et al.*, 2023). Os autores realizam uma identificação, classificação e resumo das aplicações de RD na indústria no período de 2013 a junho de 2022, com foco na implementação da RD nos processos de manufatura, identificando e classificando os principais aspectos relacionados à modelagem de problemas e estratégias de solução. Após uma análise rigorosa, uma taxonomia é proposta com base em 53 estudos selecionados, destacando a implantação de RD na indústria.

Ainda em 2023, foi publicado um artigo (Costa *et al.*, 2023) referente à pesquisa de doutorado (Costa, 2023). Os trabalhos apresentam uma proposta em dois níveis. No primeiro nível, apresenta-se um SHC que utiliza 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. No segundo nível, 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, para prever a capacidade de geração distribuída de energia elétrica para o próximo período com base em dados climáticos. 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.

Por fim, em 2024, foi publicado um artigo (Coutinho *et al.*, 2024) referente à pesquisa de doutorado (Coutinho, 2024). Os trabalhos apresentam uma metodologia para, além de diminuir o custo, reduzir o desconforto do usuário devido ao deslocamento temporal de dispositivos controláveis, por meio de um novo método, denominado Espaço Tarifário, derivado dos postos tarifários da Tarifa Branca. Para alcançar o objetivo, são exploradas as propriedades geométricas do movimento dos dispositivos através do Espaço Tarifário (*locus* geométrico da carga). Como teste para a eficiência da nova metodologia, foram coletados alguns *benchmarks* (como tempo de execução e uso de memória) em relação a um algoritmo multi-objetivo clássico (*Hierarchical*) disponível no portfólio de linguagens no qual o projeto foi executado (linguagem

Julia). Como resultado, ambas as metodologias alcançam resultados similares, mas o método proposto mostra uma redução significativa no tempo de processamento e no uso de memória.

Ao considerar uma *Community Energy (CE)*, ampliamos o cenário em que se considera apenas uma única residência. Dessa forma, ao considerarmos uma comunidade de residências, há outras questões relacionadas ao sistema de gerenciamento de energia, além das que já existem em um *HEMS*, por exemplo: recursos de geração distribuída e armazenamento de energia, que podem ser compartilhados e/ou individuais; estratégias de *Resposta da Demanda (RD)*; objetivos alcançados, sendo os econômicos/financeiros e ambientais os que mais aparecem na literatura; modelo do sistema, que pode ser centralizado ou distribuído, iterativos ou não-iterativos. Dessa forma, neste capítulo, é apresentada uma revisão da literatura dos sistemas de gerenciamento de energia em comunidades residenciais, os *Community Energy Management System (CEMS)*, apontando as principais características e abordagens utilizadas.

Em *Rajasekhar et al. (2019)*, é proposta uma abordagem distribuída de gerenciamento de energia de dois níveis para microrrede de uma comunidade residencial assistida por agregador. Os autores utilizaram um algoritmo iterativo baseado no jogo de *Stackelberg* não cooperativo no nível do agregador da comunidade para encontrar o ponto de equilíbrio ideal no qual minimiza o custo de energia. O problema de agendamento no nível do consumidor é formulado como um problema não linear restrito multiobjetivo, para realizar o agendamento de cargas, enquanto otimiza três objetivos conflitantes: custo de eletricidade, desconforto e interrupções de aparelhos. Os autores consideram *Battery Energy Storage System (BESS)* e geração solar compartilhada e/ou local.

Em *Zhang et al. (2020)*, os autores estudam o problema de gerenciamento de energia para uma comunidade residencial em eventos planejados de interrupção da rede. É, então, apresentada uma técnica de gerenciamento de energia hierárquica para facilitar a sustentação de uma comunidade residencial durante a duração de uma interrupção da rede. O método proposto decompõe o processo de gerenciamento de energia em duas camadas: Na camada superior, o *CEMS* recebe as informações de interrupção planejadas, resolvendo um modelo de otimização para determinar o perfil de carga/descarga do sistema de armazenamento de energia da bateria comunitária e a decisão de remodelação de carga de cada casa. Na camada inferior, o *HEMS* de cada casa executa o agendamento em nível de carga para programar a operação das cargas controláveis na casa. O resultado do agendamento obtido com os *HEMS* individuais é enviado de volta ao *CEMS* e estes são usados pelas últimas atualizações das decisões da camada superior.

Em [Rashid et al. \(2021\)](#), os autores propuseram um sistema de gerenciamento de energia na microrrede de uma comunidade residencial, com os recursos: geração solar e eólica, [BESS](#) e CBSS (*Central battery storage system*). Os autores utilizaram um algoritmo de compartilhamento de energia, em que cada residência possui uma bateria, além da bateria central (CBSS). O algoritmo realiza uma série de passos para decidir qual bateria irá descarregar primeiro, além de minimizar o uso da energia, o custo e a demanda geral de pico de carga do sistema. Não consideram participação em [RD](#), nem utilizam a estratégia de agendamento ótimo das cargas residenciais, apenas os sistemas de geração e armazenamento.

Em [Deng et al. \(2022\)](#), os autores apresentam um [CEMS](#) que utiliza geração solar e um sistema de baterias já utilizadas, (*Second Life-BESS*). Para realizar o agendamento da bateria, utilizam um algoritmo baseado em [Nondominated Sorting Genetic Algorithm \(NSGA\)-III](#) considerando quatro objetivos: custo, grau de conveniência (conforto), depreciação da SL-BESS e [Peak Average Rate \(PAR\)](#) da comunidade. Para as residências da comunidade, não há um otimização/programação das cargas, apenas há um deslocamento da curva de demanda total dos consumidores, através do *smart meter*, abstraindo a individualidade dos equipamentos da residência.

Em [Abbasi et al. \(2023\)](#), é proposto um sistema de gerenciamento residencial para comunidades baseado em clusterização dinâmica, em dois estágios: o estágio 1 utiliza o algoritmo [PSO](#) para realizar o agendamento ótimo das cargas das residências, agrupando-as em clusters, de acordo com classes sociais, minimizando o custo. O estágio 2, realiza o *peak shaving* da demanda total da comunidade, usando um algoritmo com 10 regras, que relacionam a energia vinda da geração solar e do sistema [BESS](#), realizando, assim, o agendamento da carga e descarga da bateria da comunidade.

Em [Deng et al. \(2023\)](#), é proposto um *framework* de gerenciamento de energia de comunidades residenciais que considera geração solar e [BESS](#) e utiliza uma solução em 2 estágios. O primeiro estágio é um modelo *day-ahead* que faz uma virtualização das cargas das residências: *virtual time shiftables* e *virtual power adjustables* (VTS e VPA), usando clusterização. Após a virtualização, é realizado o agendamento das cargas residenciais e da bateria compartilhada da comunidade, utiliza [NSGA-III](#). O segundo estágio é um modelo em tempo real, que tem o objetivo de minimizar o desvio entre o modelo *day-ahead* e o de tempo real. Nesse estágio, a potência de carga e descarga da [BESS](#) é constantemente atualizada, conforme os valores reais de geração solar e das cargas não-agendáveis das casas. O modelo utiliza o *solver* CPLEX para

solucionar o problema do estágio 2. Os autores realizam as simulações considerando um número de 2000 residências e apresentam um tempo de execução de algoritmo de 39 minutos para um modelo *day-ahead*.

Em [Gomes et al. \(2023\)](#), os autores apresentam o desenvolvimento de um sistema de gerenciamento de energia para comunidades com uma formulação MPC (*Model Predictive Control*) baseada em [MILP](#), para se obter uma operação mais realista técnica e economicamente. Os autores utilizam coeficientes de alocação para definir a quantidade de utilização da energia vinda da geração solar para cada residência da comunidade. As estratégias de coeficientes de alocação abrangem diferentes modelos de compartilhamento, como coeficientes fixos, coeficientes variáveis, coeficientes baseados no consumo e coeficientes híbridos. O sistema proposto no artigo é testado para um grupo de quatro casas no Algarve, Portugal.

Na [Tabela 1](#) estão resumidas as principais informações da revisão da literatura dos [CEMS](#): se usam ou não [RD](#), se sim, qual arquitetura da solução proposta; principais características da comunidade; informações dos modelos de cargas considerados no *scheduling* residencial; objetivos a serem alcançados; informações relacionadas à solução implementada.

Tabela 1 – Resumo da Revisão da Literatura - CEMS

Referência	Usa RD?	Características da Comunidade	Scheduling Residencial	Objetivos Considerados	Solução
(Rajasekhar <i>et al.</i> , 2019)	Sim. Modelo Distribuído	Comunidade possui geração FV e BESS compartilhados. Casas também possuem geração FV individual.	Possui três modelos de cargas diferentes: <i>time shiftable</i> , <i>thermostatic controlled</i> e <i>elastic load</i> .	Minimizar Custo financeiro pelo uso da energia vinda da concessionária.	Implementa um algoritmo colaborativo, utilizando teoria dos jogos não cooperativos (Equilíbrio de <i>Stackelberg</i>) para realizar o agendamento ótimo das cargas das residências e da bateria da comunidade. Tem o agregador como líder do jogo e residências como seguidores. Usa algoritmo genético, tanto no <i>scheduling</i> das residências, como no do agregador.
(Zhang <i>et al.</i> , 2020)	Sim. Modelo Distribuído	Comunidade com BESS compartilhado e geração FV apenas nas residências.	Considera apenas cargas <i>time shiftable</i> .	Minimizar a quantidade de carga não atendida da comunidade, sob uma interrupção planejada na rede.	Na camada superior, o CEMS recebe as informações de interrupção planejadas, resolvendo o <i>scheduling</i> da BESS. Na camada inferior, o HEMS de cada casa faz o agendamento das cargas controláveis.
(Rashid <i>et al.</i> , 2021)	Não	Comunidade com geração FV e eólica, BESS e CBSS (<i>Central battery storage system</i>)	Possui dois modelos de cargas diferentes: <i>time shiftable</i> e <i>power adjustable</i> .	Não há otimização. Apenas um algoritmo para decidir qual bateria irá descartar em cada caso.	Apresenta um OPFA (<i>Optimal Power Sharing Algorithm</i>). Faz a simulação em 3 cenários: 1-energia vinda da rede somente; 2-energia vinda da rede, BESS e fontes renováveis; 3-Energia vinda da rede, BESS e fontes renováveis + CBSS. Fizeram a simulação do algoritmo em C++.
(Deng <i>et al.</i> , 2022)	Não	Comunidade com geração FV e SL-BESS (<i>Second Life-BESS</i>).	Não traz um <i>scheduling</i> , apenas desloca a curva de demanda total das casas, através do <i>smart meter</i> .	Considera quatro objetivos: minimizar Custo, minimizar a perturbação no grau de conveniência (desconforto), minimizar a depreciação da SL-BESS, minimizar PAR (<i>Peak Average Rate</i>) da comunidade	O <i>framework</i> é dividido em dois níveis; no nível superior, um modelo de gerenciamento de energia <i>many objective</i> é formulado. No nível inferior, as decisões de modelagem de carga em escala comunitária e o custo de energia são alocados para as residências. Utiliza um <i>NSGA-III algorithm-based</i> para realizar o agendamento da SL-BESS. Realiza simulações em seis casos diferentes.
(Abbasi <i>et al.</i> , 2023)	Sim. Modelo Centralizado	Comunidade com geração FV e BESS compartilhados. Divide as casas em quatro classes socioeconômicas diferentes, de acordo com os tipos de cargas e tempos de uso.	Considera apenas cargas <i>time shiftable</i> .	Minimizar custo + <i>Peak shaving</i>	Solução em dois estágios: estágio 1 faz o <i>scheduling</i> das casas, dividindo-as em <i>clusters</i> e usando PSO. Ao fim, gera PLD (Power Load Demand) de todas as casas da comunidade. Estágio 2, tem o estágio 1 como entrada, e faz o <i>peak shaving</i> , usando um algoritmo com 10 regras, que relaciona a energia FV e BESS, realizando o agendamento da carga e descarga da bateria.
(Deng <i>et al.</i> , 2023)	Sim. Modelo Centralizado	Comunidade com geração FV e BESS compartilhados. Número grande de casas (2000).	Considera dois modelos de cargas diferentes (<i>time shiftable</i> e <i>power adjustable</i>).	Considera 4 objetivos: minimizar Custo, minimizar os ciclos de carga e descarga da bateria, minimizar PAR, minimizar o grau de insatisfação do usuário.	Utiliza uma solução em 2 estágios: o primeiro faz uma virtualização dos <i>appliances</i> , usando clusterização. Depois, faz o <i>scheduling</i> das cargas, usando NSGA-III. A saída do estágio 1 é o agendamento das cargas e da bateria (<i>day-ahead</i>). O estágio 2 é um modelo em tempo real de retrocesso no tempo, que visa minimizar o desvio entre o modelo <i>day-ahead</i> e o de tempo real. O modelo utiliza o CPLEX para solucionar o problema do estágio 2.
(Gomes <i>et al.</i> , 2023)	Sim. Modelo Centralizado	Comunidade real, localizada em Portugal com os recursos de geração FV e banco de baterias.	Considera cargas <i>time shiftable</i> e <i>power adjustable</i> .	Minimizar Custo financeiro pelo uso da energia vinda da concessionária.	O problema é formulado como um problema de MILP e usa o conceito de MPC para se obter uma operação mais realista técnica e economicamente. Utilizam estratégias de coeficientes de alocação que abrangem diferentes modelos de compartilhamento (coeficientes fixos, variáveis, baseados no consumo e híbridos).

Fonte: A autora.

3 MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO

Para realizar o agendamento do perfil de carga/descarga da bateria, no nível do controlador da comunidade, foi utilizado **Algoritmo Genético (AG)**. Para realizar o agendamento ótimo das cargas controláveis, no nível do consumidor, foram utilizados os métodos *Geofind* e um método híbrido, composto pelos métodos: *Geofind* e **PSO**. Neste capítulo são apresentados os conceitos, definições e fundamentos dos métodos de otimização utilizados nesta tese.

3.1 Algoritmo Genético (AG)

O Algoritmo Genético é um método meta-heurístico, inspirado na teoria de seleção natural de Charles Darwin e foi inicialmente proposto por **Holland (1992)**. É um algoritmo de busca baseado em população, que utiliza o conceito de sobrevivência do mais apto. As novas populações são produzidas pelo uso iterativo de operadores genéticos em indivíduos presentes na população. Os elementos básicos do algoritmo genético são: representação cromossômica, seleção, cruzamento, mutação e cálculo da função de aptidão (**Katoch et al., 2020**).

De forma resumida, o procedimento de um **AG** clássico na solução de um problema de otimização é o seguinte:

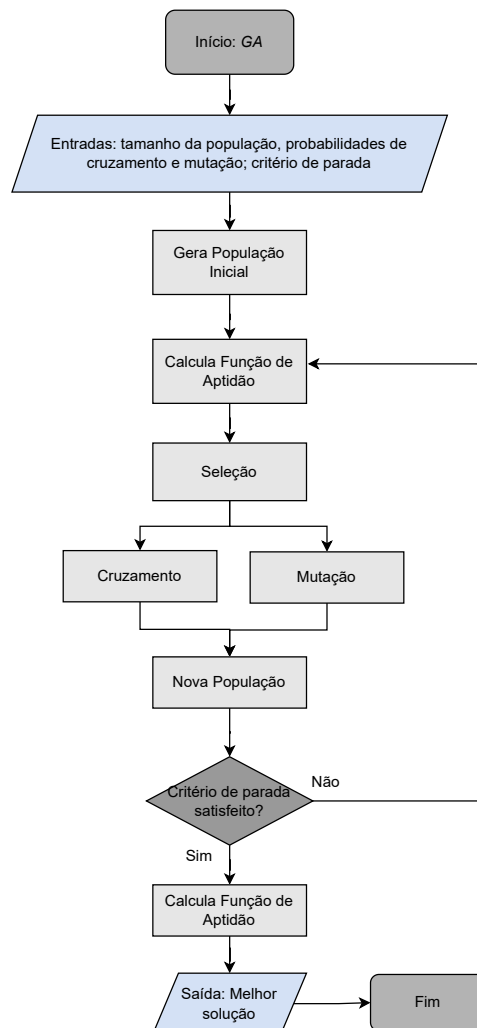
- Representação cromossômica (genótipo): Cadeia de bits que representa uma solução possível para o problema.
- Inicialização da população: Uma população P contendo n cromossomos é inicializada aleatoriamente.
- Função Aptidão: A função aptidão de cada cromossomo em P é calculada.
- Seleção: Dois cromossomos, por exemplo $C1$ e $C2$, são selecionados da população P , de acordo com o melhor valor de aptidão.
- Cruzamento: O operador de cruzamento, com probabilidade de cruzamento (C_p) é aplicado em $C1$ e $C2$ para produzir uma prole L .
- Mutação: Depois disso, o operador de mutação é aplicado na prole produzida (L) com probabilidade de mutação (M_p) para gerar L^* . A nova prole L^* é colocada na nova população.
- Repetição das Gerações: As operações de seleção, cruzamento e mutação serão repetidas na população atual até que a nova população esteja completa.

Os algoritmos genéticos são aplicados em diversos problemas de otimização, incluindo os mais complexos, como problemas com muitos parâmetros ou características que

precisam ser combinadas em busca da melhor solução; problemas com muitas restrições ou condições que não podem ser representadas matematicamente (Pacheco, 2004). AG é uma metaheurística eficiente para resolver problemas de gerenciamento de operações, como problema de layout de instalações, projeto de rede de suprimentos, agendamentos (*schedulings*) e problemas de previsão e controle (Katoch *et al.*, 2020).

No fluxograma da Figura 2 está descrito o funcionamento básico de um Algoritmo Genético. $Y = [p_1^{cm,B}, p_2^{cm,B}, \dots, p_K^{cm,B}]$

Figura 2 – Fluxograma básico do Algoritmo Genético



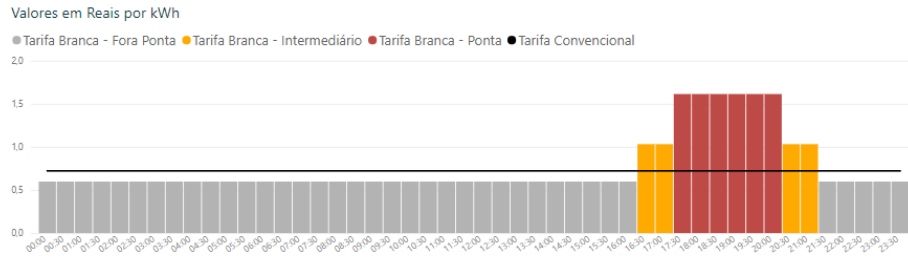
Fonte: A autora

3.2 Geofind

O método *Geofind* é um método inovador, proposto por [Coutinho \(2024\)](#), para solucionar o problema de agendamento de cargas elétricas. O objetivo do método é reduzir os custos de energia e aumentar o conforto do usuário otimizando o tempo de operação da carga, de acordo com as preferências típicas dos usuários. Para alcançar o objetivo, são exploradas as propriedades geométricas do movimento dos dispositivos através do Espaço Tarifário (*locus* geométrico da carga).

Considera-se a Tarifa Branca, mostrada na [Figura 3](#), com os três postos tarifários definidos ao longo do dia. Na [Figura 4](#) tem-se um gráfico que representa uma ampliação do período de ponta da tarifa branca ao longo do tempo. As regiões externas brancas estão relacionadas ao posto fora-ponta, enquanto as duas regiões amarelas representam o posto intermediário e a área vermelha central representa o posto de ponta. Cada quadrado ao longo do gráfico representa um instante de tempo (amostra), que foi definido como 30 minutos. Os retângulos azuis longos representam uma carga genérica, L , de quatro horas, iniciada em três instantes diferentes.

Figura 3 – Tarifa Branca

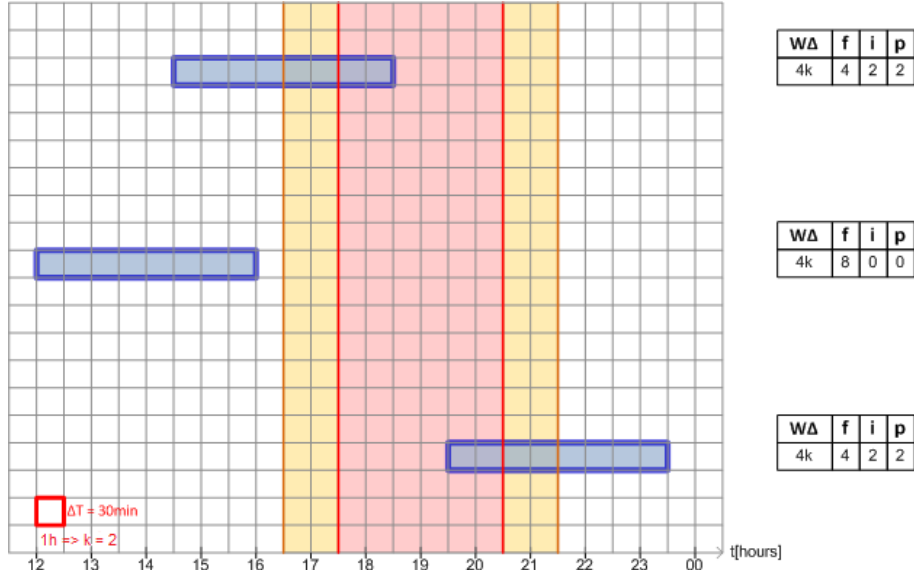


Fonte: [Aneel \(2022\)](#)

Observando os três instantes de início da carga, representados no gráfico, é possível perceber a carga cruzando os postos tarifários. Assim, pode-se avaliar quantas amostras discretas cabem em cada posto tarifário. Por exemplo, a primeira carga tem quatro unidades de tempo no período fora ponta, duas no período intermediário e duas no período de ponta. Essas quantidades são mostradas no lado direito de cada representação de carga na [Figura 4](#).

O método assume que cada posto da tarifa branca pode ser modelado como uma dimensão independente. Então, é definido um vetor tridimensional, denominado de *Tariff Space*, com os componentes $(\hat{f}, \hat{i}, \hat{p})$ respectivamente, para os postos de fora-ponta, intermediário e ponta. O tamanho de cada componente do vetor é a quantidade de instantes da carga que se encaixa dentro de cada região de posto.

Figura 4 – Três instantes de inicialização diferentes para uma carga de 4 horas nos postos tarifários intermediário e de ponta



Fonte: Coutinho (2024)

O processo de decomposição do tempo em espaço tarifário, *time decomposition into tariff space* é o processo que quantifica quantas amostras discretas caberão em cada posto tarifário, de acordo com o comprimento da carga ($L.W$ - contínua, $L.W\Delta$ - discreta) e seu tempo de início ($L.s$). Dessa forma, define-se o custo de uma carga, de acordo com seu horário de início, em um cenário de tarifa branca, usando produto escalar:

$$C_w = k \cdot L \cdot \hat{P} \cdot [(\hat{f}, \hat{i}, \hat{p}) \cdot (T_f, T_i, T_p)] \quad (3.1)$$

em que:

$$|\hat{f}| + |\hat{i}| + |\hat{p}| = L.W\Delta; \quad (3.2)$$

$$k = \left(\frac{60}{\Delta t} \right); \quad (3.3)$$

$L \cdot \hat{P}$ é a potência de pico de uma carga e k é a quantidade discreta de tempo relacionada a uma hora devido à taxa de amostragem Δt . Os valores no vetor (T_f, T_i, T_p) representam os custos de cada posto da tarifa branca.

São definidos como custo mínimo e máximo, os seguintes pontos:

$$C_{min} = k \cdot L \cdot \hat{P} \cdot L.W\Delta \cdot T_f \quad (3.4)$$

$$C_{max} = k \cdot L \cdot \hat{P} \cdot L \cdot W \Delta \cdot T_c \quad (3.5)$$

$$C_{min} \leq C_w \leq C_{max} \longleftrightarrow L \cdot W \Delta \cdot T_f \leq [\hat{f} \cdot T_f + \hat{i} \cdot T_i + \hat{p} \cdot T_p] \leq L \cdot W \Delta \cdot T_c \quad (3.6)$$

em que $L \cdot W \Delta$ é o valor discreto do comprimento da carga devido à taxa de amostragem Δt . O mínimo é o valor em que todo o funcionamento da carga esteja no período fora-ponta. O máximo é um valor relativo, e é avaliado usando o valor da tarifa constante, já que o objetivo do método é reduzir a conta em relação a esse valor de referência.

A Equação (3.2) representa um triângulo equilátero abrangendo todas as combinações possíveis para $(\hat{f}, \hat{i}, \hat{p})$ dentro das restrições de $L \cdot W \Delta$. O autor define todos os possíveis locais geométricos para a carga e conclui que apenas as linhas definidas pelas Equações (3.7) e (3.8) podem atingir a região de menor custo. A Equação (3.7) representa o lado do triângulo que conecta os eixos $\hat{f}$ a $\hat{i}$ e a Equação (3.8) representa uma linha paralela ao lado do triângulo que conecta os eixos $\hat{f}$ a $\hat{p}$.

$$\hat{i} = L \cdot W \Delta - \hat{f} \leq k; \hat{p} = 0 \quad (3.7)$$

$$\hat{i} = k, \hat{f} = L \cdot W \Delta - \hat{p} - k; \quad (3.8)$$

Após a análise dos limites superiores na Equação (3.6), o autor define uma linha paramétrica na Equação (3.9). A interseção entre esta linha e o local geométrico de carga dará a solução para o problema de agendamento.

$$\begin{cases} \hat{f} = L \cdot W \cdot \frac{T_p - T_c}{T_p - T_f} + \lambda \cdot \left(L \cdot W \cdot \frac{(T_p - T_i) \cdot (T_c - T_f)}{(T_p - T_f) \cdot (T_i - T_f)} \right) \\ \hat{i} = \lambda \cdot L \cdot W \cdot \frac{T_c - T_f}{T_i - T_f} \\ \hat{p} = L \cdot W \cdot \frac{T_c - T_f}{T_p - T_f} \cdot (1 - \lambda) \end{cases} \quad (3.9)$$

em que λ é a variável paramétrica para a Equação (3.9)

Reescrevendo as Equações (3.7) e (3.8) de forma paramétrica, têm-se as equações:

$$\begin{cases} \hat{f} = L.W \cdot (1 - \alpha) \\ \hat{i} = \alpha \cdot L.W \\ \hat{p} = 0 \end{cases} \quad (3.10)$$

$$\begin{cases} \hat{f} = \rho \cdot (L.W - k) \\ \hat{i} = k \\ \hat{p} = (L.W - k) \cdot (1 - \rho) \end{cases} \quad (3.11)$$

em que α e ρ são variáveis paramétricas para as Equações (3.10) e (3.11), respectivamente.

Dessa forma, após avaliar o ponto de intercessão entre as Equações (3.10) e (3.11), o autor define o ponto descrito na Equação (3.12). Este ponto é, graficamente, o ponto na borda da região de menor custo onde o custo de uma carga na tarifa branca é igual ao custo em uma constante.

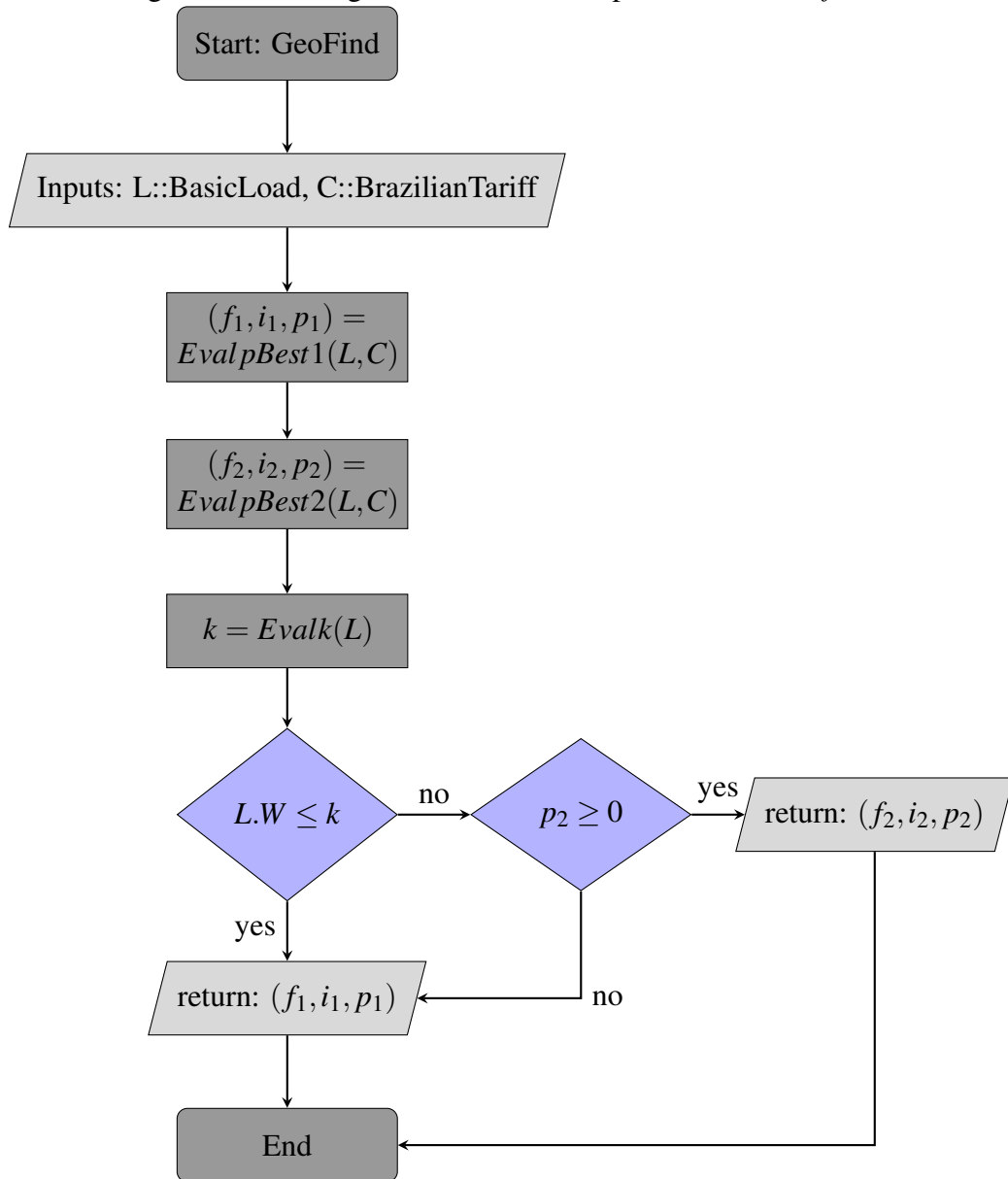
$$P_{best1} = \left(\hat{i} = \lfloor L.W \cdot \frac{T_i - T_c}{T_i - T_f} \rfloor, \hat{f} = L.W - \hat{i}, \hat{p} = 0 \right) \quad (3.12)$$

Calculando a intercessão entre os pontos das Equações (3.9) e (3.11), o autor define o ponto descrito na Equação (3.13).

$$P_{best2} = \left(\hat{p} = \lfloor L.W \cdot \frac{k \cdot (T_f - T_i) - L.W \cdot (T_f - T_c)}{T_p - T_f} \rfloor, \hat{i} = k, \hat{f} = L.W - k - \hat{p} \right) \quad (3.13)$$

Os critérios para escolher entre P_{best1} ou P_{best2} dependem do comprimento da carga em relação a k e do sinal do componente $\hat{f}$. O fluxograma da Figura 5 mostra o processo de decisão entre os dois valores.

Figura 5 – Fluxograma da busca geométrica realizada pelo método *Geofind*



Fonte: Coutinho (2024)

3.3 Particle Swarm Optimization (PSO)

O algoritmo Otimização por Enxame de Partículas, do inglês *Particle Swarm Optimization* (PSO) é um método de otimização baseado em população que encontra a solução ideal usando uma população de partículas, proposto por Kennedy e Eberhart (1995).

É um algoritmo inspirado no comportamento de colônias de insetos sociais e outras sociedades. Dessa forma, semelhantemente aos enxames naturais, PSO baseia-se no conceito de cooperação, com as características de individualidade e sociabilidade e possui habilidades para: trocar informações entre vizinhos, memorizar uma posição anterior e utilizar informações para a tomada de decisões.

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

$p\vec{best}_i$: vetor da melhor posição pessoal da partícula i que corresponde à posição no espaço de busca onde a partícula apresenta o melhor valor da função avaliação f

$g\vec{best}$: vetor da melhor posição global, representa a posição que produz o melhor valor entre todos os $p\vec{best}_i$.

As Equações (3.14) e o (3.15) definem como o $p\vec{best}_i$ e $g\vec{best}$ são atualizados no tempo t , respectivamente. É assumido que o enxame possui n partículas, em um problema de minimização da função f .

$$p\vec{best}_i(t+1) = \begin{cases} p\vec{best}_i(t) & \text{se } f(p\vec{best}_i) \leq f(\vec{x}_i(t+1)) \\ \vec{x}_i(t+1) & \text{se } f(p\vec{best}_i) > f(\vec{x}_i(t+1)) \end{cases} \quad (3.14)$$

$$g\vec{best}(t+1) = \min\{f(p\vec{best}), f(g\vec{best})\} \quad (3.15)$$

$$p\vec{best} \in \{p\vec{best}_0, p\vec{best}_1, \dots, p\vec{best}_n\}$$

Atualização da Velocidade e Posição:

A partícula i é definida por três vetores d -dimensionais: posição $\vec{x}_i$, velocidade $\vec{v}_i$ e melhor posição $p\vec{best}$, todos já definidos acima. Três termos definem a velocidade $\vec{v}$ para uma partícula i .

1. Termo de Inércia: é a velocidade anterior do enxame, influencia a partícula a mover-se na mesma direção em que está.
2. Termo Cognitivo: expressa a experiência individual da partícula de onde a solução está, influencia a partícula a mover-se a uma posição melhor que a atual.
3. Termo Social: representa a experiência do enxame, influencia a partícula a seguir a direção de seus melhores vizinhos.

A velocidade e posição atual de cada partícula i são atualizadas como apresentado nas Equações (3.16) e (3.17), respectivamente:

$$\vec{v}_i(t+1) = w\vec{v}_i(t) + c_1r_1(\vec{pbest}_i - \vec{x}_i) + c_2r_2(\vec{gbest} - \vec{x}_i) \quad (3.16)$$

$$\vec{x}_i(t+1) = \vec{x}_i(t) + \vec{v}_i(t+1) \quad (3.17)$$

em que:

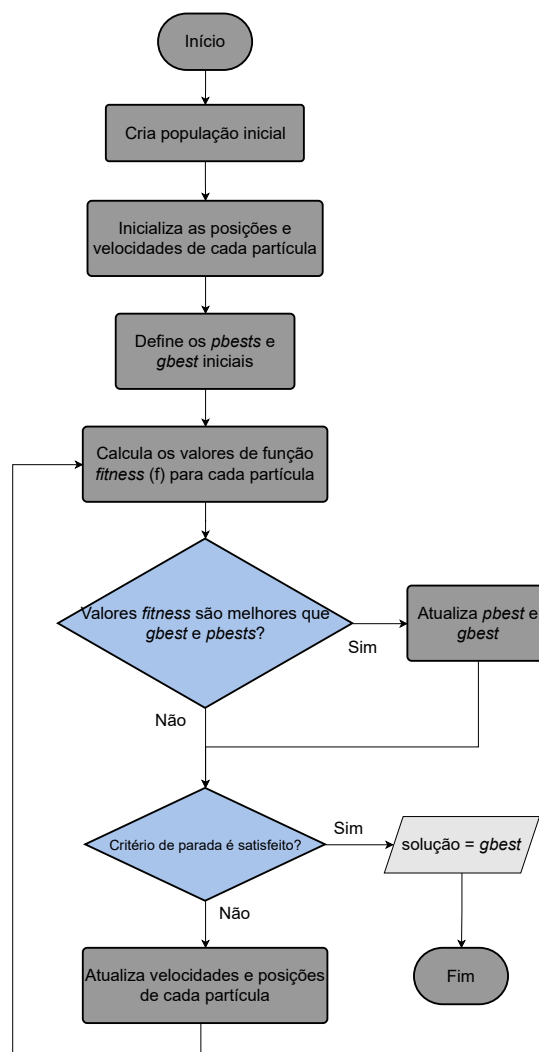
c_1 e c_2 são duas constantes positivas, que representam os parâmetros cognitivo e social, respectivamente;

r_1 e r_2 são dois números aleatórios dentro do intervalo $[0, 1]$;

w é o peso de inércia.

A capacidade do espaço de pesquisa do algoritmo é determinada pelas três partes da Equação (3.16), em conjunto (Esmín, 2007). No fluxograma da Figura 6 estão as etapas do algoritmo básico PSO.

Figura 6 – Fluxograma do algoritmo básico PSO



Fonte: A autora

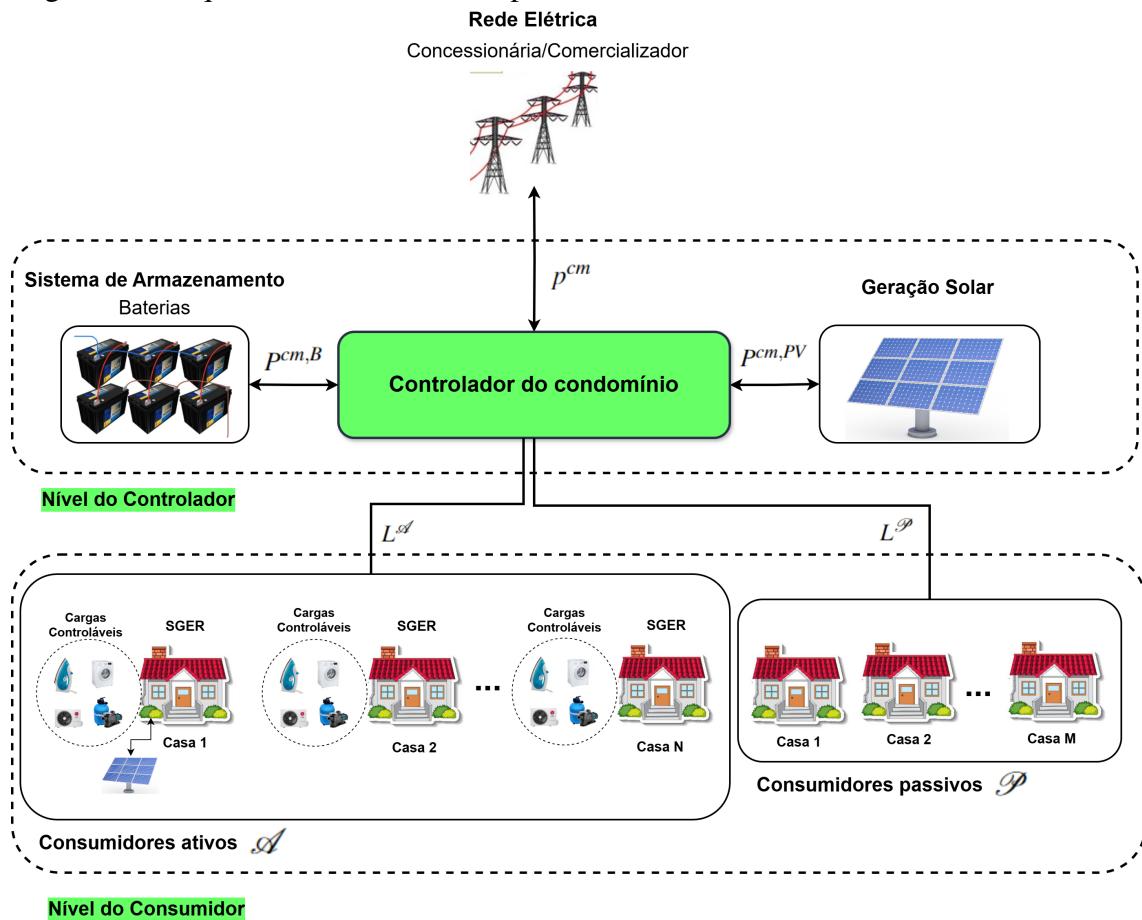
4 SISTEMA PROPOSTO

Neste capítulo é apresentado o **Sistema de Gerenciamento de Energia para Comunidades (SGEC)** proposto neste trabalho: arquitetura geral, descrição do modelo matemático do problema de otimização e os algoritmos propostos para a solução do problema de otimização apresentado.

4.1 Arquitetura Geral do sistema

Na Figura 7 está ilustrada a arquitetura geral do sistema. O foco do **SGEC** está no lado da demanda, isto é, da microrrede da comunidade, que opera conectada à rede principal de distribuição de energia elétrica. A microrrede é composta por um sistema de geração distribuída (geração **FV**), um sistema de armazenamento de energia (bateria) e a carga, que são as residências da comunidade.

Figura 7 – Arquitetura do Sistema Proposto



Fonte: A autora. (Os ícones utilizados foram retirados do site freepik)

O **SGEC** é um sistema de gerenciamento de energia distribuído que realiza o planeja-

mento diário (*day-ahead*) dos recursos e cargas. O funcionamento do sistema é distribuído em dois níveis: nível do controlador da comunidade e nível dos consumidores, sendo classificados como consumidores ativos, que podem participar ativamente da estratégia de RD, e consumidores passivos, que não participam. Assume-se que há uma infraestrutura de comunicação bidirecional entre o controlador e os consumidores e entre o controlador e a rede de distribuição de energia. Considera-se também que há um sistema para previsão de geração tanto para o sistema de geração FV da comunidade como para o dos consumidores ativos.

O controlador da comunidade é responsável por agregar a carga de todas as residências e gerenciar e otimizar a utilização da energia vinda da rede, dos sistemas de armazenamento e da geração distribuída. No nível dos consumidores há os consumidores ativos, que participam ativamente da estratégia de RD e possuem um Sistema de Gerenciamento de Energia Residencial (SGER), que realiza o agendamento das cargas controláveis, modificando o perfil de demanda do consumidor, e o gerenciamento da energia proveniente da geração FV local, se houver. Já os consumidores passivos, não possuem um SGER, nem respondem à mudança de preços na tarifação, portanto não participam ativamente da estratégia de RD.

4.2 Modelo do SGEC

Nesta seção, é apresentada a descrição do modelo matemático do SGEC proposto neste trabalho. A modelagem do problema do sistema de gerenciamento foi realizada com base no modelo descrito em Rajasekhar *et al.* (2019). O lado da demanda é classificado da seguinte forma: $\mathcal{T}$ é o conjunto de todos os consumidores da comunidade, composto por $\mathcal{A}$, conjunto dos consumidores ativos, e $\mathcal{P}$, conjunto dos consumidores passivos. Os consumidores ativos participam da estratégia de RD e também podem ter geração FV local, como ilustrado no caso da casa 1 dos consumidores ativos da Equação (7).

Considere $L_t^{\mathcal{P}}$ e $L_t^{\mathcal{A}}$ como a demanda total dos consumidores passivos e ativos, respectivamente. p^{cm} é a demanda de energia total da comunidade. Para cada instante de tempo, o SGEC deve satisfazer:

$$p_t^{cm} \leq P_t^{cm(max)}, \forall t \quad (4.1)$$

$$p_t^{cm} = L_t^{\mathcal{P}} + L_t^{\mathcal{A}} - p_t^{cm,PV} + \pm p_t^{cm,B}, \forall t \quad (4.2)$$

em que $L_t^{\mathcal{A}} = \sum_{n=1}^N l_{n,t}$ é a soma da demanda individual de todos os consumidores ativos e

$L_t^{\mathcal{P}} = \sum_{m=1}^M l_{m,t}$ é a soma da demanda individual de todos os consumidores passivos. $p_t^{cm,PV}$ é a potência da geração **FV** no instante t , $p_t^{cm,B}$ é a potência de carga/descarga da bateria. Note que quando a potência é negativa, a bateria está descarregando, fornecendo energia para a comunidade, e quando é positiva, está carregando. $P_t^{cm(max)}$ é o limite máximo de demanda.

4.2.1 Custo da Energia

A função que representa o custo financeiro diário total (em R\$) pela utilização da energia da comunidade é apresentada na Equação (4.3).

$$C^{cm} = \sum_{t=1}^K T_{f,t}(p_t^{cm}) \frac{\Delta t}{60} \quad (4.3)$$

em que, T_f é o vetor referente aos preços do kWh (em R\$), ao longo do dia, da tarifa a qual a comunidade está submetida.

O valor (em R\$) que a comunidade economiza pelo uso do **SGEC** é igual a :

$$G^{cm} = C_0^{cm} - C^{cm} \quad (4.4)$$

em que $C_0^{cm} = \sum_{t=1}^K T_{f,t}(p_{0,t}^{cm}) \frac{\Delta t}{60}$ é o custo financeiro diário da comunidade sem o **SGEC** e $p_{0,t}^{cm}$ é a demanda inicial do controlador, sem o **SGEC**.

O valor economizado pela comunidade é rateado entre os consumidores de forma que os consumidores ativos são recompensados financeiramente por sua participação ativa na estratégia de RD, através de um rateio do valor economizado pela comunidade. O valor do ganho individual do consumidor ativo n , obtido pelo agendamento e geração **FV** local é calculado pela Equação (4.5):

$$G_{sger}^n = C_0^n - C_{sger}^n \quad (4.5)$$

em que $C_{sger}^n = \sum_{t=1}^K (l_{n,t} \cdot T_{f,t} \cdot \frac{\Delta t}{60})$ é o custo do consumidor ativo após o agendamento das cargas controláveis, e $C_0^n = \sum_{t=1}^K (l_{n,t}^{exp} \cdot T_{f,t} \cdot \frac{\Delta t}{60})$ é o custo inicial do consumidor ativo, sem agendamento, com os parâmetros de horário de início preferenciais.

Logo, o valor que será rateado de forma igual para os consumidores ativos e passivos é o ganho total da comunidade descontado do ganho dos consumidores ativos, conforme descrito na Equação (4.6):

$$G_{rateio}^{cm} = \frac{G^{cm} - (\sum_{n=1}^N G_{sger}^n)}{(N + M)} \quad (4.6)$$

Os valores finais do custo financeiro diário (em R\$), após o rateio, para os consumidores passivos e ativos estão descritos nas Equações (4.7) e (4.8), respectivamente:

$$C^m = \sum_{t=1}^K (l_{m,t} \cdot T_{f,t} \cdot \frac{\Delta t}{60}) - G_{rateio}^{cm} \quad (4.7)$$

$$C^n = C_0^n - G_{sger}^n - G_{rateio}^{cm} \quad (4.8)$$

Então, o custo total da comunidade, descrito na Equação (4.3), deve ser igual à soma dos custos finais de cada consumidor:

$$\sum_{t=1}^K T_{f,t} (p_t^{cm}) \frac{\Delta t}{60} = \sum_{n=1}^N C^n + \sum_{m=1}^M C^m \quad (4.9)$$

4.2.2 Objetivo do Controlador

Assume-se que há um sistema de geração **FV** e um sistema de armazenamento com baterias instalado e sob gerenciamento do controlador. O controlador precisa minimizar o custo de energia da comunidade e, conseqüentemente, dos consumidores, garantindo que a demanda total esteja entre o limite de demanda da rede, $P_t^{cm(max)}$. Para atingir esse objetivo, o controlador busca maximizar o uso da energia vinda da geração **FV** e do sistema de armazenamento, minimizando assim, a quantidade de energia vinda da rede. Logo, o objetivo do controlador é minimizar o custo relacionado ao uso de energia da comunidade, descrito na Equação (4.10), sob as restrições (4.11) a (4.15).

$$Z_{cm} = \min \sum_{t=1}^K C_t^{cm} \quad (4.10)$$

$$p_t^{cm} \leq P_t^{cm(max)}, \forall t \quad (4.11)$$

$$p_t^{cm,B} + p_t^{cm,PV} + p_t^{cm} = L_t, \forall t \quad (4.12)$$

$$p_B^{min} \leq p_t^{cm,B} \leq p_B^{max}, \forall t \quad (4.13)$$

$$E_{t+1}^{cm,B} = E_t^{cm,B} + p_t^{cm,B} \Delta t \cdot \eta_e, \forall t \quad (4.14)$$

$$E^{cm,B(min)} \leq E_t^{cm,B} \leq E^{cm,B(max)}, \forall t \quad (4.15)$$

em que $L_t = \sum_{n \in \mathcal{A}} l_{n,t} + \sum_{m \in \mathcal{D}} l_{m,t}$ é a soma da demanda de todos os consumidores (ativos e passivos) no instante t , $p_t^{cm,PV}$ é a potência da geração **FV** do controlador, $p_t^{cm,B}$ é a potência

de carga/descarga da bateria do controlador e p_t^{cm} é a potência total da comunidade no instante de tempo t . p_B^{min} representa o limite máximo de descarga da bateria do controlador, com valor negativo. p_B^{max} representa o limite máximo de carga da bateria do controlador. $E_t^{ag,B}$ é a energia total armazenada no instante de tempo t e η_e é a eficiência da bateria. A Equação (4.11) representa a restrição de limite de demanda do controlador. A Equação (4.12) representa o balanço de potência e as Equações (4.13) a (4.15) representam as restrições operacionais da bateria.

4.2.3 Nível do Consumidor

O Sistema de Gerenciamento de Energia Residencial (SGER) presente em cada consumidor ativo pode monitorar, programar e controlar cargas e gerenciar a energia da geração FV local, com o objetivo de reduzir o valor da conta de energia, enquanto atende aos requisitos do consumidor. O SGER também inclui o recebimento de dados, como perfil climático previsto para o dia seguinte e alterações nos valores de tarifa.

Os eletrodomésticos do consumidor podem ser divididos em duas categorias:

1. Cargas controláveis ($\mathcal{C}$): são aquelas que podem ser ligadas/desligadas por um período determinado de tempo, são consideradas deslocáveis no tempo e podem ser agendadas, por exemplo: máquina de lavar, lava-louças, ferro de passar, ar-condicionado, aquecedor, bomba de piscina, etc.
2. Cargas detectáveis ($\mathcal{D}$): são cargas apenas detectáveis, ou seja, podem ser identificadas dentro do sistema SGER, mas não podem ser controladas, nem agendadas. No entanto, pode-se estimar seu consumo de energia comparando as medições de energia do medidor inteligente (SM) e todos os outros dispositivos conectados ao SGER. Exemplos de cargas detectáveis: iluminação, equipamentos audiovisuais, equipamentos de informática, etc.

4.2.3.1 Objetivos do SGER

Considera-se $\mathcal{C}$ o conjunto de todas as cargas controláveis, deslocáveis no tempo. O objetivo do SGER presente em cada consumidor $n \in \mathcal{N}$ é realizar o agendamento de cada $a \in \mathcal{C}$ e calcular o vetor de demanda, de forma que o seu uso de energia seja minimizado. Então, para todo $a \in \mathcal{C}$, o resultado do agendamento é o instante de tempo t_n^a , que significa o instante de tempo em que a carga a inicia o seu funcionamento. t_n^a precisa obedecer à restrição descrita na Equação (4.16), em que $t_n^{a(min)}$ e $t_n^{a(max)}$ são os limites mínimo e máximo, definidos pelo

consumidor n , formando a janela de deslocamento da carga. W_n^a é a duração, em instantes de tempo, da carga a do consumidor n .

$$t_n^{a(min)} \leq t_n^a \leq (t_n^{a(max)} - W_n^a), \forall a \in \mathcal{C} \quad (4.16)$$

O SGER também faz a coordenação da energia vinda da geração [FV](#), caso o consumidor n possua uma fonte local. $p_{n,t}^{PV}$ representa a potência gerada pela fonte local, no instante de tempo t . Caso o consumidor não possua um sistema [FV](#) local, assume-se que $p_{n,t}^{PV}$ é igual a zero. Finalmente, a demanda de potência, l_n , para o consumidor ativo n é dada pela Equação (4.17):

$$l_{n,t} = \left(\sum_{a \in \mathcal{C}} p_{n,t}^a + p_t^{\mathcal{D}} \right) - p_{n,t}^{PV}, \forall t \quad (4.17)$$

em que $p_t^{\mathcal{D}}$ é o perfil de demanda das cargas detectáveis. $l_{n,t}$ pode ser um valor negativo ou positivo. $p_{n,t}^a$ é o vetor de demanda de potência da carga a , dado pela Equação (4.18).

$$p_{n,t}^a = \begin{cases} p_{n,t}^{a(avg)} & \text{se, } t \geq t_n^a \text{ e } t \leq (t_n^a + W_n^a) \\ 0 & \text{, caso contrário} \end{cases}, \forall t \quad (4.18)$$

em que $p_n^{a(avg)}$ é o perfil de demanda de potência da carga a , ao longo do dia.

O objetivo do consumidor $n \in \mathcal{A}$ é programar a demanda de carga de cada aparelho e minimizar a função de utilização total de energia, ao longo do dia. O problema é formulado como um modelo de otimização multiobjetivo, com os instantes de início das cargas controláveis como variáveis de decisão. A função de utilização total de energia definida a seguir (Equação (4.19)) busca minimizar o custo de eletricidade e minimizar o nível de desconforto, simultaneamente.

$$F_n = \min f_n^1, \quad (4.19)$$

$$\min f_n^2$$

sujeita à restrição (4.16)

1) Minimização do custo: O custo da eletricidade para o consumidor ativo n corresponde à Equação (4.20), em que T_f é a tarifa a qual a comunidade está submetida e Δt é o intervalo de amostragem.

$$f_n^1 = \sum_{t=1}^K l_{n,t} \cdot T_{f,t} \cdot \frac{\Delta t}{60} \quad (4.20)$$

sujeita à restrição de limite de demanda do controlador, descrita na Equação (4.11).

2) Minimização do Desconforto: O modelo de conforto, adaptado de [Coutinho \(2024\)](#) e [Rajasekhar et al. \(2019\)](#), leva em consideração o nível de relevância de conforto de uma carga a como uma medida de quanto ela se desvia do tempo de ativação esperado pelo consumidor. Logo, os consumidores precisam registrar cargas residenciais elegíveis para agendamento, definindo as especificações de valores de relevância de conforto ($0 \leq \mu_n^a \leq 1$), os limites de ativação da carga $t_n^{a(min)}$ e $t_n^{a(max)}$, a duração W_n^a e o instante de tempo de acionamento preferível $t_n^{a(exp)}$.

Como as cargas controláveis $\mathcal{C}$ são deslocáveis no tempo, o índice de desconforto gerado pelo deslocamento está relacionado no distanciamento do instante preferível pelo consumidor n . Assim, o índice de desconforto gerado pelo agendamento das cargas controláveis para o consumidor n é descrito na Equação (4.21).

$$Id_a^n = 100 \frac{d_n}{d_n^{tol}}, \forall a \in \mathcal{C} \quad (4.21)$$

em que $d_n = \max(0, |t_n^a - t_n^{a(exp)}|)$ e $d_n^{tol} = \max(t_n^{a(exp)} - t_n^{a(min)}, t_n^{a(max)} - t_n^{a(exp)})$

Com base no índice de desconforto descrito acima, na Equação (4.22) está definida a função que representa o desconforto gerado pelo deslocamento das cargas controláveis do consumidor n , a ser minimizada:

$$f_n^2 = \frac{1}{|A_n|} \left(\sum_{a \in \mathcal{C}} \mu_n^a Id_a^n \right) \quad (4.22)$$

em que μ_n^a é o grau de relevância atribuído à carga a e A_n é o número de cargas controláveis do consumidor n .

Para deixar o nível de conforto relativo ao conforto máximo, que é quando não há nenhum deslocamento e os tempos de acionamento das cargas mantêm-se nos instantes preferíveis, é definido o conforto normalizado na Equação (4.23). O termo inicial representa a janela de ativação de uma carga a referente às preferências do consumidor, servindo como referência para calcular o conforto normalizado. O termo seguinte quantifica a discrepância entre o instante de tempo t_n^a escolhido pelo SGER e o tempo esperado pelo consumidor $t_n^{a(exp)}$. Essa diferença é ajustada pela relevância do conforto μ_n^a associada à carga a . Note que se μ_n^a for

igual a zero, o agendamento dessa carga se torna irrelevante, pois o conforto associado a ela é maximizado e definido para um valor de um.

$$f_n^{conforto} = \frac{1}{A_n} \sum_{a \in \mathcal{C}} \left(\frac{[\max(|t_n^{a(min)} - t_n^{a(exp)}|, |(t_n^{a(max)} - W_n^a) - t_n^{a(exp)}|)] - \mu_n^a \cdot |t_n^a - t_n^{a(exp)}|}{[\max(|t_n^{a(min)} - t_n^{a(exp)}|, |(t_n^{a(max)} - W_n^a) - t_n^{a(exp)}|)]} \right) \quad (4.23)$$

Para uma carga específica a com uma relevância de conforto de $\mu_n^a = 1$, este parâmetro atinge seu maior valor quando o horário agendado pelo SGER se alinha com o horário esperado pelo consumidor ($t_n^a \approx t_n^{a(exp)}$). No entanto, se $t_n^a \approx t_n^{a(min)}$ ou $t_n^a \approx (t_n^{a(max)} - W_n^a)$ (na extremidade oposta da janela de ativação da carga), o nível de conforto será mínimo. Isso ocorre porque o ciclo de operação começa em um horário mais distante daquele designado pelo consumidor como o horário preferido.

4.3 Implementação do Algoritmo Distribuído

Nesta seção, é apresentado o algoritmo proposto para solucionar o problema de otimização do [Sistema de Gerenciamento de Energia para Comunidades \(SGEC\)](#) proposto. O [SGEC](#) é definido como um sistema descentralizado, logo, a otimização é distribuída e realizada nos diferentes níveis do sistema: no nível do controlador é realizado o agendamento do perfil de carga/descarga da bateria da comunidade, ao longo do dia, resolvendo o problema de minimização do custo. No nível do consumidor, cada consumidor ativo, por meio do [Sistema de Gerenciamento de Energia Residencial \(SGER\)](#) local, realiza o agendamento de suas cargas controláveis, enquanto resolve o problema multiobjetivo de custo e conforto. O Algoritmo 1 descreve a rotina principal da solução distribuída.

No Algoritmo 2 está descrito o algoritmo que realiza o agendamento das cargas controláveis, presente no [SGER](#) local de cada consumidor ativo: X_n é o vetor solução encontrado pelo SGER, contendo os instantes ótimos de início de cada carga controlável. Quando não há restrição de demanda, apenas o método *Geofind* é utilizado para resolver o problema de agendamento das cargas. Contudo, como o *Geofind* possui a limitação de não solucionar este problema com restrição de demanda, é proposto um método de otimização híbrido, usando *Geofind* e [PSO](#), que funciona da seguinte forma: primeiro, utiliza-se o método *Geofind* para realizar o agendamento. Então, verifica-se se a solução encontrada, X_n , faz com que o consumidor ultrapasse o limite de demanda estabelecido. Se o limite de demanda é ultrapassado, então, identifica-se apenas as cargas que estão gerando essa sobrecarga. Após identificadas as cargas,

Algoritmo 1: Algoritmo Distribuído

Data: Informações da tarifa T_f

1) Controlador recebe informações de demanda de todos os consumidores $\mathcal{T}$ e calcula o perfil de demanda inicial p_0^{cm}

2) Controlador lê a geração **FV** prevista ($P^{cm,PV}$) e a energia inicial da bateria ($E_0^{cm,B}$)

3) **for all** $n \in \mathcal{N}$ **do**

Controlador envia uma mensagem *broadcast* para todos os consumidores com as informações de tarifa T_f

Cada consumidor n responde, enviando l_n , o vetor de demanda após agendamento feito pelo SGER local (**Algoritmo 2**)

end

4) Controlador atualiza o perfil de consumo $L^{\mathcal{A}}$ dos consumidores ativos, após receber os perfis de demanda l_n atualizados

5) Controlador calcula $P^{cm,B}$, resolvendo o problema de agendamento da bateria (**Algoritmo 3**)

6) Controlador calcula o perfil de demanda final da comunidade p^{cm}

utiliza-se o método **PSO** para resolver o problema de agendamento para essas cargas. Ao fim, a solução final do agendamento é a solução realizada pelo *Geofind* + a solução realizada pelo **PSO**.

Algoritmo 2: Algoritmo de otimização do SGER

Data: Informações da tarifa T_f ; valores de restrição de demanda; todos os parâmetros relativos às cargas controláveis: $t_n^{a(exp)}$, $t_n^{a(min)}$, $t_n^{a(max)}$, W_n^a , $p_n^{a(avg)}$, μ_n^a para todas as cargas $a \in \mathcal{C}$ do consumidor n

- 1) Configura todos os parâmetros preferenciais de todas as cargas controláveis do consumidor n
 - 2) Inicializa parâmetros do algoritmo *Geofind*
 - 3) Encontra X_n , resolvendo o problema de agendamento das cargas controláveis utilizando método *Geofind*
 - 4) **if** há restrição de demanda **then**
 - Inicializa parâmetros do PSO
 - Calcula l_n com a solução X_n , e verifica se ultrapassa limite de demanda
 - **if** l_n ultrapassa limite de demanda **then**
 - Identifica o conjunto de cargas A_{over} cujas soluções levam l_n a ultrapassar o limite de demanda
 - Encontra a solução X_{over} , resolvendo o problema de agendamento das cargas controláveis que excedem o limite de pico, utilizando método PSO
 - Atualiza X_n
 - end**
 - end**
 - 5) Atualiza l_n com os horários de início da solução X_n
 - 6) Envia l_n para o controlador, quando requisitado
-

Após receber as informações de todos os l_n , enviados por cada consumidor ativo após o agendamento, o controlador realiza o agendamento do perfil de carga/descarga da bateria da comunidade. $P^{cm,B}$ é o vetor solução encontrado pelo algoritmo do controlador, contendo os valores de potência em cada instante de tempo, ao longo do dia. O Algoritmo 3 descreve o algoritmo genético utilizado para solucionar o problema de agendamento da bateria.

Algoritmo 3: Algoritmo Genético do Controlador

Data: Informações da tarifa T_f ; informações de restrição de demanda; os vetores de demanda dos consumidores ativos l_n , $\forall n \in \mathcal{A}$; demanda dos consumidores passivos e previsão de geração $P^{cm,PV}$

1) Inicializa parâmetros do Algoritmo Genético

2) Inicializa população de forma aleatória, com as restrições de limite de energia da bateria

3) **while** *limite máximo de gerações não for atingido* **do**

- Incrementa contador de gerações
- Aplica a operação *stochastic universal sampling* na população inicial para realizar *matting pool*
- Realiza a operação de crossover *intermediate crossover*
- Realiza operação de mutação *gaussian mutation*
- Cria nova geração através da seleção por torneio

end

4) Realiza o agendamento da bateria de acordo com a solução obtida, $p^{cm,B}$

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

A avaliação do modelo proposto é feita por meio de simulações executadas em diferentes cenários. Neste capítulo são apresentados os resultados das simulações realizadas nos 2 cenários principais: Cenário 1, que utiliza Tarifa Branca e o perfil de consumo A (Albuquerque *et al.* (2018)) e o Cenário 2, que utiliza Tarifa Branca e o perfil de consumo B, que foi proposto neste trabalho.

Todas as simulações são realizadas utilizando linguagem *Python*, através da *Integrated Development Environment (IDE) Spyder®* (*The Scientific Python Development Environment*). O computador utilizado para execução dos ambientes simulados possui as seguintes características de hardware e software:

- Processador: Intel® Core i3-4005U @ 1,70 GHz;
- Memória RAM Instalada: 7,89 GB;
- Disco Rígido: HD 309,8 GB;
- Sistema Operacional: Windows 10 64bits;

5.1 Parâmetros Gerais de Simulação

Nesta seção são apresentados os parâmetros gerais de simulação comum a todos os cenários.

- Intervalo de amostragem: 15 minutos.
- Quantidade de consumidores ativos: 10
- Quantidade de consumidores passivos: 10
- Nível de relevância das cargas: $\mu = 1, \forall a, n$

5.1.1 Sistemas de Geração FV

5.1.1.1 Geração FV da comunidade

Para o sistema FV da comunidade, foi adotada uma capacidade instalada de 10% da demanda diária total da comunidade (p_0^{cm}), calculada conforme a Equação (5.1). Foram utilizados módulos fotovoltaicos de 500 Wp, e a quantidade necessária de módulos foi calculada,

conforme a Equação (5.2):

$$Pot_{diária}(W) = \frac{10\% \times p_0^m(Wh)}{GHI(h/dia) \times \eta} \quad (5.1)$$

$$N^o \text{ de painéis} = \frac{Pot_{diária}(W)}{500 W} \quad (5.2)$$

em que, GHI é a *Global Horizontal Irradiation*. Para a cidade de Fortaleza-Ce, o GHI é de 5690 Wh/m² por dia, segundo CRESESB (2017). O valor utilizado no cálculo é o valor equivalente em h/dia (horas de sol a pico) do GHI, o que equivale a 5,69h/dia, média da cidade de Fortaleza, segundo a Tabela 2. η é o fator de rendimento (adotado o valor de 80%) total do sistema. Considera-se uma perda de 20% 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.

Tabela 2 – Irradiação solar diária média mensal para Fortaleza-CE

Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez	Média
5,75	5,77	5,57	4,86	5,19	5,23	5,45	5,89	6,05	6,3	6,34	5,94	5,69

Fonte: Adaptada de CRESESB (2017)

5.1.1.2 Geração FV do Consumidor Ativo

Para o sistema FV local dos consumidores ativos, também foi adotada uma capacidade instalada de 10% da demanda diária total do consumidor, seguindo as Equações (5.1) e (5.2) para os cálculos de potência e números de painéis necessários. Os cálculos adicionais de dimensionamento, inversor, string box, cabeamento e outros estão fora do escopo deste trabalho.

5.1.2 Sistema de Armazenamento da comunidade

O sistema de armazenamento por baterias da comunidade possui os parâmetros apresentadas na Tabela 3. Foi utilizada a proporção de 32% da energia máxima para a energia inicial e 20% para a energia mínima.

5.1.3 Cargas Detectáveis do Consumidor Ativo

Para representar as cargas detectáveis do consumidor ativo, ou seja, as cargas que não podem ser controladas pelo sistemas SGER, é utilizada a curva mostrada no gráfico da Figura

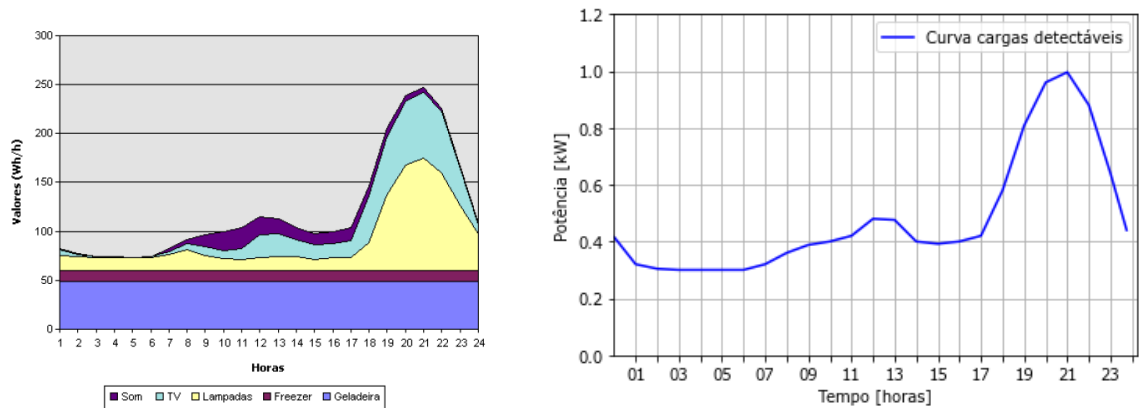
Tabela 3 – Parâmetros da Bateria do controlador da comunidade

Energia máxima ($E^{cm,B(max)}$)	Energia mínima ($E^{cm,B(min)}$)	Energia Inicial ($E^{cm,B(init)}$)	Eficiência (η_e)	Tx. de carga/descarga ($P^{cm,B(ch/dis)}$)
30 kWh	6 kWh	9,6 kWh	0,9	$\pm 7\text{kW}$

Fonte: A autora.

8(b). Esse gráfico foi gerado, baseando-se na curva representada na Figura 8(a), que representa a curva de carga de um consumidor residencial, considerando cargas pouco gerenciáveis, retirada de Aneel (2010).

Figura 8 – Curvas de carga de um consumidor residencial da região Nordeste



(a) Curva de carga (em kWh) de um consumidor residencial, considerando cargas pouco gerenciáveis. Aneel (2010)

(b) Curva de carga utilizada para as cargas detectáveis de um consumidor ativo (em kW)

Fonte: (a): Retirada de Aneel (2010), (b): A autora

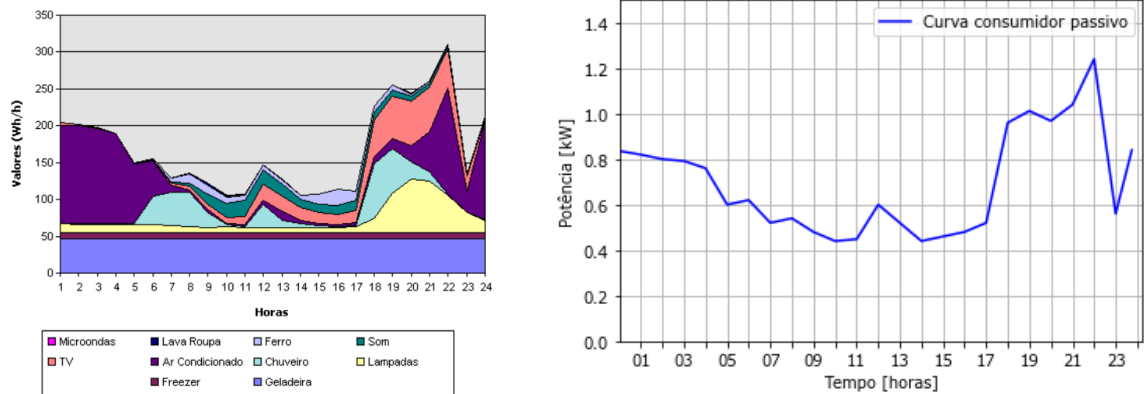
5.1.4 Curva de Carga para os Consumidores Passivos

Para representar o perfil de consumo dos consumidores passivos, foi utilizada a curva de carga mostrada na Figura 9(b). Esse gráfico foi gerado, baseando-se na curva apresentada na Figura 9(a), que representa a curva de carga para um consumidor típico brasileiro na região nordeste, retirada de Aneel (2010).

5.1.5 Valores das Tarifas

Os preços utilizados, em R\$, do kWh, são os fornecidos pela distribuidora Enel-CE, para Tarifa Branca e tarifa constante, apresentados na Figura 10, retirada de Aneel (2022).

Figura 9 – Curvas de carga de um consumidor residencial da região Nordeste

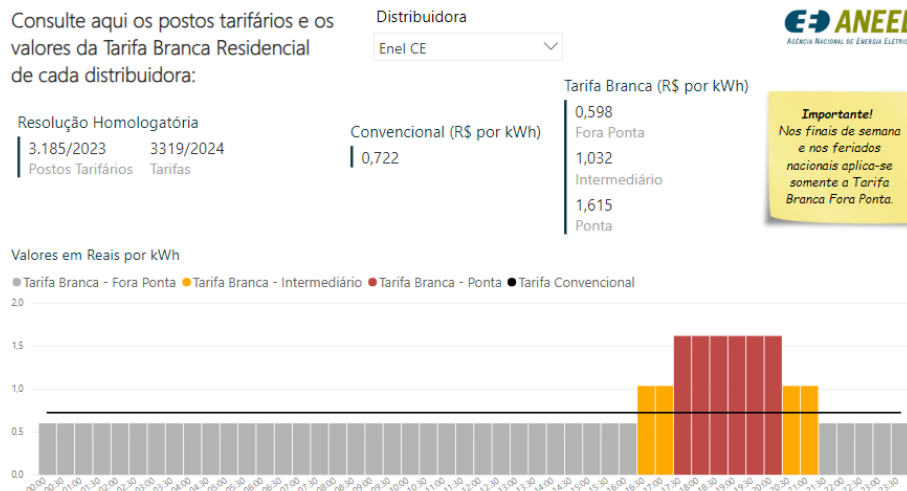


(a) Curva de carga (em kWh) de um consumidor residencial da região Nordeste

(b) Curva de carga utilizada para um consumidor Passivo (em kW)

Fonte: (a): Retirada de [Aneel \(2010\)](#), (b): A autora

Figura 10 – Preço e postos tarifários das tarifas Branca e Convencional da Enel-Ce



Fonte: [Aneel \(2022\)](#)

5.2 Cenário Base

Neste cenário, não há [SGEC](#) e não se considera nenhum outro recurso de energia, além da rede de distribuição. Ou seja, não há estratégias de [RD](#) nem da parte dos consumidores nem do controlador da comunidade. Todas as cargas do perfil de consumo são inicializadas nos horários preferenciais atribuídos pelos consumidores ativos.

5.3 Cenário 1 - Perfil de Consumo A

Neste cenário, é adotado para os consumidores ativos, o perfil de consumo A, cujas cargas e seus respectivos parâmetros estão descritos na [Tabela 4](#). Este é um perfil que apresenta

cargas reais, criado e utilizado pelos autores no trabalho [Albuquerque et al. \(2018\)](#). Para os consumidores passivos, utiliza-se a curva de carga representada na Figura 9(b). O consumo total diário da comunidade é de 453,86 kWh, então, como a geração FV é definida com 10% da demanda diária total, considera-se um sistema FV com capacidade de geração de 10 kWp (20 painéis de 500 Wp). Na Tabela 3 estão descritos os parâmetros do sistema de armazenamento de energia da comunidade. Considera-se que apenas dois consumidores ativos (consumidor ativo 1 e 2) possuem sistema de geração FV local, com capacidade de 650 Wp, cada.

Este cenário é dividido em dois subcenários: cenário 1a, em que não há restrição de demanda máxima e cenário 1b, em que há restrição de demanda com um limite máximo de demanda diária de 70 kW. As simulações são realizadas utilizando os valores de preço e postos tarifários da Tarifa Branca, já mostrados na Figura 10.

Tabela 4 – Cargas Controláveis do Perfil de consumo A

Nome	Instante mínimo (Início)	Instante Ideal	Instante máximo (Fim)	Duração	Potência Média (kW)
Bomba booster	07:00	08:00	17:00	00:20	2,0
Bomba da Piscina	07:00	08:00	17:00	02:00	0,75
Ferro de Passar	14:00	15:00	17:00	02:00	1.0
Máquina de Lavar	07:00	08:00	17:00	01:00	0.3
Lâmpadas Externas	17:00	18:00	23:59	04:30	0.3
Lâmpadas Internas	17:00	18:00	23:59	04:30	0.15
AC 1	17:00	20:00	23:59	01:15	1.5
AC 2	17:00	20:00	23:59	01:15	2.1
AC 3	17:00	20:00	23:59	04:00	1.2
AC 4	17:00	20:00	23:59	00:45	1.1
Lava-Louças	18:00	21:00	22:00	00:45	1.2

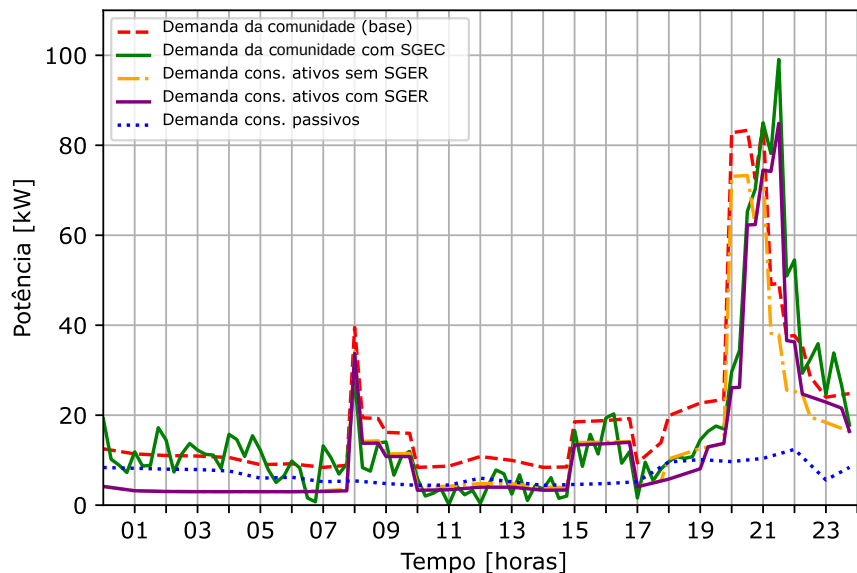
Fonte: Adaptado de [Albuquerque et al. \(2018\)](#)

5.3.1 Cenário 1a - Sem Restrição de Demanda

Nesta seção, os resultados do SGER proposto para o cenário 1a são apresentados e comparados com o cenário base. Ao observar o gráfico representado na Figura 11, nota-se que a curva de carga dos consumidores ativos foi deslocada, quando se compara a curva sem SGER e com SGER. O SGER presente nos consumidores ativos realocou as cargas do horário de ponta, obedecendo às restrições horárias de limites mínimo e máximo atribuídos pelo consumidor. Nos períodos fora ponta, em que o preço da tarifa é menor, não há deslocamento na curva de carga do consumidor ativo, pois não há influência sob o custo financeiro. Logo, o SGER mantém as cargas no horário de preferência do consumidor, garantindo o nível máximo de conforto para essas cargas. Também nota-se uma pequena diminuição na curva de carga dos consumidores ativos no

período entre 10 e 15 horas, devido ao sistema de geração **FV** presente nos dois consumidores. Não há variação nenhuma na curva dos consumidores passivos, já que não possuem SGER e nem geração **FV** local.

Figura 11 – Curvas de demanda ao longo do dia - Cenário 1a

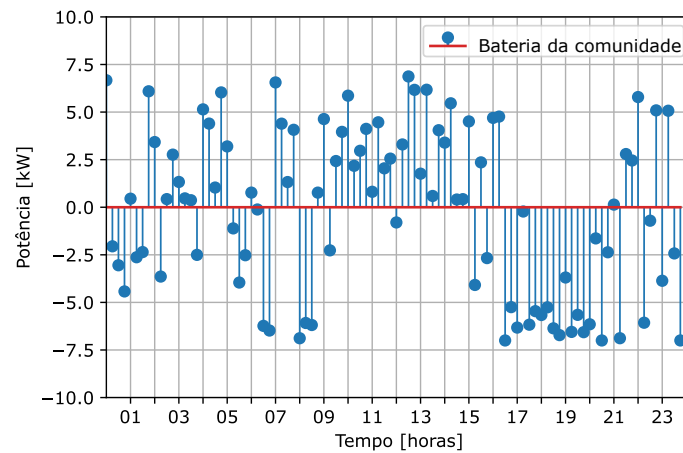


Fonte: A autora.

Quanto às curvas de demanda total da comunidade, pode-se ver que, quando comparada ao cenário base, a curva após o **SGE** (verde) diminui nos períodos de ponta, onde o preço da energia é maior e aumenta um pouco nos demais postos tarifários, devido aos horários que a bateria precisa carregar. Há também uma diminuição considerável entre os períodos de maior geração **FV** (10 a 15 horas). Devido ao deslocamento que ocorre na curva dos consumidores ativos e à necessidade de recarga da bateria, gera-se um pico nos períodos de 21 e 22 horas, intervalo onde as cargas do horário de ponta foram realocadas.

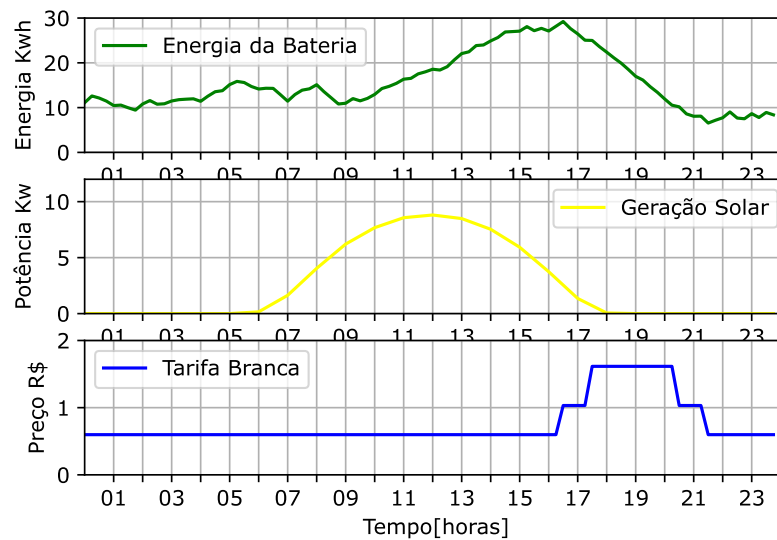
O comportamento da potência de carga e descarga da bateria pode ser observado na **Figura 12**. Quando a potência é negativa, a bateria está descarregando, fornecendo energia para a comunidade, e quando é positiva, está carregando. Dessa forma, o algoritmo proposto realiza o agendamento otimizado da bateria, encontrando uma solução em que a bateria carrega em períodos fora de ponta e de maior disponibilidade de energia vinda da geração **FV** e descarrega nos períodos de ponta, no qual o preço da energia é maior. Esse comportamento pode ser melhor observado na **Figura 13**, onde está representada a curva característica da energia da bateria ao longo do dia, juntamente com a curva de geração **FV** e o preço da tarifa branca.

Figura 12 – Potência da Bateria - Cenário 1a



Fonte: A autora.

Figura 13 – Energia da bateria, geração FV e preço da tarifa branca ao longo do dia - Cenário 1a



Fonte: A autora.

Na [Tabela 5](#) estão os resultados de custo e conforto total da comunidade e para os consumidores, individualmente. A comunidade teve uma redução diária de 23,16% na sua conta de energia, após o [SGEC](#). Note que os consumidores ativos 1 e 2 têm um ganho maior em sua conta de energia individual, devido à geração [FV](#) local que possuem. Os demais consumidores apresentam o mesmo valor de custo. O nível de conforto relativo é o mesmo para todos os consumidores ativos: conforto máximo (1.0) no cenário base e 0.74 para este cenário. Na [Figura 14](#) estão ilustradas as cargas controláveis ao longo do dia, comparando-as nos horários preferidos pelo consumidor e nos horários após o agendamento. Pode-se ver que houve um atraso nos horários de acionamento das lâmpadas internas, da lava-louças e dos aparelhos de ar-

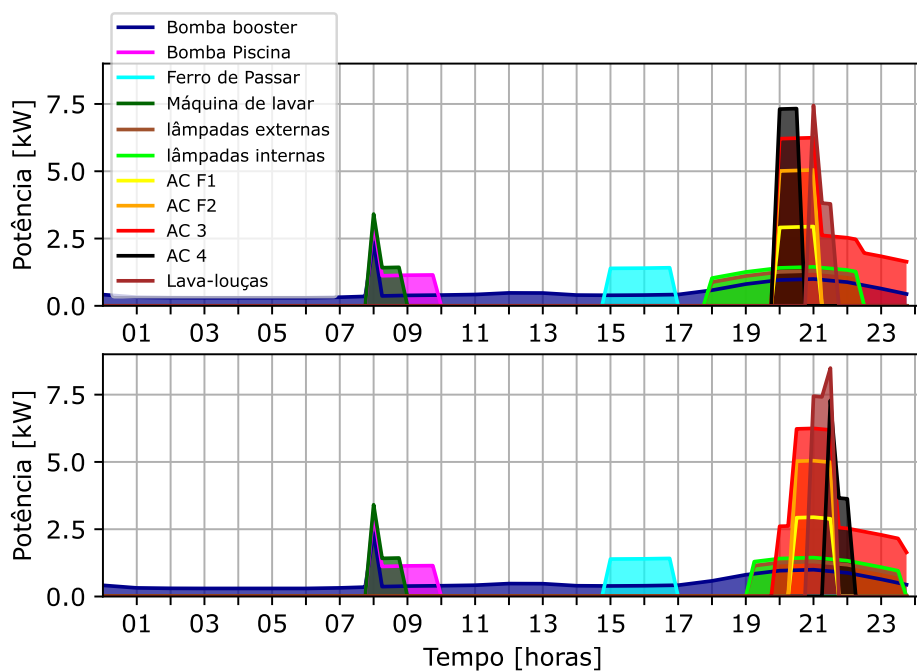
condicionado, todas configuradas preferencialmente no período de ponta. As cargas do período fora ponta mantêm-se em seus horários preferenciais, já que qualquer alteração realizada não afetará no custo.

Tabela 5 – Resultados - Cenário 1a

	Custo (R\$) (Base)	Custo (R\$) SGEC	Ganho (%) Custo	Conforto (Base)	Conforto SGEC
Comunidade	402,87	309,53	23,16%	-	-
Consumidor Passivo	13,45	10,31	23,35%	-	-
Consumidor Ativo (1 e 2)	26,83	19,20	28,42%	1	0,74
Consumidor Ativo (Demais)	26,83	20,99	21,74%	1	0,74

Fonte: A autora.

Figura 14 – Cargas controláveis ao longo do dia - Cenário 1a



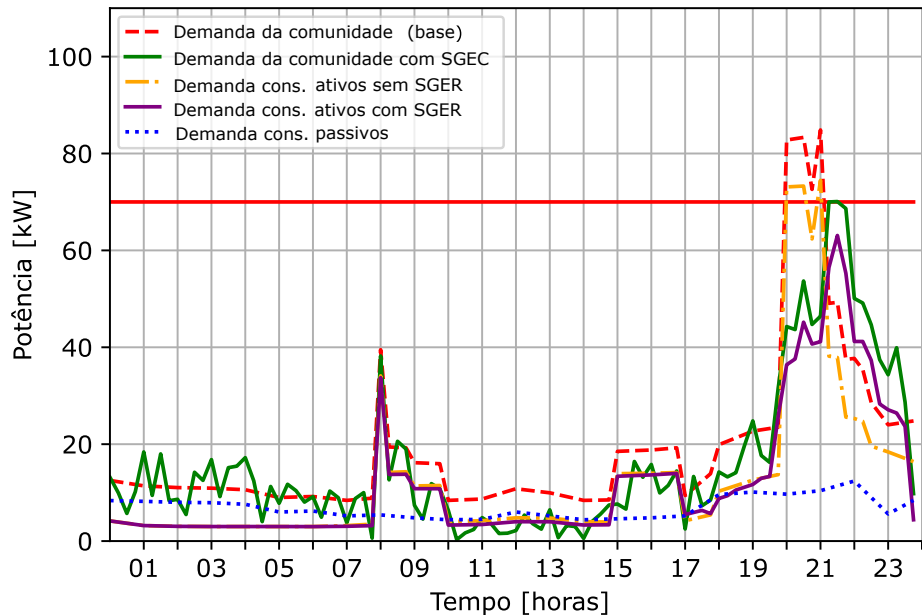
Fonte: A autora.

5.3.2 Cenário 1b - Com Restrição de Demanda

Nesta seção, são apresentados os resultados do SGER proposto para o cenário 1b e comparados com o cenário base. Para este cenário, foi utilizado um limite máximo de demanda de 70 kW, conforme a linha vermelha mostrada na Figura 15. Neste caso, para o agendamento feito pelo SGER, é utilizado o algoritmo híbrido (*Geofind* + *PSO*), em vez de apenas *Geofind*,

como no cenário 1a.

Figura 15 – Curvas de demanda ao longo do dia - Cenário 1b



Fonte: A autora.

Observando as curvas representadas na [Figura 15](#), pode-se notar na curva de demanda dos consumidores ativos, que há um deslocamento semelhante ao ocorrido no cenário 1a, com a diferença de que há a restrição de demanda e não gera-se um pico entre 21 e 22 horas. Essa limitação gera um impacto na diminuição do custo, pois restringe um pouco o deslocamento das cargas do período de ponta. Quanto às curvas de demanda total da comunidade, pode-se ver que, quando comparada ao cenário base, a curva após o [SGEC](#) (verde) diminui muito no períodos de ponta, onde o preço da energia é maior e aumenta em alguns pontos dos demais postos tarifários, devido aos horários que a bateria precisa carregar. O comportamento da energia e potência de carga e descarga da bateria da comunidade para este cenário, segue o mesmo padrão já explicado na subseção anterior, com o cenário 1a.

Na [Tabela 6](#) estão os resultados de custo e conforto total da comunidade e para os consumidores, individualmente. A comunidade teve uma redução diária de 19,97% na sua conta de energia, um pouco menor do que o resultado do cenário 1a, devido à restrição de demanda. Como o algoritmo utilizado é o híbrido (*Geofind + PSO*), logo os resultados variam para cada consumidor ativo, já que o algoritmo não é um algoritmo que dá uma solução ótima, mas soluções aproximadas. Nos resultados, é apresentado o melhor caso, ganho maior entre os

consumidores ativos, e o pior caso, menor ganho entre os consumidores ativos. Note que no caso de maior ganho, o conforto é menor, se comparado ao caso de menor ganho, pois há um deslocamento maior das cargas do período de ponta. Logo, quanto maior o deslocamento, maior o ganho e menor o nível de conforto, pois se distancia do instante preferido do consumidor.

Tabela 6 – Resultados - Cenário 1b

	Custo (R\$) (Base)	Custo (R\$) SGEC	Ganho (%) Custo	Conforto (Base)	Conforto SGEC
Comunidade	402,87	322,40	19,97%	-	-
Consumidor Passivo	13,45	10,76	19,99%	-	-
Consumidor Ativo 2 (maior ganho)	26,83	19,62	26,84%	1	0,79
Consumidor Ativo 4 (menor ganho)	26,83	22,55	15,73%	1	0,90

Fonte: A autora.

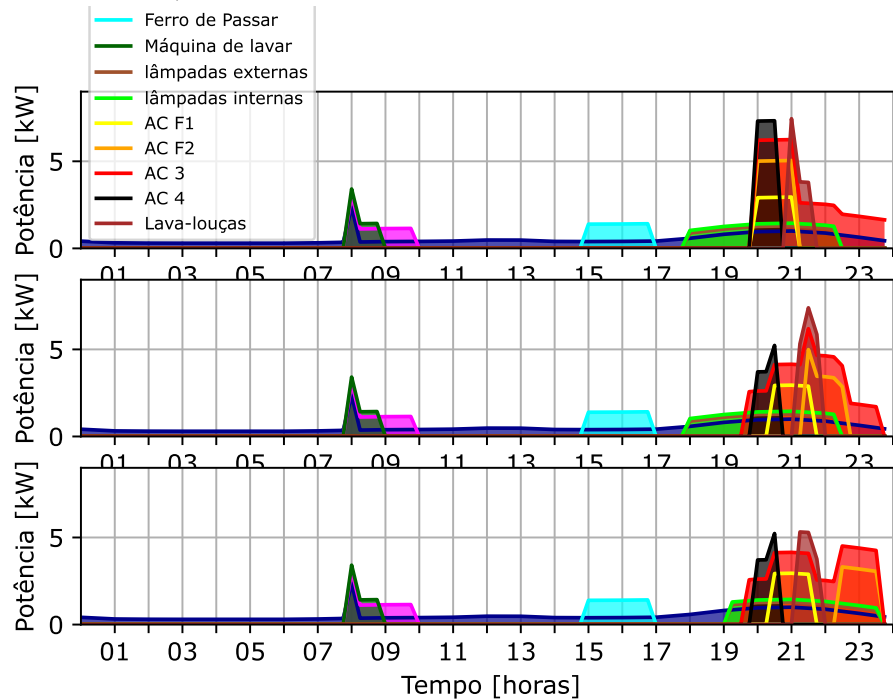
Na [Figura 16](#) estão ilustradas as cargas controláveis ao longo do dia, nos três casos, de cima para baixo: caso base, melhor agendamento (consumidor 2) e pior agendamento (consumidor 4), respectivamente. Pode-se ver nos dois casos de agendamento, as diferentes alterações realizadas nos horários de acionamento das seguintes cargas: lâmpadas externas, lâmpadas internas, lava-louças e nos aparelhos de ar-condicionado, implicando diretamente nos resultados de custo e conforto obtidos.

5.3.3 Análise Comparativa-Cenário 1

Nesta subseção são feitas as análises referentes aos resultados apresentados para o Cenário 1, comparando os subcenários 1a e 1b. O ganho financeiro individual dos consumidores depende do ganho total da comunidade, já que o valor, em R\$, da economia é rateada entre os consumidores. Porém, como os consumidores ativos possuem o SGER local e geração [FV](#) local, eles contribuem diretamente para a diminuição do custo total da comunidade, logo têm direito a uma parcela maior no rateio dessa economia. Dessa forma, a economia dos consumidores ativos, será proporcional ao ganho resultante após o agendamento do SGER local e geração [FV](#), se houver.

Na [Figura 17](#) estão representados os valores (em %) da parcela no rateio da economia gerada pelo [SGEC](#) para cada consumidor. Para o cenário 1a, cada consumidor passivo ficou com uma parcela de 3,36% da economia total da comunidade. Os consumidores ativos 1 e 2, com 8,17% e os demais com 6,25% cada. Note que se o rateio fosse feito de forma igual para todos

Figura 16 – Cargas controláveis ao longo do dia-Cenário 1b: (casos base, consumidor 2 e consumidor 4)



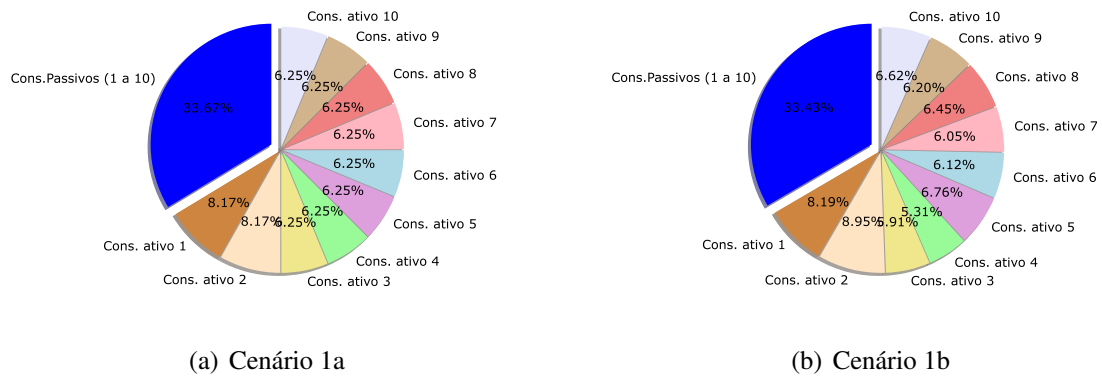
Fonte: A autora.

os consumidores, cada um ficaria com 5,0% do valor total da economia da comunidade. Dessa forma, fica visível a vantagem para o consumidor que participa ativamente da estratégia de RD com o SGER local.

No cenário 1b, a parcela do consumidor passivo diminuiu um pouco, chegando a 3,34%. Isso se deve à maior variação nas soluções encontradas nos SGERs dos consumidores ativos. As parcelas no rateio da economia para os consumidores ativos varia, indo de 5,31% (pior caso) a 8,95% (melhor caso). Mesmo no pior caso, um consumidor ativo sempre terá uma parcela maior ou igual a de um consumidor passivo no rateio da economia, já que possui um SGER local.

Nas Figuras 18 e 19 estão apresentados o custo e o conforto, respectivamente, para cada consumidor, nos cenários base, 1a e 1b. Note que, no cenário 1a, o custo dos consumidores é sempre menor, pois não há restrição de demanda. Consequentemente, para a maioria dos consumidores, os níveis de conforto são um pouco menores do que os níveis do cenário 1b. Os resultados para o cenário 1a se mantêm homogêneos para os consumidores ativos, pois o algoritmo *Geofind* determina a avaliação direta da solução ótima para o problema de agendamento dado, sem a necessidade de exploração iterativa. No cenário 1b, em que utiliza-se o *Geofind* + *PSO*, há uma variação nas soluções, mesmo para um mesmo perfil de consumo, devido à

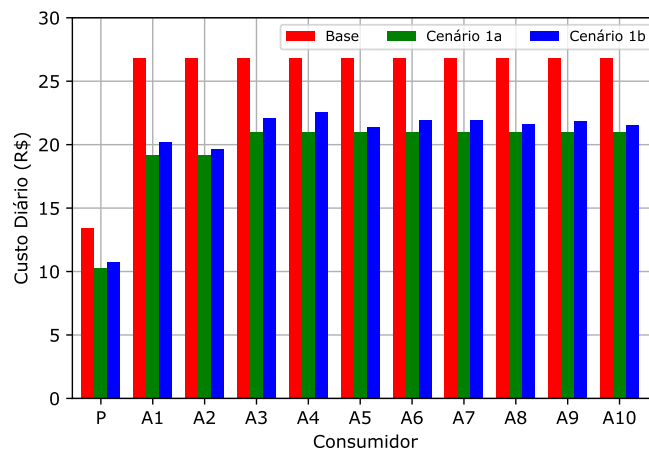
Figura 17 – Parcela no Rateio da Economia para cada consumidor - Cenário 1



Fonte: A autora

natureza do método heurístico.

Figura 18 – Custo individual dos consumidores - Cenário 1

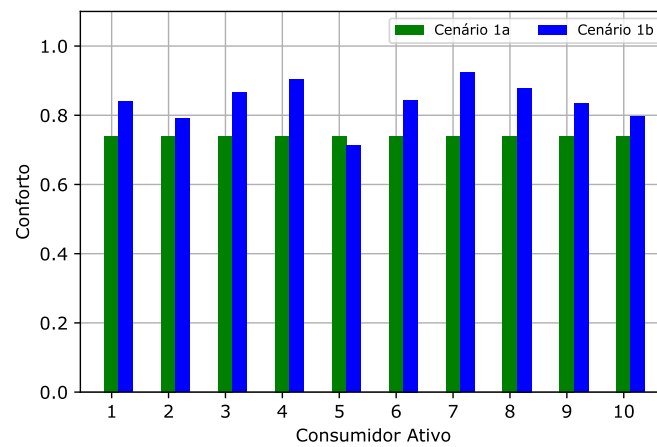


Fonte: A autora.

5.4 Cenário 2 - Perfil de Consumo B

Neste cenário, é adotado para os consumidores ativos, o perfil de consumo B, cujas cargas e seus respectivos parâmetros estão descritos na [Tabela 7](#). O perfil de consumo B, proposto neste trabalho, representa uma residência em que os usuários trabalham em horário comercial, retornando para casa após as 18 horas, no horário de ponta, e precisam realizar suas atividades domésticas, incluindo cozinhar, nesse horário. Em relação ao uso do veículo elétrico, é uma realidade que já se percebe no cenário brasileiro. Segundo a Associação Brasileira do Veículo elétrico (ABVE), o ano de 2023 foi o melhor ano da história da eletromobilidade no Brasil, com um aumento de mais de 50% em relação ao ano anterior. Já em julho de 2024, o acumulado de

Figura 19 – Nível de conforto dos consumidores Ativos - Cenário 1



Fonte: A autora.

veículos emplacados era maior do que o ano de 2023 (ABVE, 2024). Logo, há um crescimento muito grande no mercado de veículos elétricos no Brasil, sendo uma realidade cada vez mais comum para consumidores de diferentes classes sociais.

Para os consumidores passivos, utiliza-se o perfil de consumo representado na Figura 10(b). A demanda total diária da comunidade é de 876,61 kWh, logo considera-se um sistema FV com capacidade de geração de 19 kWp (38 painéis de 500 Wp). Para o sistema de armazenamento por baterias, os parâmetros estão descritos na Tabela 3. Considera-se que apenas dois consumidores ativos (consumidor ativo 1 e 2) possuem sistema FV local, com capacidade de 650 Wp, cada.

Tabela 7 – Cargas Controláveis do perfil de consumo B

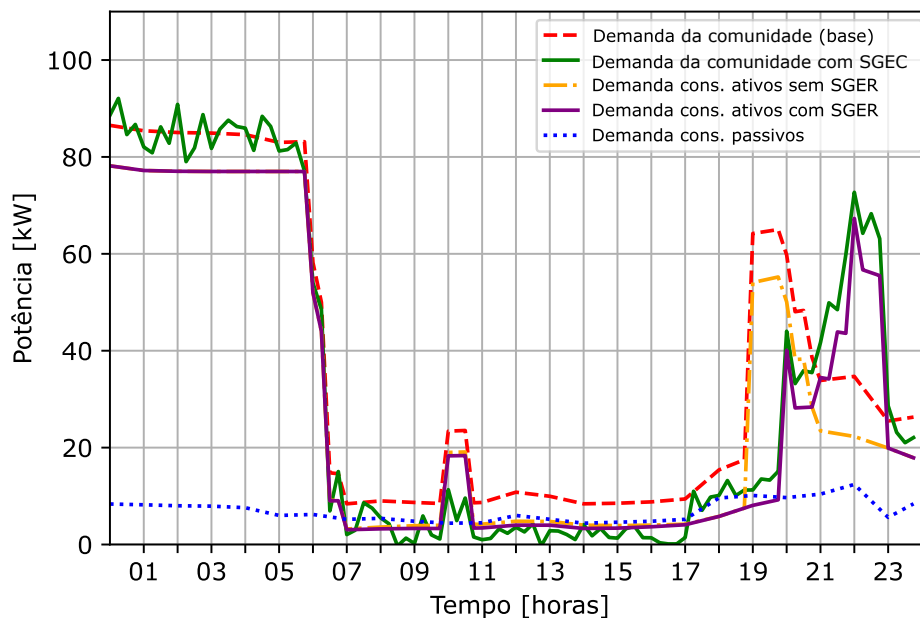
Nome	Instante mínimo (Início)	Instante Ideal	Instante máximo (Fim)	Duração	Potência Média (kW)
Chuveiro (acionamento 1)	05:00	06:00	07:30	00:30	3,5
Cafeteira	05:00	06:00	08:00	01:00	0,6
Torradeira	05:00	06:00	08:00	00:15	0.8
Lava-louças	09:00	10:00	12:00	00:45	1.5
Máquina de Lavar	08:00	20:00	22:00	01:00	0.5
Chuveiro (acionamento 2)	19:00	19:00	23:00	01:00	3.5
Panela Elétrica	15:00	19:00	20:00	01:00	1.1
AC 1	17:00	20:00	23:59	04:00	1.3
AC 2	17:00	20:00	23:59	00:45	1.0
Microondas	19:00	20:00	21:00	00:15	1.2
Carregador (Veículo Elétrico)	00:00	00:00	08:00	06:00	7.4

Fonte: A autora.

Na Figura 20, estão representadas as curvas de demanda, sem SGEC e com SGEC. Pode-se notar na curva de demanda dos consumidores ativos após o agendamento feito pelo

SGER (em roxo), que há um deslocamento do horário de ponta, transferindo as cargas do período de 19 a 21 horas para o período de 21 a 23 horas. Nos demais horários, não há deslocamento na curva dos consumidores ativos, tendo em vista que qualquer mudança, não afetará no custo. Quanto à curva total da comunidade após o SGER (verde), vê-se uma diminuição na maior parte do dia, exceto no período após às 21 horas, que é o intervalo em que há a transferência das cargas controláveis que estavam no horário de ponta. Então, gera-se na curva total um pico entre às 22 e 23 horas, por conta das cargas controláveis.

Figura 20 – Curvas de demanda ao longo do dia - Cenário 2

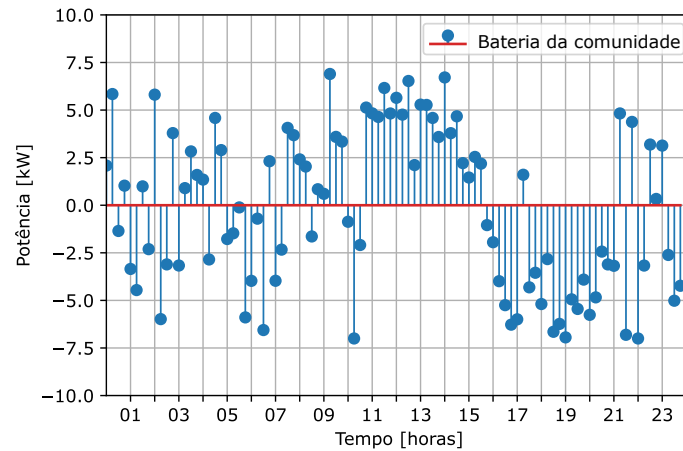


Fonte: A autora.

O comportamento da potência de carga e descarga da bateria pode ser observado na [Figura 21](#). Quando a potência é negativa, a bateria está descarregando, fornecendo energia para a comunidade, e quando é positiva, está carregando. Dessa forma, o algoritmo proposto realiza o agendamento otimizado da bateria, encontrando uma solução onde a bateria carrega em períodos fora ponta e de maior disponibilidade de energia vinda da geração [FV](#) e descarrega nos períodos de ponta, onde o preço da energia é maior. Esse comportamento pode ser melhor observado na [Figura 22](#), na qual está representada a curva característica da energia da bateria ao longo do dia, juntamente com a curva de geração [FV](#) e o preço da tarifa branca.

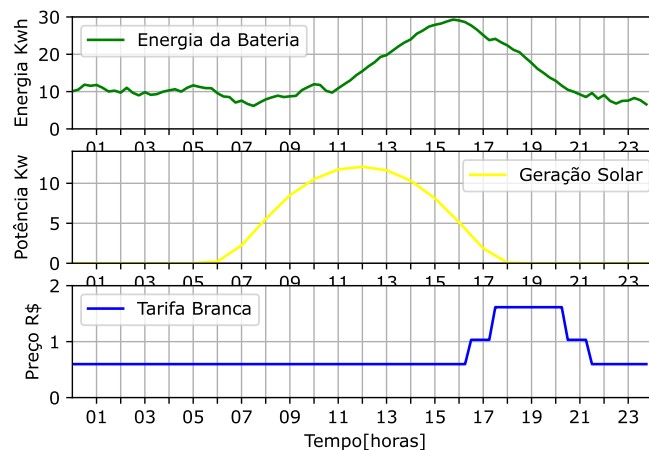
Na [Tabela 8](#) estão os resultados de custo e conforto total da comunidade e para os consumidores, individualmente. A comunidade teve uma redução diária de 19,45% na sua conta

Figura 21 – Potência da Bateria - Cenário 2



Fonte: A autora.

Figura 22 – Energia da bateria, geração FV e preço da tarifa branca ao longo do dia - Cenário 2



Fonte: A autora.

de energia, após o [SGEC](#). Note que os consumidores ativos 1 e 2 têm um ganho maior em sua conta de energia individual, devido à geração [FV](#) local que possuem, os demais consumidores apresentam o mesmo valor de custo. O nível de conforto relativo é o mesmo para todos os consumidores ativos: conforto máximo (1,0) no cenário base e 0,77 para este cenário. Na [Figura 23](#) estão ilustradas as cargas controláveis ao longo do dia, comparando-as nos horários preferidos pelo consumidor e nos horários do agendamento do [SGEC](#). Pode-se ver que houve um atraso nos horários de acionamento do chuveiro elétrico (acionamento 2), que é o horário do banho noturno do consumidor. Dessa forma, ao invés do banho às 19 horas, será às 22 horas. As outras cargas que sofrem alteração no seu horário de acionamento são: panela elétrica e aparelhos de ar-condicionado. As cargas do período fora de ponta mantêm-se em seus horários preferenciais.

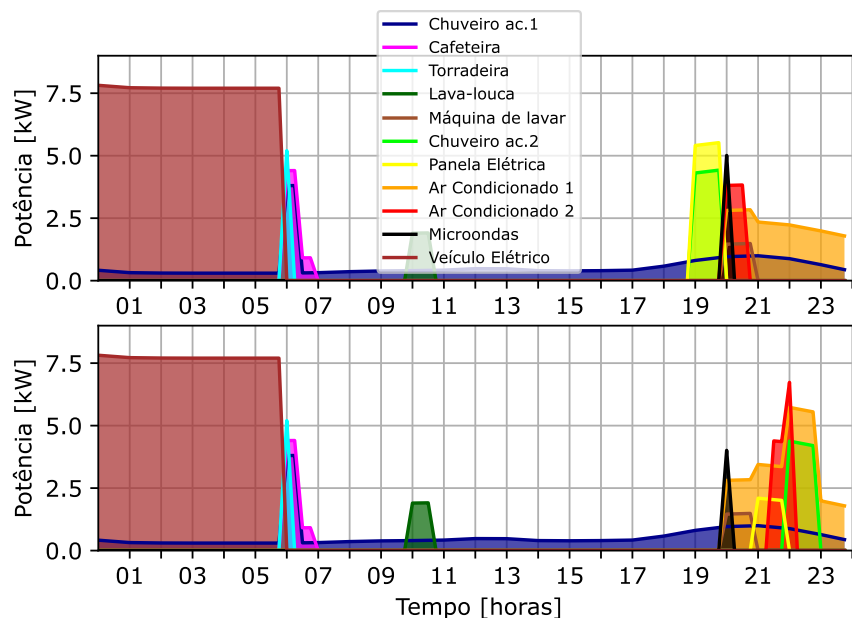
Dessa forma, o consumidor ativo neste cenário, consegue uma economia de 16,66%, mantendo um nível de conforto razoável.

Tabela 8 – Resultados - Cenário 2

	Custo (R\$) (Base)	Custo (R\$) SGEC	Ganho (%) Custo	Conforto (Base)	Conforto SGEC
Comunidade	661,74	533,02	19,45%	-	-
Consumidor Passivo	13,45	9,77	27,33%	-	-
Consumidor Ativo (1 e 2)	52,71	42,13	20,06%	1	0,77
Consumidor Ativo (Demais)	52,71	43,93	16,66%	1	0,77

Fonte: A autora.

Figura 23 – Cargas antes e após agendamento do SGER - Cenário 2



Fonte: A autora.

Neste cenário, não utiliza-se o caso de restrição de demanda, já que há o carregador do veículo elétrico que opera com potência maior do que as demais cargas do consumidor.

5.5 Comparação com Tarifa Constante

Os resultados das simulações realizadas nos dois cenários definidos foram apresentados nas seções anteriores (5.3 e 5.4), com o objetivo de analisar e comprovar o desempenho do SGER proposto, quando se utiliza um sistema de tarifação ToU. Os valores de tarifação utilizados são os que estão em vigência no Brasil no ano de 2024, com os postos tarifários e

preços definidos pela distribuidora de energia Enel-Ce. Contudo, esta seção tem o objetivo de verificar a aplicação no cenário de RD residencial brasileiro, analisando vantagens/desvantagens do uso da tarifa branca. Para isto, é comparado o custo financeiro da comunidade e consumidores individuais usando tarifa branca com o custo usando tarifa constante. No caso onde se utiliza tarifa constante, a presença do SGER nas residências não produzirá nenhum efeito, já que não há variação de preço ao longo do dia.

Na Tabela 9 estão apresentados os resultados do custo financeiro diário da comunidade, usando tarifa branca e tarifa constante, com o objetivo de compará-los. Veja que para todos os casos, exceto o caso do perfil de consumo B com SGECE, não há vantagem em se utilizar a tarifa branca. Pelo contrário, há um aumento no custo diário. Dessa forma, pode-se constatar que a janela de oportunidades que a tarifa ToU brasileira oferece é muito baixa, sendo necessário um perfil de consumo elevado nos períodos fora ponta, para se obter economia.

Tabela 9 – Custo Financeiro Diário da comunidade (R\$) utilizando tarifa constante (TC) e tarifa branca (TB)

	Custo (TC)	Custo (TB)	Ganho (%) (TB x TC)
Base - Perfil A	327,69 R\$	402,87 R\$	-22,94%
Com SGECE - Perfil A	285,05 R\$	309,53 R\$	-8,58%
Base - Perfil B	632,91 R\$	661,74 R\$	- 4,55%
Com SGECE - Perfil B	563,20 R\$	534,02 R\$	+ 5,18%

Fonte: A autora.

É importante destacar que o valor de +5,18% é o ganho por utilizar Tarifa Branca em vez de Tarifa constante com SGECE, nada tem a ver com o ganho individual do SGECE em relação ao caso base. Neste caso, o ganho do SGECE para o perfil A utilizando Tarifa Constante é de +13,01% (diferença entre os custos 327,69 R\$ e 285,05 R\$) e para o perfil B, é de +11,01% (diferença entre os custos 632,91 R\$ e 563,20 R\$). Esses ganhos são referentes à geração FV e sistema de armazenamento da comunidade, já que não há necessidade de agendamento de cargas, pois não há variação na tarifa ao longo do dia.

5.6 Arquitetura Alternativa e Análise de Escalabilidade

O SGECE proposto na metodologia é um sistema distribuído. Logo, a otimização é realizada de forma distribuída: o agendamento das cargas controláveis é realizado pelos consumidores ativos, e apenas o gerenciamento dos recursos energéticos distribuídos da comunidade,

incluindo o agendamento da bateria, é realizado pelo controlador. Pelo fato de dividir o agendamento das cargas totais da comunidade, em cada residência, o sistema possui uma escalabilidade, pois o aumento no número dos consumidores não impactará significativamente em termos de tempo de execução da otimização. É importante mencionar que é considerado um sistema de comunicação bidirecional entre o controlador e os consumidores ativos.

Contudo, apesar das vantagens de um sistema distribuído, há uma complexidade inerente à estrutura de comunicação entre o controlador e os SGERs de cada consumidor ativo. Então, o sistema de gerenciamento da comunidade é simulado com uma arquitetura centralizada, onde não há os SGERs em cada consumidor. Dessa forma, todo o agendamento das cargas controláveis é realizado pelo controlador. Esta seção tem o objetivo de apresentar a análise de escalabilidade do sistema proposto, caso a arquitetura fosse centralizada e toda a otimização fosse realizada no controlador. Para isto, foram realizadas simulações com quantidades maiores de consumidores/residências. Foi feita uma proporção em que os consumidores passivos constituem em torno de 30% do total de consumidores da comunidade. As simulações estão divididas em 4 casos:

- Caso 1: 100 consumidores ativos + 40 consumidores passivos
- Caso 2: 500 consumidores ativos + 200 consumidores passivos
- Caso 3: 2000 consumidores ativos + 1000 consumidores passivos
- Caso 4: 10000 consumidores ativos + 3000 consumidores passivos

Em todos os casos, os consumidores ativos são configurados com os seguintes perfis de consumo: 25% dos consumidores com o perfil de consumo A ([Tabela 4](#)), 25% dos consumidores com o perfil de consumo B ([Tabela 7](#)) e 50% dos consumidores com o perfil de consumo gerado de forma aleatória.

A configuração para gerar as 11 cargas aleatórias foi a seguinte:

- **Cargas do horário fora ponta:** 5 cargas com o instante ideal de acionamento gerado aleatoriamente no intervalo de [00:00h à 16:30h]
- **Cargas do horário de ponta:** 6 cargas com o instante ideal de acionamento gerado aleatoriamente no intervalo de [16:30h à 23:59h].
- **Tempo de duração (em minutos):** gerado aleatoriamente, no intervalo de [15min a 3h].
- **Potência de operação:** gerada aleatoriamente no intervalo de [0,3 a 2,0 kW].

Para cada caso, considera-se um sistema de geração **FV** com capacidade de geração de 10% da demanda total inicial da comunidade. Para o sistema de armazenamento por baterias,

os parâmetros estão descritos na [Tabela 10](#). Para todos os casos, foram realizadas simulações sem restrição de demanda e com restrição de demanda:

- Caso 1: restrição de demanda de 450 kW
- Caso 2: restrição de demanda de 2,4 MW
- Caso 3: restrição de demanda de 9 MW
- Caso 4: restrição de demanda de 48 MW

Tabela 10 – Parâmetros da Bateria da comunidade - análise de escalabilidade

Energia máxima ($E^{cm,B(max)}$)	Energia mínima ($E^{cm,B(min)}$)	Energia Inicial ($E^{cm,B(init)}$)	Eficiência (η_e)	Tx. de carga/descarga ($P^{cm,B(ch/dis)}$)
250 kWh	50 kWh	80 kWh	0,9	± 30 kW

Fonte: A autora

Na [Tabela 11](#) estão apresentados os resultados do ganho (em %) no custo total da comunidade e o tempo de execução do algoritmo para cada caso, sem restrição de demanda (SRD) e com restrição de demanda (CRD). Os tempos de execução foram separados, para identificar o tempo em cada etapa de otimização: o tempo do algoritmo que realiza o agendamento de todas as cargas dos consumidores ativos e o tempo do [Algoritmo Genético \(AG\)](#) que realiza o agendamento do perfil de carga/descarga da bateria da comunidade. Houve uma redução no ganho, se comparado com os cenários 1 e 2. Porém, isso se deve à capacidade da bateria utilizada: não aumentou-se a capacidade da bateria proporcionalmente ao aumento da demanda. Para todos os casos, foram utilizados os mesmos parâmetros de bateria, a fim de simular um cenário mais realístico, devido às limitações de toda uma instalação de um sistema de baterias de grande porte.

Tabela 11 – Resultados - Análise de escalabilidade

	Ganho (%) Custo Total	Tempo Ag. das cargas	Tempo Ag. da bateria
Caso 1-SRD (100 cons. ativos)	17,98 %	93,72 ms	5,75 min
Caso 1-CRD (100 cons. ativos)	16,03 %	0,69 min	5,77 min
Caso 2-SRD (500 cons. ativos)	15,83%	0,51 s	5,69 min
Caso 2-CRD (500 cons. ativos)	14,43%	3,07 min	5,69 min
Caso 3-SRD (2000 cons. ativos)	14,93 %	2,94 s	5,91 min
Caso 3-CRD (2000 cons. ativos)	12,80 %	16,4 min	5,92 min
Caso 4-SRD (10000 cons. ativos)	15,28 %	11,58 s	5,71 min
Caso 4-CRD (10000 cons. ativos)	13,27%	64,73 min	5,70 min

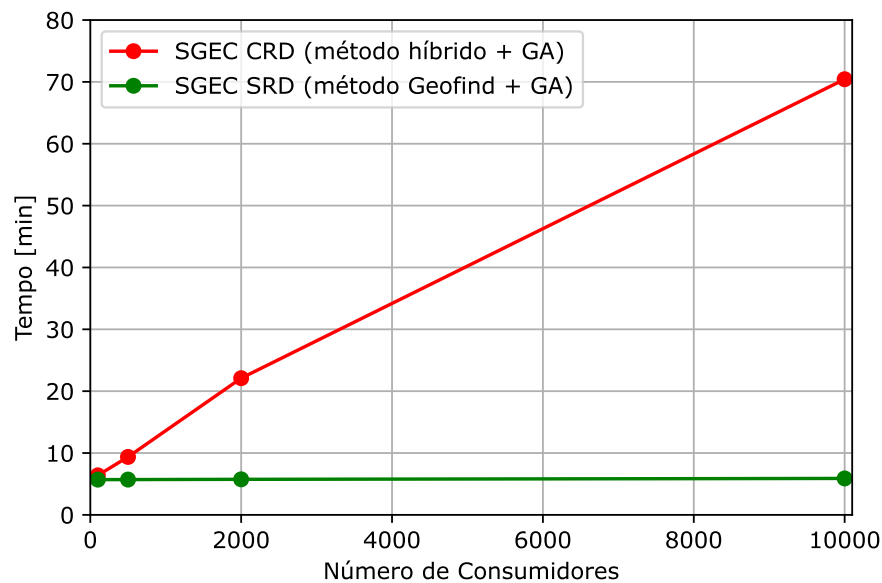
Fonte: A autora.

Em relação ao tempo de execução, para todos os casos, não há mudanças significati-

vas no tempo do AG, pois o número de consumidores não influencia nesta etapa. Diferentemente do tempo de execução do algoritmo para agendamento das cargas, que sofre influência direta do número de consumidores. Nos casos SRD, o algoritmo *Geofind* realiza o agendamento das cargas em um tempo muito pequeno, comparado às técnicas comumente utilizadas para este fim. Para os casos CRD, o tempo do algoritmo híbrido proposto cresce à medida que o número de consumidores aumenta. Ainda assim, para o caso de 10000 consumidores ativos, leva pouco mais de 1 hora para realizar a otimização.

Na Figura 24 está o gráfico que relaciona o número de consumidores ativos com o tempo de execução do SGEC, caso esteja organizado de forma centralizada. Pelos resultados obtidos, o sistema torna-se implementável para os casos testados, sem e com restrição de demanda. Perceba que o tempo total de execução do sistema é o tempo de agendamento das cargas mais o tempo de agendamento da bateria. Logo, para os casos SRD, o tempo total é pouco mais de 6 minutos. Já para os casos CRD, o tempo máximo (para 10000 consumidores) é em torno de 1 hora e 10 minutos, o que torna o sistema escalável e praticável, pois trata-se de um sistema *day-ahead*. No caso 3, o tempo total é de pouco mais de 20 minutos, conseguindo obter um tempo menor do que o apresentado em Deng *et al.* (2023), que levou em torno de 39 minutos em um cenário com 2000 consumidores.

Figura 24 – Tempo de execução x Número de consumidores ativos



Fonte: A autora.

6 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Nesta tese, foi apresentado um [Sistema de Gerenciamento de Energia para Comunidades \(SGEC\)](#) no cenário de [RD](#) brasileiro. O sistema utiliza o conceito de geração distribuída e estratégia de [RD](#) baseada em preços, usando o sistema de tarifas [ToU](#) brasileiro, a Tarifa Branca. O objetivo do [SGEC](#) proposto é minimizar o custo pelo uso da energia da comunidade, realizando a otimização em dois níveis: nível do controlador da comunidade, em que é realizado o agendamento otimizado da energia elétrica vinda do sistema de armazenamento da bateria; e o nível dos consumidores, em que se realiza o agendamento otimizado das cargas controláveis de cada consumidor que participa da estratégia de [RD](#).

Nas simulações, foram considerados diferentes tipos de consumidores: consumidores passivos, que apenas compartilham a energia vinda das fontes distribuídas, mas não participam da estratégia de [RD](#); e consumidores ativos que, além de compartilhar a energia das fontes distribuídas, também participam da estratégia de [RD](#) e têm possibilidade de geração individual local. Além disso, foram realizadas simulações em diferentes cenários com 2 perfis de consumo diferentes, para os consumidores ativos e, considerando caso com e sem restrição de demanda. Para a otimização no nível do consumidor, considerou-se custo e nível de conforto do usuário e foi utilizado um método inovador de otimização por espaços tarifários para os casos sem restrição de demanda e um método híbrido para os casos com restrição de demanda.

Os resultados comprovam a eficácia do [SGEC](#), realizando o agendamento ótimo do perfil de carga/descarga da bateria, a fim de reduzir o custo da energia. Os gráficos apresentados demonstram que a bateria carrega nos momentos de maior disponibilidade de energia, que é o período de maior geração solar, e descarrega, fornecendo energia para a comunidade, nos períodos de ponta, em que os preços da energia são mais altos. Nos melhores casos, o sistema consegue alcançar uma economia financeira diária de 28%, considerando as capacidades dos recursos propostos em cada cenário proposto. Essa economia financeira é proporcional à capacidade dos recursos de energia distribuída disponíveis.

Nos resultados apresentados na seção de análise de escalabilidade, mostrou-se que a solução proposta pode se adequar a uma arquitetura centralizada, onde toda a otimização, tanto das cargas dos consumidores quanto da bateria da comunidade é realizada no nível do controlador da comunidade. A solução foi analisada em quatro casos diferentes, verificando o tempo de execução para cada etapa de otimização, com casos sem e com restrição de demanda. Para o caso com maior número de consumidores (13000), sendo 10000 consumidores ativos, o sistema

levou em torno de 1 hora e 10 minutos para execução total, o que torna o sistema escalável e praticável também com arquitetura centralizada, já que trata-se de um sistema *day-ahead*.

Como trabalhos futuros, pretende-se ampliar o modelo do [SGER](#) presente no nível do consumidor: o modelo atual considera apenas as cargas deslocáveis no tempo, as *shiftable loads*. Então, pretende-se ampliar o modelo para considerar cargas controláveis pela potência e cargas elásticas, modelo específico para veículos elétricos. Em relação à aplicação, pretende-se testar o sistema com outros cenários de [RD](#) mundiais, com os sistemas de tarifa ToU existentes, a fim de verificar o ganho em relação à tarifação fixa e analisar os diferentes cenários de [RD](#). Em relação ao cenário de [RD](#) no Brasil, pode-se realizar um estudo mais detalhado, a fim de identificar se há outros perfis de consumo que realmente conseguem obter boas vantagens financeiras com o uso da Tarifa Branca.

REFERÊNCIAS

- ABBASI, A.; KHALID, H. A.; REHMAN, H.; KHAN, A. U. **A Novel Dynamic Load Scheduling and Peak Shaving Control Scheme in Community Home Energy Management System Based Microgrids**. IEEE Access, v. 11, p. 32508–32522, 2023.
- ABGD. **Associação Brasileira de Geração Distribuída**. 2024. Disponível em: <https://www.abgd.com.br/portal/geracao-propria-de-energia-atinge-30-gw-no-brasil/>. Acesso em: 06 nov. 2024.
- ABVE. **Associação Brasileira do Veículo Elétrico**. 2024. Disponível em: <https://abve.org.br/vendas-de-eletrificados-em-2024-ja-ultrapassam-total-de-2023/>. Acesso em: 24 out. 2024.
- ALBUQUERQUE, P. U. B.; OHI, K. A. D.; PEREIRA, N. S.; PRATA, B. A.; BARROSO, G. C. Proposed architecture for energy efficiency and comfort optimization in smart homes. **JCAE - Journal of Control, Automation and Electrical Systems**, Springer, v. 29, p. 718–730, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s40313-018-0410-y>.
- ALBUQUERQUE, P. U. B. de. **Estudo e desenvolvimento de abordagens multiobjetivo baseadas em programação linear e em metaheurísticas para otimização do custo com energia elétrica e do conforto do usuário**. Dissertação (Doutorado em Engenharia de Teleinformática) – Departamento de Engenharia de Teleinformática, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2018.
- ANEEL. **Nota Técnica nº 362/2010-SRE-SRD/ANEEL, de 06 de dezembro de 2010**. 2010. Disponível em: http://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/audiencia/arquivo/2010/120/documento/nota_tecnica_n%C2%BA_362_2010_sre-srd-aneel.pdf. Acesso em: 14 out. 2024.
- ANEEL. **Tarifa Branca - Quantidade de unidades consumidoras**. 2022. Disponível em: <https://www.gov.br/aneel/pt-br/centrais-de-conteudos/relatorios-e-indicadores/tarifas-e-informacoes-economico-financeiras>. Acesso em: 21 out. 2024.
- BAUWENS, T.; SCHRAVEN, D.; DREWING, E.; RADTKE, J.; HOLSTENKAMP, L.; GOTCHEV, B.; YILDIZ, **Conceptualizing community in energy systems: A systematic review of 183 definitions**. Renewable and Sustainable Energy Reviews, v. 156, n. 111999, 2022.
- COSTA, J. R.; BARROSO, G. C.; SOUZA, D. A.; BATISTA, J. G.; JÚNIOR, A. B. d. S.; RIOS, C. S. d. N.; VASCONCELOS, F. J. d. S.; NASCIMENTO, J. N. d. J.; BEZERRA, I. S.; LIMA, A. F. d.; SANTANA, K. A. d.; JÚNIOR, J. R. d. O. **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, v. 23, n. 6, 2023.
- COSTA, J. R. da. **Modelagem e Análise de um Smart Condominium Controller Utilizando Inteligência Astifical**. Dissertação (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Departamento de Engenharia Elétrica, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2023.
- COUTINHO, L. R. R. **Tariff Spaces: A New Concept for Optimizing the Use of Electrical Loads in Smart Homes**. Dissertação (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2024.

- COUTINHO, L. R. R.; BARROSO, G. C.; PRATA, B. d. A. **A Scheduler for Smart Home Appliances Based on a Novel Concept of Tariff Space**. *Sensors*, v. 24, n. 1875, 2024.
- CRESESB. **Centro de Referência para as Energias Solar e Eólica Sergio de S. Brito**. 2017. Disponível em: <https://cresesb.cepel.br/>. Acesso em: 12 out. 2024.
- DENG, Y.; LUO, F.; ZHANG, Y.; MU, Y. **An efficient energy management framework for residential communities based on demand pattern clustering**. *Applied Energy*, v. 347, n. 121408, 2023.
- DENG, Y.; ZHANG, Y.; LUO, F.; MU, Y. **Hierarchical energy management for community microgrids with integration of second-life battery energy storage systems and photovoltaic solar energy**. *IET Energy Systems Integration*, v. 4, p. 206–219, 2022.
- DINH, H. T.; KIM, D.; KIM, D. **MILP-based optimal day-ahead scheduling for a system-centric community energy management system supporting different types of homes and energy trading**. *Scientific Reports*, v. 12, n. 18305, 2022.
- ESMIN, A. A. A. **Generating Fuzzy Rules from Examples Using the Particle Swarm Optimization Algorithm**. *Seventh International Conference on Hybrid Intelligent Systems*, 2007.
- FILHO, P. d. T. F. B.; ALBUQUERQUE, P. U. B.; PRATA, B. d. A.; BARROSO, G. C. **A SMART HOME CONTROLLER USING AN INTEGER PROGRAMMING APPROACH FOR THE OPTIMIZATION OF CONSUMER ECONOMIC SAVING AND COMFORT**. *XII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (XII SBAI)*, 2015.
- FILHO, P. de T. F. B. **Proposição de um Controlador de Cargas Inteligente Considerando Custo Energético e Conforto Baseado em Programação Linear Inteira**. *Dissertação (Mestrado em Engenharia de Teleinformática) – Departamento de Engenharia de Teleinformática, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza*, 2016.
- GIORGIO, A. D.; PIMPINELLA, L. **An event driven smart home controller enabling consumer economic saving and automated demand side management**. *Applied Energy*, v. 96, p. 92–103, 2012.
- GOMES, I.; RUANO, M.; RUANO, A. **From home energy management systems to communities energy managers: The use of an intelligent aggregator in a community in Algarve, Portugal**. *Energy & Buildings*, v. 298, n. 113588, 2023.
- GOULART, J. F. **Programas de resposta da demanda no setor elétrico brasileiro à luz de experiências internacionais**. *Dissertação (Mestrado em Engenharia de Energia) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Energia, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá*, 2023.
- HOLLAND, J. **Algoritmos Genéticos: Princípios e Aplicações**. *Scientific American*, v. 267, p. 66–72, 1992.
- KATOCH, S.; CHAUHAN, S. S.; KUMAR, V. **A review on genetic algorithm: past, present, and future**. *Multimedia Tools and Applications*, v. 80, p. 8091–8126, 2020.
- KENNEDY, J.; EBERHART, R. **Particle swarm optimization**. *IEEE International Conference on Neural Networks*, 1995.

- OHI, D. K. de A. **Solução de Gerenciamento e Controle de Carga Distribuído para Gestão de Energia Elétrica Residencial**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Departamento de Engenharia Elétrica, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2018.
- PACHECO, M. A. C. **Algoritmos Genéticos: Princípios e Aplicações**. Multimedia Tools and Applications, v. 80, p. 8091–8126, 2004.
- RAJASEKHAR, B.; PINDORYIA, N.; TUSHAR, W.; YUEN, C. **Collaborative Energy Management for a Residential Community: A Non-Cooperative and Evolutionary Approach**. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computation Intelligence, v. 3, n. 3, 2019.
- RASHID, M. U.; ALOTAIBI, M. A.; CHOWDHURY, A. H.; RAHMAN, M.; ALAM, S.; HOSSAIN, A.; ABIDO, M. A. **Home Energy Management for Community Microgrids Using Optimal Power Sharing Algorithm**. Energies, v. 14, n. 1060, 2021.
- SANTOS, S. A. B.; OHI, D. K. d. A.; ALBUQUERQUE, P. U. B.; BEZERRA, J. R.; BARROSO, G. C. **Smart Home Controller: Otimização Multi-objetivo Utilizando a Meta-Heurística PSO**. Congresso Brasileiro de Automática (CBA), 2018.
- SANTOS, S. A. B.; SOARES, J. M.; BARROSO, G. C.; PRATA, B. d. A. **Demand response application in industrial scenarios: A systematic mapping of practical implementation**. Expert Systems With Applications, v. 215, n. 119393, 2023.
- SANTOS, S. A. B. dos. **Utilização da Meta-Heurística PSO para Otimização Multiobjetivo de um Smart Home Controller**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Departamento de Engenharia Elétrica, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2019.
- SCHOOR, T. v. d.; SCHOLTENS, B. **The power of friends and neighbors: a review of community energy research**. Environmental Sustainability, v. 39, p. 71–80, 2019.
- ZHANG, F.; LUO, F.; DONG, Z.; LIU, Y.; RANZI, G. **Hierarchical energy management scheme for residential communities under grid outage event**. IET Smart Grid, v. 3, p. 174–181, 2020.