

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE COMPUTAÇÃO
CURSO DE BACHARELADO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

LEONARDO VEIGA ACIOLY FILHO

TECNOLOGIAS DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA AVALIADAS VIA
INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: UMA ABORDAGEM APLICADA A MICRO-REDES

RIO DE JANEIRO
2023

LEONARDO VEIGA ACIOLY FILHO

TECNOLOGIAS DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA AVALIADAS VIA
INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: UMA ABORDAGEM APLICADA A MICRO-REDES

Trabalho de conclusão de curso de graduação
apresentado ao Instituto de Computação da
Universidade Federal do Rio de Janeiro como
parte dos requisitos para obtenção do grau de
Bacharel em Ciência da Computação.

Orientadora: Profa. Carla Amor Divino Moreira Delgado
Co-orientadora: Profa. Carolina Gil Marcelino

RIO DE JANEIRO

2023

CIP - Catalogação na Publicação

A181t Acioly Filho, Leonardo Veiga
Tecnologias de armazenamento de energia
avaliadas via inteligência artificial: uma
abordagem aplicada a micro-redes / Leonardo Veiga
Acioly Filho. -- Rio de Janeiro, 2023.
59 f.

Orientadora: Carla Amor Divino Moreira Delgado.
Coorientadora: Carolina Gil Marcelino.
Trabalho de conclusão de curso (graduação) -
Universidade Federal do Rio de Janeiro, Instituto
de Computação, Bacharel em Ciência da Computação,
2023.

1. Inteligência artificial. 2. Otimização. 3.
Sistemas de micro-rede. 4. Baterias. I. Delgado,
Carla Amor Divino Moreira, orient. II. Marcelino,
Carolina Gil, coorient. III. Título.


LEONARDO VEIGA ACIOLY FILHO

TECNOLOGIAS DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA AVALIADAS VIA
INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: UMA ABORDAGEM APLICADA A MICRO-REDES


Trabalho de conclusão de curso de graduação
apresentado ao Instituto de Computação da
Universidade Federal do Rio de Janeiro como
parte dos requisitos para obtenção do grau de
Bacharel em Ciência da Computação.

Aprovado em 19 de Outubro de 2023


BANCA EXAMINADORA:

Documento assinado digitalmente
 **CARLA AMOR DIVINO MOREIRA DELGADO**
Data: 08/11/2023 14:35:32-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Profa. Carla Amor Divino Moreira Delgado, D.Sc.
(IC/UFRJ)

Documento assinado digitalmente
 **CAROLINA GIL MARCELINO**
Data: 05/11/2023 19:11:29-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Profa. Carolina Gil Marcelino, D.Sc.
(IC/UFRJ)

Documento assinado digitalmente
 **MARIA HELENA CAUTIERO HORTA JARDIM**
Data: 05/11/2023 05:46:52-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Profa. Maria Helena Cautiero Horta Jardim, D.Sc.
(IC/UFRJ)

Assinado por: **LEONEL DE MAGALHÃES CARVALHO**
Num. de Identificação: 12728726
Data: 2023.11.04 19:09:51+00'00'

Prof. Leonel de Magalhães Carvalho, PhD.
(Universidade Lusófona, Porto-PT)

AGRADECIMENTOS

Eu gostaria de agradecer minha orientadora Carla Amor Divino Moreira Delgado e co-orientadora Carolina Gil Marcelino por terem me orientado de maneira inestimável, terem tido paciência com as minhas questões e dúvidas, estarem sempre dispostas e presentes, e por terem me guiado na difícil jornada da pesquisa e escrita acadêmica.

Eu agradeço ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo apoio financeiro a partir das bolsas PIBIC/PIBITI-UFRJ e PIBIC/PIBITI-CNPq de Iniciação Científica e pela chamada CNPq/MCTI/SEMPI n. 14/2021 (processo: 402178/2021-1) de Iniciação Tecnológica (ITC), pelo projeto CAPES (processo: 23038.006 308/2021-70) que foram fundamentais para desenvolvimento da pesquisa. Sou grato aos colegas do Laboratório LC3 do IC/NCE/UFRJ por me acolherem primorosamente e me alocarem para usufruir dos recursos do espaço.

Por fim, sou grato à minha família por ter me apoiado e incentivado nessa jornada acadêmica, e principalmente por ter me dado determinação e persistência para continuar nessa caminhada.

RESUMO

A eficiência energética é um objetivo muito importante nas redes elétricas, pois, com a crescente demanda por energia elétrica, utilizar os recursos de modo inteligente se torna cada vez mais fundamental. Uma das formas de tratar essa eficiência está na resolução de um problema de despacho econômico, isto é, obter a maior eficiência na geração de energia enquanto se minimiza o custo envolvido nessa operação. Além disso, existe uma grande preocupação com a sustentabilidade acerca de uma enorme gama de tecnologias modernas. Tendo isso em vista, os Sistemas de Micro-rede Híbridos são redes elétricas inteligentes que visam suprir tanto a crescente demanda, com polos de geração distribuída, quanto manter uma boa relação com o meio ambiente a partir da geração de energia limpa e com uso de fontes renováveis. As micro-redes podem ser usadas tanto para a redução do custo da energia elétrica, como sistemas de apoio, quando conectadas à rede pública, quanto para o suprimento de carga operando isoladamente (*off-grid*). Elas são formadas por 4 componentes principais: geradores de energia elétrica, um controlador para gerenciamento da micro-rede, consumidores e um sistema de armazenamento de energia. Nesse aspecto, modelando o despacho econômico como um problema de otimização, o algoritmo evolutivo C-DEEPSO pode ser proposto como um mecanismo para a busca de soluções desse problema, no qual será possível encontrar soluções otimizadas de maneira simples e eficiente. Sendo assim, o presente estudo visou analisar o impacto do sistema de armazenamento de energia da bateria por meio de dois modelos de otimização contextualizados em território brasileiro, no Complexo Eólico de Osório em Mato Grosso do Sul. Esses dois modelos diferem no conjunto de variáveis que o C-DEEPSO irá otimizar, no qual o modelo original possui a capacidade de armazenamento da bateria pré-fixada e o modelo concorrente inclui essa variável no conjunto de variáveis a serem otimizadas. Desse modo, foram realizadas simulações utilizando um conjunto com 5 diferentes tecnologias de baterias para os principais objetivos de micro-redes: minimização do custo e da probabilidade de perda de carga e maximização do fator renovável. A partir dos resultados, ambos os modelos se mostraram semelhantes na maioria dos experimentos. Nesse caso, o modelo original não obteve resultados desejáveis, enquanto que o modelo modificado permaneceu com bons resultados, mostrando que o segundo modelo possui uma flexibilidade maior devido a possibilidade de ajustar a capacidade da bateria de acordo com suas características.

Palavras-chave: otimização; algoritmos evolutivos; redes inteligentes; eficiência energética.

ABSTRACT

Energy efficiency is a very important objective in electrical networks, as, with the growing demand for electrical energy, using resources intelligently becomes increasingly fundamental. One of the ways to address this efficiency is to solve an economic dispatch problem, that is, obtaining the greatest efficiency in energy generation while minimizing the cost involved in this operation. Furthermore, there is great concern about sustainability related to a wide range of modern technologies. With this in mind, Hybrid Microgrid Systems are intelligent electrical networks that aim to meet both growing demand, with distributed generation poles, and maintain a good relationship with the environment through the generation of clean energy and the use of renewable sources. Microgrids can be used both to reduce the cost of electrical energy, as support systems, when connected to the public grid, and to supply loads operating in isolation (off-grid). They are made up of 4 main components: electrical energy generators, a controller for microgrid management, consumers and an energy storage system. In this aspect, modeling economic dispatch as an optimization problem, the C-DEEPSO evolutionary algorithm can be proposed as a mechanism for searching for solutions to this problem, in which it will be possible to find optimized solutions in a simple and efficient way. Therefore, the present study aimed to analyze the impact of the battery energy storage system through two optimization models contextualized in Brazilian territory, at the Osório Wind Complex in Mato Grosso do Sul. These two models differ in the set of variables that C-DEEPSO will optimize, in which the original model has the battery storage capacity pre-fixed and the competing model includes this variable in the set of variables to be optimized. Thus, simulations were carried out using a set of 5 different battery technologies for the main objectives of microgrids: minimizing the cost and probability of power loss and maximizing the renewable factor. From the results, both models were similar in most experiments. In this case, the original model did not obtain desirable results, while the modified model remained with good results, showing that the second model has greater flexibility due to the possibility of adjusting the battery capacity according to its characteristics.

Keywords: optimization; evolutionary algorithm; hybrid microgrid system; C-DEEPSO.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Sistema Micro-rede Híbrido	26
Figura 2 – Gráficos dos dados meteorológicos e da carga demandante	39
Figura 3 – Gráficos pizza Lead Acid Gel AGM	41
Figura 4 – Gráficos de desempenho Lead Acid Gel AGM	41
Figura 5 – Gráficos pizza LiFePO4	42
Figura 6 – Gráficos de desempenho LiFePO4	43
Figura 7 – Gráficos pizza Ni-Cd	43
Figura 8 – Gráficos de desempenho Ni-Cd	44
Figura 9 – Gráficos pizza NaNiCl	45
Figura 10 – Gráficos de desempenho NaNiCl	45
Figura 11 – Gráficos pizza Redox Flow Vanadium	46
Figura 12 – Gráficos de desempenho Redox Flow Vanadium	46
Figura 13 – Captura de tela do site SoDa	59

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Informações consideradas das baterias.	39
Tabela 2 – Resultados de otimização (Capacidade Estática)	40
Tabela 3 – Resultados de otimização (Capacidade Otimizada)	40
Tabela 4 – Resultados médios de otimização com capacidade estática (Residencial)	55
Tabela 5 – Resultados médios de otimização com capacidade estática (Industrial)	56
Tabela 6 – Resultados médios de otimização com capacidade otimizada (Residencial)	56
Tabela 7 – Resultados médios de otimização com capacidade otimizada (Industrial)	57

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Estratégias da Evolução Diferencial	21
Quadro 2 – Vantagens e desvantagens da Chumbo-Ácido	32
Quadro 3 – Vantagens e desvantagens da Fosfato de Lítio Ferro	33
Quadro 4 – Vantagens e desvantagens da Níquel-Cádmio	34
Quadro 5 – Vantagens e desvantagens da Cloreto de Sódio-Níquel	35
Quadro 6 – Vantagens e desvantagens da Fluxo Redox de Vanádio	36

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AGM	Absorbed Glass Mat
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
BMS	Battery Management System
C-DEEPSO	Canonical Differential Evolutionary Particle Swarm Optimization
DE	Differential Evolution
DEEPSO	Differential Evolutionary Particle Swarm Optimization
DOD	Depth of Discharge
EMS	Energy Management System
EPSO	Evolutionary Particle Swarm Optimization
GD	Geração Distribuída
HMGS	Hybrid Microgrid System
LPSP	Loss of Power Supply Probability
PCS	Power Conversion System
PSO	Particle Swarm Optimization
RFV	Redox Flow Vanadium
SAE	Sistema de Armazenamento de Energia
SOC	State of Charge
SoDa	Solar Radiation Data
VRLA	Valve Regulated Lead Acid
ZEBRA	Zero Emission Battery Research Activities

LISTA DE ALGORITMOS

1	Pseudocódigo Característico de um Algoritmo de Evolução Diferencial . . .	20
2	Recombinação Exponencial	21
3	Pseudocódigo Característico de um Algoritmo de Otimização por Enxame de Partículas	23
4	Pseudocódigo para o Algoritmo C-DEEPSO	25

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	PANORAMA DE ENERGIA ELÉTRICA NO BRASIL	13
1.2	PANORAMA DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA ELÉTRICA NO BRASIL	14
1.3	SISTEMA DE MICRO-REDE HÍBRIDO	15
1.4	OBJETIVOS	15
1.4.1	Objetivo Geral	15
1.4.2	Objetivos Específicos	15
1.5	ESTRUTURAÇÃO DO TRABALHO	16
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	17
2.1	OTIMIZAÇÃO ESCALAR	17
2.2	METAHEURÍSTICA EVOLUTIVA	18
2.2.1	Evolução Diferencial	19
2.2.2	Otimização por Enxame de Partículas	21
2.3	C-DEEPSO	23
2.4	FORMULAÇÃO DE UM SISTEMA MICRO-REDE HÍBRIDO	26
2.4.1	Net-Metering	27
2.4.2	Fluxo de Potência	27
2.4.3	Modelagem Matemática de Geração Via HMGS	28
3	BATERIAS EM UM HMGS	30
3.1	PRINCÍPIOS DAS BATERIAS RECARREGÁVEIS	30
3.2	BATERIAS UTILIZADAS NO ESTUDO	31
3.2.1	Bateria Chumbo-Ácido (Lead Acid Gel AGM)	31
3.2.2	Bateria Fosfato de Lítio Ferro (LiFePO ₄)	32
3.2.3	Bateria Níquel-Cádmio (Ni-Cd)	33
3.2.4	Bateria Cloreto de Sódio-Níquel	34
3.2.5	Bateria Fluxo Redox de Vanádio (Redox Flow Vanadium)	35
3.3	IMPACTO DO SAE EM UM HMGS	36
4	SIMULAÇÃO E RESULTADOS	38
4.1	CONTEXTUALIZAÇÃO DA SIMULAÇÃO	38
4.2	RESULTADOS OBTIDOS	40
4.2.1	Simulação com Lead Acid Gel AGM	41
4.2.2	Simulação com LiFePO ₄	42

4.2.3	Simulação com Ni-Cd	43
4.2.4	Simulação com NaNiCl e Redox Flow Vanadium	45
4.3	DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	47
5	CONCLUSÃO	48
5.1	TRABALHOS FUTUROS	49
	REFERÊNCIAS	50
	GLOSSÁRIO	53
	APÊNDICE A – SELEÇÃO DAS BATERIAS	55
	APÊNDICE B – EXTRAÇÃO DE DADOS PELO SODA	58

1 INTRODUÇÃO

1.1 PANORAMA DE ENERGIA ELÉTRICA NO BRASIL

A eletricidade é uma fonte de energia de grande importância para o desenvolvimento social e econômico das sociedades modernas. Porém, apesar de ser fundamental para a evolução da civilização, a energia elétrica traz consigo diversos desafios. Devido o crescimento da demanda por energia elétrica, novos modelos e tecnologias estão sendo propostos ao longo das décadas, com o intuito de melhorar a eficiência de geração e distribuição, visando reduzir impactos ambientais (LEITE, 2011).

No Brasil, a preocupação com esses impactos da geração de energia elétrica passou a entrar em pauta nos projetos de lei no início da década de 70, na qual o governo brasileiro começou a formalizar o interesse em ter uma produção energética mais sustentável. O Brasil é abundante em recursos hídricos, o que foi determinante para o uso de hidrelétricas como principal geradora de energia, e que ainda apresenta grande potencial de crescimento no país, com novos projetos para usinas deste tipo. Além disso, outras fontes de energia, como a eólica e a solar, vêm recebendo grande atenção devido seu caráter renovável e amigável ao meio ambiente (MALLOL-POYATO et al., 2016). A energia elétrica proveniente das turbinas eólicas e painéis fotovoltaicos é denominada energia limpa, assim como a energia gerada nas hidrelétricas.

É previsto que a demanda energética brasileira tenha grande aumento para os próximos anos, trazendo a necessidade de maior capacidade de geração (MARCHIORO; DAHMER; SOUZA, 2018). Parte dessa demanda energética vem sendo suprida pela geração distribuída, que tem mostrado forte crescimento com a proliferação dos painéis fotovoltaicos. Essa proliferação foi possível graças à modernização dos equipamentos, ocasionando a redução de custos. Essa expansão ocorre em contraste com a geração centralizada que vem tendo limitações cada vez mais frequentes, principalmente pela questão ecológica (IGLESIAS; GOMES, 2022).

Apesar da geração distribuída (GD) ser uma resposta à questão ambiental, seu crescimento traz alguns problemas. Um deles é o repasse dos custos das grandes distribuidoras de energia para os consumidores que não são supridos pela energia vinda da GD. A Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) é o órgão responsável por regulamentar a distribuição e comercialização da energia elétrica no Brasil. Esse órgão tem analisado e proposto modelos de compensação como forma de mitigar esses problemas (IGLESIAS; GOMES, 2022).

Juntamente com a mudança no cenário de geração de energia ocorre também um fomento maior nas tecnologias de armazenamento de energia. Os dispositivos de armazenamento de energia são muito utilizados em redes de geração distribuída e são componentes

muito importantes para o funcionamento dessas redes.

1.2 PANORAMA DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA ELÉTRICA NO BRASIL

Devido ao crescimento da preocupação com o meio ambiente, mencionado na seção anterior, os recursos renováveis se tornaram o grande foco para a geração de energia. A geração por fontes renováveis é caracterizada por ter produtividade variável. Isso faz com que seja necessário o armazenamento de energia em momentos de alta produtividade, para reduzir o desperdício. Quando houver baixa produtividade, a energia armazenada será utilizada como suporte ao suprimento da demanda. Essa necessidade implica em uma maior demanda por esses dispositivos, de acordo com Filho (2017) e Campos et al. (2022).

Os sistemas de armazenamento de energia (SAEs) são classificados como: mecânicos, térmicos, elétricos ou químicos. A saber, reservatórios em usinas hidrelétricas reversíveis, ar comprimido e o volante de inércia são exemplos para o tipo de armazenamento mecânico, calor sensível ou calor latente de um material, geralmente água, pode armazenar energia térmica, já os capacitores e supercapacitores armazenam energia elétrica. No último tipo, se destacam as baterias, que armazenam energia química. Todos esses tipos de energia podem ser convertidos em energia elétrica, formando uma variedade enorme de dispositivos e tecnologias voltados para esse fim (CANTANE; JUNIOR; HAMERSCHMIDT, 2020).

O enfoque nesse trabalho foi dado aos dispositivos eletroquímicos, ou seja, baterias que convertem energia química em energia elétrica, e vice-versa, caso sejam recarregáveis. Apesar de se ter estudos consolidados sobre o impacto positivo das baterias em diversas aplicações, a questão regulatória ainda é um empecilho que atrasa o crescimento e a proliferação desses dispositivos no Brasil (CANTANE; JUNIOR; HAMERSCHMIDT, 2020). Em adição aos desafios regulatórios, existem os desafios econômicos, técnicos e de negócios. Por exemplo, custo inicial de instalação e manutenção, incertezas e riscos de investimento, falta de mercado ou tecnologia em desenvolvimento, necessidade de maior acompanhamento técnico e desconhecimento dessas tecnologias (SILVA; BORTONI, 2016).

No cenário mundial, as baterias são focadas em serviços ancilares e de reserva em sistemas elétricos. No Brasil, o principal uso das baterias está focado no apoio de sistemas de distribuição, tanto para concessionárias quanto para consumidores. Isso é devido a atuação das usinas hidrelétricas reversíveis nesses serviços. Conforme ocorre o avanço da regulamentação brasileira para compensação de energia, a utilização das baterias em conjunto com a geração distribuída abre caminho para as micro-redes. O uso das baterias nas micro-redes favorece a estabilidade e eficiência, possibilitando redução de custos e trazendo mais confiabilidade ao sistema (SILVA; BORTONI, 2016) e (CANTANE; JUNIOR; HAMERSCHMIDT, 2020).

1.3 SISTEMA DE MICRO-REDE HÍBRIDO

O Sistema de Micro-rede Híbrido (HMGS, sigla em inglês) é um sistema elétrico de potência composto por geradores de energia elétrica distribuídos e armazenamento de carga, sendo compactos e menores do que os sistemas mais convencionais. Além disso, esses sistemas ficam bem próximos dos usuários diminuindo perdas na transmissão de energia. Geralmente, os usuários das micro-redes são conjuntos habitacionais, vilas residenciais ou parques industriais de pequeno ou médio porte. Desse modo, esses sistemas são construídos com especificações bem determinadas (ROSA et al., 2022).

O HMGS pode ser considerado uma rede elétrica inteligente, já que esse sistema permite a utilização de sistemas de informação feita por um controlador que gerencia seus dados (COSTA et al., 2018). Por ser versátil, essa rede é capaz de oferecer uma geração distribuída, descentralizada, híbrida, sustentável e confiável, além de ter capacidade ajustável.

Sua operação está sujeita a especificações mais definidas de modo que seu funcionamento seja mais direcionado e focado em atender demandas mais restritas, o que permite ser um sistema mais eficaz. Sendo assim, o HMGS vem se tornando uma excelente escolha para suprir a demanda energética de pequenas regiões. Sua operação pode ser feita tanto como única fonte de geração de forma independente (*off-grid*), quanto como um apoio junto à rede pública (*grid-connected*) (ROSA et al., 2022).

1.4 OBJETIVOS

1.4.1 Objetivo Geral

O objetivo geral desse trabalho é analisar o impacto dos sistemas de armazenamento em uma micro-rede híbrida e *grid-connected*. Otimizar a capacidade de armazenamento da bateria e identificar qual a tecnologia eletroquímica mais adequada para o cenário de teste. A otimização da capacidade é feita com o uso de uma metaheurística evolutiva, denominada Otimização de Enxame de Partículas Evolutivas Diferenciais Canônicas (C-DEEPSO, sigla em inglês). Os objetivos de otimização da micro-rede consistem em minimizar os custos e a probabilidade de perda de carga (LPSP, sigla em inglês), enquanto maximiza o uso de energia renovável.

1.4.2 Objetivos Específicos

- Entender os conceitos de micro-geração apresentados por Marcelino et al. (2018);
- Executar experimentação de 15 diferentes tecnologias de armazenamento de energia (baterias) no cenário de simulação presente em Marcelino et al. (2018);

- Classificar a partir dos resultados obtidos categorias de tecnologias de armazenamento;
- Modificar o modelo apresentado por Marcelino et al. (2023), que contempla inclusão de compensação de energia, com a adição de uma nova variável para otimização: a capacidade da bateria no espaço de decisão;
- Compor um novo de cenário da simulação. Nesse trabalho foi abordada a região geográfica de onde está o Complexo Eólico de Osório, Mato Grosso do Sul no Brasil;
- Identificar quais são as tecnologias de armazenamento mais indicadas a serem instaladas em uma micro-rede na região de Osório;
- Avaliar o impacto de utilizar uma bateria com capacidade otimizada, frente a uma de capacidade pré-fixada nos resultados simulados obtidos.

1.5 ESTRUTURAÇÃO DO TRABALHO

Esse trabalho está dividido em 5 capítulos. O primeiro capítulo aborda uma visão geral da energia elétrica e seus sistemas de armazenamento no Brasil. Também introduz as micro-redes e expõe os objetivos do trabalho. O segundo capítulo trata da fundamentação teórica sobre otimização, metaheurísticas evolutivas, o HMGS e os conceitos que envolvem esse sistema, além do modelo matemático utilizado nas simulações. O terceiro capítulo aborda as diferentes tecnologias de baterias, bem como suas vantagens e desvantagens. O quarto capítulo detalha o funcionamento do simulador, premissas tomadas e outros dados relevantes, além de apresentar os resultados obtidos da simulação juntamente com sua análise. Por fim, no último capítulo estão as considerações finais e possíveis trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 OTIMIZAÇÃO ESCALAR

Otimização refere-se ao campo de estudo matemático em que se busca minimizar ou maximizar uma função por meio da escolha sistemática dos valores de variáveis dentro de um conjunto. Em geral, uma função a qual se busca encontrar seu extremo (mínimo ou máximo) é conhecida como função objetivo. Tal função representa alguma causa ou princípio em que se é necessário analisar ou construir. Dado um conjunto de parâmetros ou variáveis e, geralmente, um sistema de restrições, a otimização é feita a partir de um otimizador que procura soluções adequadas para o problema em questão. Essas soluções compõem um conjunto de parâmetros configurados de forma que maximizem ou minimizem a função objetivo, atendendo as restrições fornecidas (TAKAHASHI, 2007).

O problema ao qual se aplica o processo de otimização pode ser formulado definindo um sistema de restrições com base no espaço de decisão (conjunto de variáveis que o otimizador terá como parâmetro) e a função objetivo. O espaço de decisão pode ser definido como sendo um vetor de incógnitas $X \in \mathbb{R}^n$ e a função objetivo como $f(X) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$. A função objetivo é responsável pela quantificação da adequação da solução ótima, ou seja, a solução ótima se relaciona com a função objetiva da seguinte forma (TAKAHASHI, 2007):

$$X^* = \arg \min_X f(X). \quad (2.1)$$

Além disso, a função objetivo é acompanhada por um sistema de restrições cujas expressões podem ser definidas em duas classes: restrições de desigualdade e restrições de igualdade. Sendo assim, sua definição é dada por (TAKAHASHI, 2007):

$$\begin{cases} g_i(X) \leq 0, \forall i \in \{1, \dots, p\} \\ h_j(X) = 0, \forall j \in \{1, \dots, q\} \end{cases}. \quad (2.2)$$

A junção das expressões (2.1) e (2.2) forma o Problema de Otimização Restrito. Isto é, a determinação de soluções que minimizem a função objetivo é feita no domínio delimitado pelas relações de restrições e esse problema pode ser definido como (TAKAHASHI, 2007):

$$X^* = \arg \min_X f(X) \text{ sujeito a: } \begin{cases} g_i(X) \leq 0, \forall i \in \{1, \dots, p\} \\ h_j(X) = 0, \forall j \in \{1, \dots, q\} \end{cases}. \quad (2.3)$$

Esse trabalho visa alcançar alguns objetivos: minimizar o custo da operação, minimizar a probabilidade de perdas de energia durante o despacho e maximizar o uso das fontes renováveis. Porém, não é foco deste trabalho realizar uma otimização multi-objetivo.

Para tanto, foi utilizada a técnica de escalarização linear que transforma um problema multi-objetivo em um problema mono-objetivo. Dado um conjunto de funções objetivo $\{f_1(X), f_2(X), \dots, f_m(X)\}$, a escalarização é feita a partir de uma soma ponderada dessas funções. A seguir está a formulação do problema de otimização multi-objetivo escalarizado (COELLO; LAMONT; VELDHUIZEN, 2007):

$$F = \min \left\{ \sum_{k=1}^m w_k \frac{f_k(X)}{f_k^{max}} \right\} \text{ sujeito a } \begin{cases} w_k \geq 0 \text{ e } \sum w_k = 1 \\ \min g_i(X) \geq 0, \forall i \in \{1, \dots, s\} \end{cases} . \quad (2.4)$$

Na qual $w_k \in \mathbb{R}, \forall k \in \{1, \dots, n\}$ são os pesos das funções objetivo e f_k^{max} é o limite superior da respectiva função objetivo.

2.2 METAHEURÍSTICA EVOLUTIVA

Para resolver o problema de otimização construído via escalarização, uma metaheurística foi utilizada. Metaheurísticas são processos de busca por soluções feita com a utilização de alguma heurística. Esse processo geralmente possui alguns componentes de aleatoriedade, tornando-o um método estocástico. As metaheurísticas são bastante utilizadas em problemas complexos, nos quais métodos mais tradicionais ficam em desvantagem (MARCELINO et al., 2018). Isso é devido à complexidade do problema que torna difícil uma formulação matemática completa e ao tempo para obtenção de uma boa solução. Sendo assim, as metaheurísticas pretendem ser mais eficientes com certa perda de eficácia, já que não há garantias delas obterem soluções ótimas. Além disso, a aleatoriedade empregada nesse processo é utilizada como meio de se evitar soluções que permaneçam em mínimos locais que não satisfazem os requisitos de uma boa solução, ou até mesmo porque há mínimos locais muito melhores a serem explorados (GOLDBERG, 1989).

A metaheurística evolutiva é composta por um conjunto de métodos de computação evolucionária cuja abordagem é inspirada na evolução biológica. O seu funcionamento é dado por meio da evolução de um conjunto de soluções que visam convergir para um ponto de mínimo local. A cada passo da evolução, são feitas operações que modificam as soluções correntes, sendo as melhores soluções passadas para a próxima geração (SIVANANDAM; DEEPA, 2008). Essa abordagem possui algumas características interessantes como: relativa facilidade de implementação e de paralelização e não necessita que a função seja diferenciável, contínua e convexa, sendo muito flexível aos problemas. Porém, apesar dessas vantagens, as metaheurísticas não garantem uma solução ótima, dependem de um ajuste nos parâmetros e podem ter convergência lenta para problemas muito complexos (MARCELINO et al., 2018).

2.2.1 Evolução Diferencial

A Evolução Diferencial (DE, sigla em inglês) (STORN; PRICE, 1995) é uma metaheurística evolutiva com estrutura iterativa que tem inspirado alguns outros métodos de otimização evolucionária. É constituída por operadores de mutação, recombinação (ou *crossover*) e seleção baseados nos conceitos de seleção natural e genética. Essa metaheurística consiste em um algoritmo guloso, ou seja, em cada geração é feita uma escolha dos melhores vetores obtidos localmente que vão passar para a próxima geração. Os componentes que envolvem esse algoritmo são (CARVALHO et al., 2016):

- **População (P):** Conjunto com n_P vetores, chamados de indivíduos, em \mathbb{R}^n pela qual o algoritmo aplicará operações visando a convergência para a solução ótima. A população inicial geralmente é construída por um procedimento aleatório;
- **Probabilidade de ocorrência de recombinação (τ_{rec}):** É a probabilidade que define a frequência pela qual as componentes de um certo vetor assumirá os valores das componentes de um indivíduo, ao longo das iterações, configurando a operação de recombinação;
- **Número de gerações (n_g):** Quantidade de iterações do algoritmo. É comum manter um controle do número máximo de gerações para se ter um critério de parada no número de evoluções;
- **Diferença empregada (α):** Fator variacional constante no intervalo $[0, 2]$ que determinará a perturbação causada pela diferença de duas soluções distintas da população.

Determinados os componentes principais que formam o DE, agora serão determinadas as operações desse método. A começar pela mutação, que modifica os vetores segundo a seguinte equação, de acordo com a estratégia clássica (CARVALHO et al., 2016):

$$W^{(i+1)} = X_a^{(i)} + \alpha(X_b^{(i)} - X_c^{(i)}). \quad (2.5)$$

Na qual $W^{(i+1)}$ é um vetor doador, α é a diferença empregada e os indivíduos $X_a^{(i)}$, $X_b^{(i)}$ e $X_c^{(i)}$ são vetores escolhidos aleatoriamente em $P^{(i)}$, segundo uma distribuição de probabilidade. O modo como o indivíduo $X_a^{(i)}$ será escolhido e como será perturbado é definido pela estratégia adotada, e algumas serão exemplificadas ao fim dessa subseção. Vale ressaltar que (i) denota a i -ésima iteração do algoritmo. Passada a fase da mutação, o algoritmo entra na fase da recombinação, determinada pelo seguinte processo (CARVALHO et al., 2016):

$$U_j^{(i+1)} = \begin{cases} W_j^{(i+1)}, & \text{se } r_j \leq \tau_{rec} \\ X_{s,j}^{(i)}, & \text{se } r_j > \tau_{rec} \end{cases} \quad \forall j \in \{1, \dots, n\}. \quad (2.6)$$

Durante a fase de recombinação, cada vetor doador é combinado com um indivíduo $X_s^{(i)}$ escolhido aleatoriamente em $P^{(i)}$, denominado vetor alvo. Cada componente $U_j^{(i+1)}$, do vetor experimental $U^{(i+1)}$, assumirá o valor da respectiva componente $W_j^{(i+1)}$ do vetor doador se o valor r_j amostrado no intervalo $[0, 1]$, por meio de uma distribuição uniforme, for menor ou igual que a probabilidade de ocorrência de recombinação, caso contrário, essa componente assumirá o valor da respectiva componente no vetor alvo, $X_{s,j}^{(i)}$. Feitas as recombinações, a próxima operação a ser realizada é a seleção, caracterizada pela seguinte equação, no contexto de um problema de minimização (CARVALHO et al., 2016):

$$\begin{cases} \text{Se } f(U^{(i+1)}) \leq f(X_s^{(i)}), \text{ então } X_s^{(i+1)} = U_s^{(i+1)} \\ \text{Caso contrário, } X_s^{(i+1)} = X_s^{(i)} \end{cases} \quad (2.7)$$

f é a função objetivo a ser minimizada. Para o caso de maximização, basta inverter as atribuições feitas à $X_s^{(i+1)}$. Tendo realizadas todas essas operações, o algoritmo passará para a próxima geração, repetindo o processo e sendo executado até um critério de parada ser atingido. É possível definir o seguinte algoritmo característico para o DE (CARVALHO et al., 2016):

Algoritmo 1: Pseudocódigo Característico de um Algoritmo de Evolução Diferencial

Determine o valor dos parâmetros τ_{mut} , τ_{rec} e F ;

Construa a população inicial $P^{(0)}$;

$i \leftarrow 0$;

while Critério de parada não satisfeito **do**

for Cada indivíduo $X^{(i)}$ **do**

 Aplique a operação de mutação no indivíduo $X^{(i)}$, gerando o vetor doador $W^{(i+1)}$;

 Aplique a recombinação no vetor doador $W^{(i+1)}$, escolhendo aleatoriamente um vetor alvo $X_s^{(i)}$, cruzando com esse vetor doador e gerando um vetor experimental $U^{(i+1)}$;

 Aplique a função objetivo no par vetor experimental e vetor alvo $(U^{(i+1)}, X_s^{(i)})$, selecionando o vetor $X^{(i+1)}$ que mais maximiza/minimiza, para a próxima geração;

end

$i \leftarrow i + 1$;

end

Selecione o melhor indivíduo da última geração, para obter a solução otimizada pelo algoritmo.

Ainda há algumas variações ou estratégias que podem ser adotadas ao método DE. Essas estratégias podem influenciar no funcionamento do algoritmo e podem ser definidas no seguinte formato $DE/x/y/z$, em que “ x ” representa o vetor a ser perturbado, “ y ” representa o número de diferenças empregadas na Equação (2.5) (geralmente, 1 ou 2

diferenças) e “z” representa o modo de funcionamento recombinação (CARVALHO et al., 2016).

As opções mais comuns para “x” são *rand* (escolher um indivíduo aleatório da geração atual que será perturbado) e *best* (escolher o melhor indivíduo da geração atual para ser perturbado), e para “z” são *bin* (de binomial) e *exp* (de exponencial). A recombinação binomial é a clássica e foi definida na Equação (2.6). Abaixo está o procedimento para a recombinação exponencial e um quadro com exemplos de algumas estratégias que podem ser adotadas no uso do DE (QIN; HUANG; SUGANTHAN, 2009):

Algoritmo 2: Recombinação Exponencial

```

for Cada vetor doador  $W^{(i+1)}$  do
  Sorteie um vetor alvo  $X_s^{(i)}$ ;
  Amostre  $r = rand[0, 1]$ , sob a distribuição uniforme;
  while  $r \leq \tau_{rec}$  do
    Sorteie um índice  $j_{rand} \in \{1, \dots, n\}$ ;
    Faça  $U_{j_{rand}}^{(i+1)} = W_{j_{rand}}^{(i+1)}$ ;
    Amostre  $r = rand[0, 1]$ , sob a distribuição uniforme;
  end
  Atribua os valores das componentes do vetor alvo  $X_s^{(i)}$  às respectivas
  componentes do vetor experimental  $U^{(i+1)}$  que não sofreram cruzamento.
end

```

Quadro 1 – Estratégias da Evolução Diferencial

Estratégia	Fórmula da Mutaç�o
<i>DE/rand/1/z</i>	$W^{(i+1)} = X_a^{(i)} + \alpha(X_b^{(i)} - X_c^{(i)})$
<i>DE/best/1/z</i>	$W^{(i+1)} = X_{global}^{(i)} + \alpha(X_a^{(i)} - X_b^{(i)})$
<i>DE/rand/2/z</i>	$W^{(i+1)} = X_a^{(i)} + \alpha(X_b^{(i)} - X_c^{(i)}) + \alpha(X_d^{(i)} - X_e^{(i)})$
<i>DE/best/2/z</i>	$W^{(i+1)} = X_{global}^{(i)} + \alpha(X_a^{(i)} - X_b^{(i)}) + \alpha(X_c^{(i)} - X_d^{(i)})$
<i>DE/rand-to-best/1/z</i>	$W_k^{(i+1)} = X_k^{(i)} + \alpha(X_{global}^{(i)} - X_k^{(i)}) + \alpha(X_a^{(i)} - X_b^{(i)})$

Fonte: CARVALHO et al. (2016, p. 7)

Na estratégia *DE/rand-to-best/1/z*, os vetores $W_k^{(i+1)}$ e $X_k^{(i)}$ s o, respectivamente, os vetores doadores e da popula o numerados, para $k = 1, \dots, n_P$, e X_{global} o melhor indiv duo da gera o atual. Sendo assim, em cada gera o, um vetor doador estar  sempre associado   um mesmo indiv duo desde o in cio da execu o (QIN; HUANG; SUGANTHAN, 2009).

2.2.2 Otimiza o por Enxame de Part culas

A Otimiza o por Enxame de Part culas (PSO, sigla em ingl s) proposto por Kennedy e Eberhart (1995)   um outro m todo de otimiza o que pode ser encaixado nas

metaheurísticas evolutivas e seus conceitos principais também são bastante importantes para o entendimento do C-DEEPSO. Esse método é inspirado na dinâmica comportamental de animais em bando, como um conjunto de pássaros e funciona com um conjunto de elementos, denominado enxame, cujos elementos são chamados de partículas. Essas partículas se movem no espaço com o tempo a fim de encontrar o ponto que configura a solução ótima do problema. Porém, assim como o DE, não há garantias de que o algoritmo obtenha a solução ótima, devido ao processo estocástico desses algoritmos, podendo ser necessário repetir sua execução (SILVA; LEMONGE; LIMA, 2014).

Cada partícula é composta por um trio de vetores que guarda a sua posição, sua velocidade e a sua melhor posição encontrada até o dado instante, definidas, respectivamente, pelos vetores $X^{(i)}$, $V^{(i)}$ e $X_{best}^{(i)}$. Diferente do que acontece no DE, aqui a posição das partículas é modificada utilizando um vetor velocidade V , segundo a seguinte equação do movimento (SILVA; LEMONGE; LIMA, 2014):

$$\begin{cases} V^{(i+1)} = w_I V^{(i)} + c_1 r_1 (X_{best}^{(i)} - X^{(i)}) + c_2 r_2 (X_{global}^{(i)} - X^{(i)}) \\ X^{(i+1)} = X^{(i)} + V^{(i+1)} \end{cases} \quad (2.8)$$

Na qual w_I é o peso de inércia, c_1 e c_2 são, respectivamente, os coeficientes de influência da melhor posição da partícula em questão e da melhor posição encontrada, considerando todas as partículas, até o momento atual, e r_1 e r_2 são variáveis amostradas no intervalo $[0, 1]$, segundo uma distribuição uniforme. Após cada execução da equação do movimento, atualizando a posição e a velocidade das partículas, deve-se atualizar o vetor de melhor posição $X_{best}^{(i)}$ dessas partículas, num contexto de minimização (SILVA; LEMONGE; LIMA, 2014):

$$X_{best}^{(i+1)} = \begin{cases} X_{best}^{(i)}, & \text{se } f(X_{best}^{(i)}) \leq f(X^{(i+1)}) \\ X^{(i+1)}, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.9)$$

Seja n_P o número de partículas e $P_{best}^{(i+1)} = \{X_{best,1}^{(i+1)}, \dots, X_{best,n_P}^{(i+1)}\}$ o conjunto das melhores posições já alcançadas por cada partícula no próximo instante $(i+1)$. Então, a melhor posição global encontrada nesse instante seguinte, $(i+1)$, é dada por:

$$X_{global}^{(i+1)} = \arg \min_{X_{best,k} \in P_{best}^{(i+1)}} f(X_{best,k}). \quad (2.10)$$

O processo de inicialização do algoritmo consiste em determinar os coeficientes de confiança c_1 e c_2 , e o peso inercial w_I . Geralmente, são feitos testes de ajuste em cima desses coeficientes com uso de ferramentas estatísticas, a fim de aperfeiçoar os resultados obtidos pelo algoritmo. Seja $P_{set}^{(0)} = \{X_{best,0}^{(0)}, \dots, X_{best,n_P}^{(0)}\} = \{X_1^{(0)}, \dots, X_{n_P}^{(0)}\} = P^{(0)}$, então as partículas iniciais podem ser geradas a partir do seguinte esquema (SILVA;

LEMONGE; LIMA, 2014):

$$\begin{cases} X^{(0)} = X_{min} + r_3(X_{max} - X_{min}) \\ V^{(0)} = V_{min} + r_4(V_{max} - V_{min}) \\ X_{best}^{(0)} = X^{(0)} \\ X_{global}^{(0)} = \arg \min_{X_{best,k} \in P_{set}^{(0)}} f(X_{best,k}) \end{cases} \quad (2.11)$$

X_{min} e X_{max} são os vetores que delimitam o limite superior e inferior das variáveis do problema, e a velocidade máxima é dada por $V_{max} = X_{max} - X_{min}$. As variáveis r_3 e r_4 são semelhantes às variáveis r_1 e r_2 . Geralmente, devido a correlação das variáveis do vetor posição nas restrições do problema, se deve colocar umas em função de outras e formar os vetores mínimos e máximos a partir daí, para que o problema de factibilidade sempre seja satisfeito. Por fim, segue abaixo o pseudocódigo para o método PSO (SILVA; LEMONGE; LIMA, 2014):

Algoritmo 3: Pseudocódigo Característico de um Algoritmo de Otimização por Enxame de Partículas

Determinar os coeficientes w_I , c_1 e c_2 , e inicializar as partículas $(X^{(0)}, V^{(0)}, X_{best}^{(0)})$;

Obter $X_{global}^{(0)}$;

$i \leftarrow 0$;

while Critério de parada não satisfeito **do**

for Cada partícula $(X^{(i)}, V^{(i)}, X_{best}^{(i)})$ **do**

 Execute a equação do movimento e atualize a posição $X^{(i+1)}$ e a velocidade $V^{(i+1)}$ da partícula;

 Atualize a melhor posição já encontrada pela partícula $X_{best}^{(i+1)}$;

end

 Atualize a melhor posição global $X_{global}^{(i+1)}$;

$i \leftarrow i + 1$;

end

Obtenha a solução do algoritmo: $X_{global}^{(i)}$.

2.3 C-DEEPSO

O C-DEEPSO (MARCELINO, 2017) é um algoritmo evolucionário inspirado pelo DE e pelo PSO, podendo então ser classificado como uma metaheurística evolutiva. Esse método foi proposto como um aperfeiçoamento de seus antecessores, o Evolutionary Particle Swarm Optimization (EPSO) (MIRANDA; FONSECA, 2002) e o Differential Evolutionary Particle Swarm Optimization (DEEPSO) (MIRANDA; ALVES, 2013). O C-DEEPSO utiliza dos mecanismos de mutação, recombinação e seleção para evoluir suas

partículas. Possui uma equação de movimento com estrutura semelhante à do método PSO:

$$\begin{cases} V^{(i+1)} = w_I^* V^{(i)} + w_A^* (X_{st}^{(i)} - X^{(i)}) + w_C^* C_{n \times n}^{(i)} \times (X_{global}^{*(i)} - X^{(i)}) \\ X^{(i+1)} = X^{(i)} + V^{(i)} \end{cases} \quad (2.12)$$

Sabendo que V representa a velocidade da partícula, que é composta pelas três parcelas: inércia, memória e comunicação, respectivamente. Sendo a parcela de inércia $w_I^* V^{(i)}$ exatamente a mesma utilizada na equação de movimento do PSO, em (2.8). Porém, há algumas outras variáveis e coeficientes envolvidos: o coeficiente de assimilação w_A , o coeficiente de comunicação w_C , o vetor de estratégia $X_{st}^{(i)}$ e a matriz diagonal binária $C_{n \times n}^{(i)}$. As variáveis marcadas com “*” são submetidas à operação de mutação que será detalhada logo a seguir. Vale lembrar que $X^{(0)}$ e $V^{(0)}$ são iniciados aleatoriamente, podendo ser utilizado o processo de inicialização em (2.11). Sendo assim, $X_{global}^{(0)} = \arg \min_{X_k \in P^{(0)}} f(X_k)$, em que $P^{(0)} = \{X_1^{(0)}, \dots, X_{n_p}^{(0)}\}$ é o conjunto inicial das partículas (MARCELINO, 2017).

O coeficiente de assimilação é o fator que determina a influência que a variável de estratégia $X_{st}^{(i)}$ terá na velocidade da partícula. Essa variável é obtida escolhendo uma estratégia de evolução, como as estratégias do DE, no Quadro 1. Já o coeficiente de comunicação é o que caracteriza a influência que as componentes da melhor solução global $X_{global}^{(i)}$ terão na velocidade. O termo $C_{n \times n}^{(i)}$ é construído a partir de variáveis aleatórias (usando uma distribuição uniforme) e é amostrado a cada iteração. Quando o valor da variável aleatória é maior que a probabilidade de comunicação τ_C , $C_{jj} = 1$, caso contrário $C_{jj} = 0$, para cada $j = 1, \dots, n$. As variáveis marcadas sofrem mutação de acordo com a seguinte regra (MARCELINO, 2017):

$$\begin{cases} w^* = w + \tau_{mut} N(0, 1), \text{ para todos os coeficientes} \\ X_{global}^{*(i)} = X_{global}^{(i)} [1 + \tau_{mut} N(0, 1)] \end{cases} \quad (2.13)$$

Temos que τ_{mut} é a taxa de mutação e $N(0, 1)$ representa um valor aleatório amostrado em uma distribuição normal padrão. Depois determinar os coeficientes e de gerar as variáveis iniciais, começa a etapa de evolução do enxame com a aplicação da equação de movimento nas partículas até que algum critério de parada seja alcançado. Ao fim de cada iteração, é preciso avaliar as soluções $X^{(i+1)}$, podendo ser utilizada a operação de seleção do método DE (2.7), e atualizar a melhor solução global da seguinte forma (MARCELINO, 2017):

$$X_{global}^{(i+1)} = \arg \min_{X_{best,k} \in P^{(i+1)}} f(X_k). \quad (2.14)$$

Na qual $P^{(i+1)} = P^{(i)} \cup \{X_{global}^{(i)}\}$. Abaixo, seguem algumas observações e um pseudocódigo para o C-DEEPSO (MARCELINO, 2017):

- Partícula (X, V) : Manter as partículas bem espalhadas no espaço de busca é fundamental para que se tenha uma busca global eficaz. Por isso, é interessante distribuir a posição inicial das partículas uniformemente, limitadas por X_{min} e X_{max} ;
- Variável de estratégia (X_{st}) : Dependendo da estratégia escolhida, é necessário manter o vetor de melhor solução encontrado pela partícula, X_{best} ;
- Coeficientes (w) : É importante fazer um ajuste fino nos coeficientes para alguns problemas em for aplicar o C-DEEPSO, como no caso do PSO. Isso pode melhorar muito o desempenho do algoritmo. Além disso, os coeficientes devem ser mantidos no intervalo $[0, 1]$.

Algoritmo 4: Pseudocódigo para o Algoritmo C-DEEPSO

Determine os valores dos pesos w e as taxas τ ;
 Gere as partículas iniciais $(X^{(0)}, V^{(0)})$;
 Determine $X_{global}^{(0)}$;
 Determine a estratégia adotada para a variável X_{st} (podendo ser uma das estratégias do Quadro 1);
 $i \leftarrow 0$;
while *o critério de parada não for satisfeito* **do**
 | **for** *cada partícula* $(X^{(i)}, V^{(i)})$ **do**
 | | Calcule $X_{st}^{(i)}$, de acordo com a estratégia adotada;
 | | Calcule a matriz de comunicação $C_{n \times n}^{(i)}$;
 | | Aplique a operação de mutação nos pesos w e no vetor de solução global $X_{global}^{(i)}$;
 | | Execute a equação do movimento (2.12) e atualize a posição e a velocidade da partícula para $(X^{(i+1)}, V^{(i+1)})$;
 | | Avalie a posição da partícula $X^{(i+1)}$;
 | **end**
 | Atualize a melhor posição já encontrada $X_{global}^{(i+1)}$;
 | $i \leftarrow i + 1$;
end
 Obtenha a solução do algoritmo: $X_{global}^{(i)}$.

A operação de seleção dos algoritmos evolucionários é feita a partir de uma função objetivo, que será a função no qual se quer minimizar/maximizar. Essa função é obtida por meio do problema de otimização em questão. Na prática é necessário traduzir os termos do problema em uma expressão matemática que represente bem a realidade. A próxima seção tratará da formulação para essa função.

2.4 FORMULAÇÃO DE UM SISTEMA MICRO-REDE HÍBRIDO

Um sistema HMGS possui os seguintes componentes principais: geradores de energia, controlador da rede, sistema de armazenamento e consumidores. Um sistema micro-rede é chamado de híbrido quando possui geração de energia com uso de duas ou mais fontes diferentes. Quando está conectada à uma rede pública com uma política de compensação, a micro-rede possui fluxo de carga bidirecional. Nesse caso, além da micro-rede receber, ela também pode enviar carga para a rede pública. Em seguida está uma representação de um HMGS:

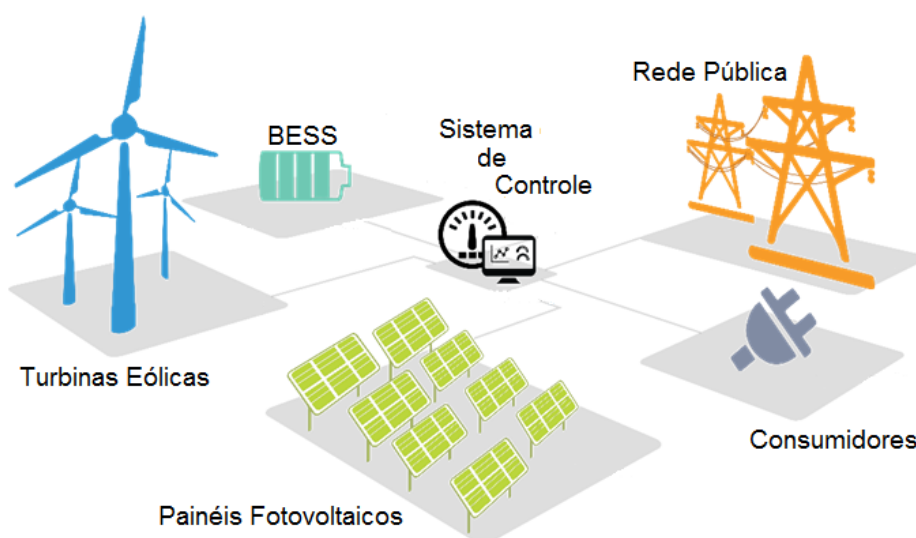


Figura 1 – Sistema Micro-rede Híbrido

Extraído: Marcelino (2017, p. 54)

Abaixo seguem alguns pontos importantes desse sistema (KLEIN, 2016):

1. Geradores de energia elétrica: Os geradores mais comuns são os painéis fotovoltaicos e turbinas eólicas. É possível ter outros tipos de geradores como geradores à combustível diesel, etanol ou biomassa. Nesse trabalho, a simulação do HMGS foi feita somente com os painéis e turbinas;
2. Controlador: Sendo o cérebro do sistema, esse componente controla as operações da micro-rede, despachando carga para os consumidores e armazenando o excedente no SAE, mantendo o sistema em operação. Algumas operações desse controle podem ser feitas manualmente ou autonomamente, de acordo com os objetivos e normas do projeto, isto é, a automação pode ser feita segundo preceitos de eficiência, de sustentabilidade ou de qualidade;
3. Consumidores: Podem ser conjuntos residenciais/habitacionais ou parques industriais. Vale notar que o tipo de consumidor pode afetar o funcionamento do sistema;

4. Sistema de armazenamento: Geralmente, são utilizadas baterias para o armazenamento de energia. O armazenamento ocorre quando a produção excede a demanda, em que a energia excedente é redirecionada armazenagem;
5. Rede pública: Nem todas as micro-redes possuem conexão com uma rede elétrica pública, operando de forma isolada, sendo assim, os consumidores utilizam somente a energia despachada pela micro-rede. Porém, a micro-rede pode trabalhar em conjunto com a rede pública, sendo possível alternar o despacho da carga entre essas duas redes.

O problema de minimizar o custo de despacho pode ser formulado como um problema de otimização. Nesse caso, é preciso definir os conceitos necessários para isso.

2.4.1 Net-Metering

A política de compensação (*net-metering*, em inglês) é um sistema que permite usuários que geram sua própria energia por meio de recursos renováveis enviarem o excedente de volta à rede pública em troca de créditos. Essa política incentiva a geração descentralizada com uso de recursos renováveis para geração limpa e sustentável. A implementação desse mecanismo incorpora vantagens como: barateamento do custo da energia por meio do crédito financeiro ofertado, redução da necessidade de armazenamento da bateria, incentivo à sustentabilidade, dentre outras. Dito isso, o *net-metering* tem ganhado importância para o cenário de geração elétrica sustentável (SAJJAD et al., 2018) e vem sendo estudado para implantação continuada no Brasil (DANTAS, 2020). Se tornando um atrativo do ponto de vista do produtor-consumidor (prosumidor) e abre espaço para a proliferação de seu uso (MEHMOOD et al., 2022).

Um estudo realizado por Ansarin et al. (2022) mostra que, se o *net-metering* não proporcionar uma boa compensação para os usuários finais, o prosumidor tende à evitar investimentos em fontes renováveis. Isso revela a importância desse mecanismo para a ampliação da geração sustentável da eletricidade e mostra a necessidade de um sistema de compensação bem implementado. No contexto brasileiro, para incentivar a utilização dos geradores de energia renovável, o governo decretou uma lei que regulamenta a faturação dos usuários que resolvem se conectar à rede pública. Essa lei flexibiliza a compensação de energia permitindo que a carga enviada em um determinado endereço possa ser compensada em outro, dentro de um período de 60 meses (BRASIL, 1996; ANEEL, 2012; IGLESIAS; GOMES, 2022).

2.4.2 Fluxo de Potência

Fluxo de Potência consiste no estudo de sistemas elétricos em regime permanente ou estático, cuja formulação matemática complexa sugere a utilização de sistemas compu-

tacionais para a obtenção da solução. Esse tipo de sistema elétrico pode ser modelado dividindo os componentes em duas classes: componentes que se ligam a outros componentes e ao terminal terra, e componentes que formam a própria ligação entre dois componentes. A primeira classe pode ser um gerador, um capacitor, uma bateria, entre outros, e a segunda classe geralmente é uma linha de transmissão (FERNANDES; ROA; FILHO, 2015).

O interesse desse trabalho está no problema conhecido como fluxo de potência ótimo, mais especificamente, no caso particular denominado despacho econômico. O despacho econômico pode ser entendido como um problema cuja solução consiste em se obter o menor custo de produção agregado à maior eficiência na utilização das unidades geradoras de energia do sistema. Em outras palavras, é buscado minimizar o custo operacional do sistema enquanto se aumenta a produção de energia do mesmo, o que faz desse problema importantíssimo no estudo de sistemas elétricos (FERNANDES; ROA; FILHO, 2015).

2.4.3 Modelagem Matemática de Geração Via HMGS

Como citado anteriormente, há três problemas típicos em HMGS: minimização do custo de energia elétrica, minimização da probabilidade de perda de carga no suprimento e maximização da energia vinda de fontes renováveis. Será apresentado um modelo simplificado que representa a produção de eletricidade para o sistema HMGS com geradores solares, eólicos, um banco de baterias e conectado à uma rede pública. O custo total de produção de eletricidade pode ser escrito como (MARCELINO, 2017):

$$COE \left[\frac{\$}{kWh} \right] = \frac{IC + PW_p + PW_{np} + \sum_{t=1}^T C_d}{\sum_{t=1}^T P_{load}(t)} \cdot CRF. \quad (2.15)$$

O numerador representa os custos totais de instalação, manutenção e substituição dos componentes da micro-rede. Já no denominador, temos a demanda de energia elétrica, em um determinado tempo t , definida por $P_{load}(t)$. Por último, CRF é o índice relativo ao custo geral dos equipamentos, distribuído ao longo do tempo de vida do projeto. IC , PW_p e PW_{np} representam, respectivamente, custo inicial do sistema (custo para deixar o sistema operacional), custo periódico e custo não periódico (custos de manutenção e substituição de componentes). C_d é o custo de degradação da bateria dado por (MARCELINO, 2017):

$$C_d [\$] = \frac{C_{bat}}{L_c \cdot E_s \cdot DoD}. \quad (2.16)$$

Sendo que C_{bat} é o custo da bateria, DoD é a descarga da profundidade, L_c é o ciclo de vida da bateria e E_s é a capacidade da bateria. A modelagem inclui uma política de compensação de energia, isto é, ao invés da energia excedente ser desperdiçada (quando a demanda é suprida e a bateria estiver totalmente carregada), essa energia é convertida

em créditos pela rede pública. O HMGS, eventualmente, poderá trocar esses créditos com a rede pública por energia, e a energia consumida vinda dessa compensação é dada por P_{met} . Sendo assim, o cálculo do LPSP é de acordo com a seguinte equação:

$$I(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x > 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} . \quad (2.17)$$

$$LPSP[\%] = \frac{\sum_{t=1}^T I(P_{load}(t) - (P_{pv}(t) + P_{wind}(t) + P_{dch}(t) + P_{grid}(t) + P_{met}(t)))}{T}. \quad (2.18)$$

Para o qual P_{pv} , P_{wind} e P_{grid} representam, respectivamente, a energia gerada pelos painéis fotovoltaicos, turbinas eólicas e a energia injetada pela rede pública. P_{dch} é a potência da bateria que alimenta a carga. Abaixo segue a equação utilizada para calcular o fator renovável, em que $P_s(t)$ é a energia excedente, isto é, o excedente que não poderá ser armazenado na bateria e que será desperdiçada ou compensada (MARCELINO, 2017):

$$RS[\%] = \frac{\sum_{t=1}^T (P_{pv}(t) + P_{wind}(t) + P_{dch}(t) - P_s(t))}{\sum_{t=1}^T (P_{load}(t))}. \quad (2.19)$$

Dados os três objetivos do sistema que formam um problema multi-objetivo, é aplicada a técnica em (2.4) para obter a seguinte função de avaliação, para um fator de penalidade $\rho = 0.5$ (MARCELINO et al., 2023):

$$fitness = 0,5 \cdot COE + 0,5 \cdot LPSP + \rho \sum_{i=1}^{n_P} \max[0, RS]^2 \quad (2.20)$$

Por fim, o próximo capítulo discutirá com mais detalhes o sistema de armazenamento com o uso de baterias, trazendo alguns princípios, aplicações, vantagens e desvantagens dos dispositivos eletroquímicos na micro-rede.

3 BATERIAS EM UM HMGS

3.1 PRINCÍPIOS DAS BATERIAS RECARREGÁVEIS

As unidades de medida que são utilizadas em baterias para armazenamento de energia são: Ah (ampère-hora) e Wh (Watt-hora). A primeira unidade mede a quantidade de energia armazenada suficiente para manter uma corrente de um ampère durante uma hora, enquanto que a segunda unidade mede a quantidade de energia armazenada ou a quantidade de energia que pode ser gasta no período de uma hora. Nesse estudo, foi considerada a segunda unidade de medida. O desempenho dessas baterias depende de diversos fatores tanto externos quanto internos à bateria, como composição química, tipo de aplicação, temperatura ambiente, níveis de tensão e corrente, entre outros (ATAIDE, 2010).

As baterias recarregáveis são SAEs capazes de se recarregarem, isto é, retornar ao seu estado de carga após um processo de descarga. Isso é feito transformando energia elétrica em energia química nas baterias recarregáveis mediante uma corrente, dada uma tensão especificada. As exigências mais comuns para esses sistemas eletroquímicos são: alto tempo de vida útil, alta densidade de energia relacionada ao armazenamento e baixo custo. Os conceitos mais importantes das baterias em sistemas elétricos são (FILHO, 2017):

- **Capacidade/Autonomia da bateria:** Mede a energia elétrica que uma bateria pode armazenar, podendo ser expressa em Ah ou Wh;
- **Capacidade Nominal:** É a quantidade total de carga da bateria;
- **Capacidade Efetiva:** Devido às condições de operação afetarem as baterias, o uso de sua capacidade nominal não é possível, sendo assim a sua capacidade efetiva é a capacidade de carga que pode ser utilizada, sob determinadas condições;
- **Estado de carga (SOC, sigla em inglês):** É o percentual de energia restante da bateria, isto é, o quanto de energia elétrica está armazenada na bateria, em relação à sua capacidade;
- **Profundidade de descarga (DOD, sigla em inglês):** Medida relacionada à quantidade percentual de energia que foi descarregada da bateria;
- **Resistência interna:** É a resistência elétrica sofrida pela corrente no circuito interno da bateria e está fortemente ligada ao desempenho da bateria;
- **Taxa de carga/Descarga:** É a corrente de carga e descarga que a bateria utiliza. Também chamada de *C-rate*, em inglês, essa taxa é medida com relação à autonomia

da bateria e indica a corrente da seguinte forma: dada uma bateria de 1Ah, a taxa de carga/descarga de 1C significa que a corrente é de 1A. Conseqüentemente, as taxas de 0.5C e 2C representam, respectivamente, uma taxa de 0.5A e 2A. Quanto maior essa taxa, mais rápido a bateria pode ser carregada e descarregada;

- **Taxa de corte:** É a tensão mínima de operação da bateria, sendo assim, se a bateria operar em valores menores que a taxa de corte, suas células internas começarão a se degradar;
- **Vida útil:** É uma medida do tempo de operabilidade da bateria quando sua capacidade efetiva atinge 80% de sua capacidade nominal, sob determinadas circunstâncias. É calculada em ciclos de carga/descarga. As baterias passam por testes de desempenho e já chegam no usuário com certo desgaste, isso inclui também uma possível redução na sua capacidade efetiva.

Existem dois grandes problemas que acometem as baterias: o efeito memória e a auto-descarga. O primeiro é conhecido como vício da bateria e ocorre quando as células não passam pelo procedimento de serem totalmente descarregadas, ocasionando na diminuição da capacidade efetiva dessa bateria. O segundo efeito ocasiona uma descarga na bateria ao longo do tempo, até quando a mesma não está em uso.

3.2 BATERIAS UTILIZADAS NO ESTUDO

Nesse trabalho, foram utilizadas 5 baterias na simulação da micro-rede. Essas baterias foram selecionadas a partir de um conjunto de 15 baterias. As 15 baterias foram separadas de acordo com sua composição de maneira simplificada, formando 5 classes diferentes. Por meio dos dados gerados em simulações prévias utilizando um modelo de simulação anterior, a bateria de cada classe que resultou num menor custo de funcionamento da micro-rede foi escolhida para fazer parte dos estudos desse trabalho. Mais detalhes sobre a seleção das baterias podem ser vistos no Apêndice A. A seguir são apresentadas as baterias que foram utilizadas na simulação com uma breve descrição de cada uma delas, juntamente com algumas vantagens e desvantagens.

3.2.1 Bateria Chumbo-Ácido (Lead Acid Gel AGM)

A primeira bateria recarregável desenvolvida, inventada pelo francês Gaston Planté em 1859. Muito comum e consolidada no mercado, é uma bateria de fácil aquisição, tendo seu custo menor em comparação aos das outras baterias. Composta principalmente por placas de chumbo negativas e positivas, um eletrólito de ácido sulfúrico e um material isolante que separa as placas, denominado separador. Bastante aplicada no sistema elétrico de veículos e com várias opções de especificações e formatos, já que as necessidades dos veículos são muito diversificadas, além de conseguirem atuar como fonte de

energia reserva em redes elétricas. A última geração das baterias chumbo-ácido são as reguladas por válvula (VRLA, sigla em inglês), especialmente projetadas para reduzir a manutenção. Possui especificações parecidas com as baterias automotivas e ainda possui duas subclasses: bateria em gel ou manta de vidro absorvente (CARNEIRO et al., 2017; WEGENER, 2017; CAMPOS et al., 2022).

Quadro 2 – Vantagens e desvantagens da Chumbo-Ácido

VANTAGENS	DESVANTAGENS
<ul style="list-style-type: none"> ● Baixo custo de aquisição (econômica); ● Bastante comum no mercado (ampla disponibilidade); ● Contém materiais para reciclagem, apesar de exigir cuidado com o descarte de alguns materiais; ● Alta potência específica, também pode fornecer altas correntes quase que instantaneamente; ● Possui boa durabilidade e é uma bateria bastante segura. 	<ul style="list-style-type: none"> ● Baixa densidade energética; ● Elevadíssimo tempo para recarregar a bateria; ● Número de ciclos limitado; ● É recomendado operar em baixas temperaturas; ● Não pode ser armazenada descarregada; ● Sofrem com a auto-descarga; ● Não reage bem a descargas profundas.

3.2.2 Bateria Fosfato de Lítio Ferro (LiFePO₄)

Essa é uma bateria utilizada em diversos dispositivos eletrônicos modernos, principalmente em aparelhos celulares por conta da sua baixa manutenção e por não possuir efeito memória. Geralmente, é considerada por ter muitas vantagens e poucas desvantagens, que são relativas e dependem das necessidades específicas da aplicação. Os primeiros modelos foram comercializados apenas na década de 70, apesar de seu desenvolvimento ter sido feito em 1912 por Gilbert Newton Lewis. Essa comercialização tardia é devida ao difícil manuseio do lítio, e um grande avanço desse tipo de bateria foi possível por conta da *Sony Corporation*. Essas baterias são relativamente simples de serem utilizadas, pois exigem pouca manutenção e são muito tecnológicas. Além disso, é uma bateria muito segura devido ao seu material intrínseco, sendo resistente à superaquecimentos e explosões, o que é um atrativo para diversos cenários (ATAIDE, 2010).

Outro ponto importante é que o material usado nesse sistema eletroquímico é pouco nocivo ao meio ambiente, possui uma boa densidade de carga, mas a partir de um ou dois anos em operação (ou até mesmo em baixa utilização), a bateria pode começar a apresentar falhas frequentes e ter sua capacidade efetiva perceptivelmente reduzida, além

de seu material ser muito caro. Apesar disso, essa bateria ainda tem muito potencial, já que muitos pesquisadores vêm desenvolvendo melhorias para mitigar essas desvantagens (ATAIDE, 2010).

Quadro 3 – Vantagens e desvantagens da Fosfato de Lítio Ferro

VANTAGENS	DESVANTAGENS
<ul style="list-style-type: none"> • Boa densidade de energia, ideal para aplicações que exigem uma alta autonomia da bateria; • Auto-descarga relativamente baixa, o que possibilita uma duração maior da carga armazenada; • Baixa manutenção, não há preocupação com descarga periódica e nem com ciclos de carga/descarga; • Resistente à altas temperaturas e ambientalmente amigável, sendo de fácil descarte; • É possível se utilizar de células especiais para que a bateria tenha fornecimento de energia em altas correntes. 	<ul style="list-style-type: none"> • Sujeita ao envelhecimento precoce, mesmo quando não está em uso (para reduzir o envelhecimento, o recomendado é manter a bateria em local fresco com pelo menos 40% de carga); • Requer circuito de proteção para que a tensão e a corrente estejam nos limites especificados pelo fabricante; • É uma bateria cara, tanto pelo material quanto pelo sistema de gerenciamento interno, e que ainda está em desenvolvimento.

3.2.3 Bateria Níquel-Cádmio (Ni-Cd)

A segunda bateria recarregável a ser inventada, criada no fim do século XIX pelo engenheiro sueco Waldmar Jungner. Por ser antiga e ainda estar sendo utilizada até hoje, passou por diversos testes e aplicações se consolidando no mercado. Contudo, devido às questões críticas do meio ambiente causadas pelo seu descarte e por sofrer com o efeito memória, essa bateria vem sendo substituída no mercado por modelos mais avançados. Apesar do seu material tóxico, ela é considerada segura, sendo também bastante resistente e durável, se utilizada e descartada corretamente. Se mostrou uma boa escolha para utilização em cargas rápidas, ou seja, essa bateria é boa em suportar altas taxas de carga, podendo operar em regimes rigorosos. Mas possui sua durabilidade afetada negativamente quando posta em períodos longos de carga ou quando seu uso se limita a pequenos intervalos de tempo. Essa bateria precisa passar por um procedimento periódico de descarga total para que não se formem cristais em suas células internas, prejudicando seu desempenho (ATAIDE, 2010).

Quadro 4 – Vantagens e desvantagens da Níquel-Cádmio

VANTAGENS	DESVANTAGENS
<ul style="list-style-type: none"> • Possui elevado número de ciclos de carga/descarga, podendo ser utilizada diversas vezes, se operada devidamente; • Possui longa vida útil; • Possui bom desempenho em uma ampla faixa de temperatura; • É rápida e simples de ser carregada, também é fácil de ser transportada e armazenada; • Possui variadas especificações de tamanho e desempenho, sendo também uma das baterias mais robustas, dentre as baterias recarregáveis. 	<ul style="list-style-type: none"> • Baixa densidade energética (geralmente, metade da densidade da bateria de lítio); • Feita com materiais tóxicos, prejudiciais ao meio ambiente; • Elevado índice de auto-descarga, sendo necessária a recarga da bateria se ficar muito tempo inativa após o armazenamento de carga; • Sofre com o efeito memória, necessitando a descarga completa antes de iniciar o processo de carga.

3.2.4 Bateria Cloreto de Sódio-Níquel

(NaNiCl) Também conhecida como *Zero Emission Battery Research Activities* (ZEBRA), ela é uma das baterias mais recentes tendo sido desenvolvida na década de 80. A ZEBRA vem com um eletrólito semi-sólido, placas negativas de sódio fundido e placas positivas de cloreto de níquel. Ela opera em altas temperaturas para manter o eletrólito descongelado, o que a faz ser resistente ao superaquecimento, mas a limita a aplicações em alta temperatura. Essa bateria precisa fazer recargas mais frequentemente que outras baterias devido sua auto-descarga elevada, já que parte da energia interna da bateria é utilizada para manter a temperatura elevada. É uma bateria pesada, o que dificulta sua locomoção e também não é produzida em larga escala pois é relativamente nova no mercado (ROSOLEM et al., 2016).

A ZEBRA é bastante aplicada em pequenas centrais elétricas e em sistemas híbridos de geração. É utilizada devido sua longa expectativa de vida, possibilidade de descargas profundas sem que sua vida útil seja influenciada e por ter pouca preocupação com sua manutenção. Além disso, um projeto dos anos 80 montou uma bateria desse tipo utilizando materiais recicláveis e um outro projeto canadense mais recente conectou baterias desse tipo para formar uma unidade com grande capacidade de armazenamento. Sendo assim, essas baterias podem ser muito versáteis (VIAN et al., 2021).

Quadro 5 – Vantagens e desvantagens da Cloreto de Sódio-Níquel

VANTAGENS	DESVANTAGENS
<ul style="list-style-type: none"> • Possui excelente característica de estocagem, necessitando de pouca manutenção; • Possui alta eficiência e muito boa para armazenar energia renovável; • Possui alta densidade de energia; • Alta ciclagem e vida útil; • Essa bateria vem com sistema de monitoramento e gestão interno. 	<ul style="list-style-type: none"> • Exige alta temperatura de operação: de 270 °C até 350 °C; • Alto tempo de carga, demorando cerca de 8 horas para ter carga completa; • Possui alto custo inicial por ser uma bateria relativamente nova e em desenvolvimento; • Por utilizar a própria energia pra se manter em temperaturas elevadas, a bateria possui uma auto-descarga alta.

3.2.5 Bateria Fluxo Redox de Vanádio (Redox Flow Vanadium)

Essa bateria possui uma tecnologia construtiva bem diferente das demais, já que seus reagentes químicos são mantidos fora do reator da bateria. Ela possui dois tanques contendo eletrólitos líquidos de íons de vanádio, uma célula eletroquímica e uma bomba hidráulica para cada tanque (PINHEIRO, 2020). Quando ocorre o carregamento e descarregamento, o eletrólito é bombeado para onde se encontram o cátodo, ânodo e elementos de condução iônica seletiva. Por terem muitos componentes externos, tanques, tubulações e bombas, por exemplo, essa bateria exige um espaço maior para ser instalada, além da necessidade de se manter um grande volume de eletrólitos nesses tanques. As baterias de fluxo compreendem duas categorias: baterias de fluxo redox e de fluxo híbridas (SERRA et al., 2016).

A bateria de redox de vanádio está caracterizada pelas reações de oxirredução de diferentes íons de vanádio, podendo ser considerada uma tecnologia madura, além de poder se obter eletrólitos facilmente e com baixo custo. É interessante para aplicações estacionárias, ou seja, para longos períodos de descarga, podendo dar suporte à falhas de transmissão e é atraente para concessionárias. Além disso, ela é uma bateria versátil, pois sua potência e autonomia são independentes uma da outra. Esse modelo possui tempo de resposta rápido e um bom tempo de vida útil. O eletrólito pode ser reciclado e não possui as mesmas restrições ambientais que os compostos das baterias níquel-cádmio e chumbo-ácido (SERRA et al., 2016). Seguem as vantagens e desvantagens (SERRA et al., 2016; PINHEIRO, 2020; CAMPOS et al., 2022):

Quadro 6 – Vantagens e desvantagens da Fluxo Redox de Vanádio

VANTAGENS	DESVANTAGENS
<ul style="list-style-type: none"> • Alta potência e versatilidade; • Possui muitos ciclos de carga/descarga e uma longa estimativa de vida útil; • Auto-descarga praticamente nula, já que os eletrólitos estão dispostos em tanques separados; • Baixo impacto ambiental; • Curto tempo de carga/descarga. 	<ul style="list-style-type: none"> • Bateria com alto custo inicial, devido a estrutura desse modelo; • Baixa densidade energética; • Ocupa muito espaço físico; • Requer manutenção, sendo também mais complexa para ser construída e planejada.

3.3 IMPACTO DO SAE EM UM HMGS

De modo geral, um SAE é formado por um banco de baterias, um sistema de monitoramento de baterias (BMS, sigla em inglês) que monitora e controla parâmetros de operação das baterias, um sistema de conversão de potência (PCS, sigla em inglês) que faz a conversão de energia alternada para contínua e vice-versa, um sistema de gerenciamento de energia (EMS, sigla em inglês) responsável por gerenciar a atuação do SAE e dos seus dispositivos. Também possui alguns outros componentes auxiliares responsáveis por assegurar a confiabilidade do sistema de armazenamento. Esses sistemas ganharam destaque por conta de sua flexibilidade, redução de custos devido avanço da tecnologia e alta eficiência. A seguir está uma listagem com as principais aplicações de um SAE (CAMPOS et al., 2022):

- **Energia de reserva:** Suprimento de demanda imediata e garantia de operação do sistema. Uma das aplicações mais utilizadas em micro-redes, já que é interessante armazenar o excedente de energia para momentos de baixa produção;
- **Qualidade de energia:** Podendo ser usado como suporte, o SAE pode atuar no controle de parâmetros, auxiliando a rede caso haja instabilidade ou falhas, melhorando a qualidade do fornecimento;
- **Confiabilidade de suprimento:** As baterias são utilizadas quando a produção de energia não supre a demanda, o que torna o sistema mais robusto à falta de suprimentos;
- **Gestão de demanda contratada:** Redução do pico de demanda, para que o valor contratado não sofra com impostos, prejudicando a concessionária. As baterias são mantidas carregadas e quando há picos de demanda, elas são descarregadas;

- **Controle de frequência:** Controle da transferência de potência ativa feita em um ponto de conexão em comum. O SAE pode atuar absorvendo ou injetando energia para gerenciar a frequência em caso de flutuações no suprimento;
- **Gestão de tarifas:** Se carrega a bateria quando a tarifa está mais baixa, e, quando há um aumento na tarifa, utiliza a carga armazenada, possibilitando redução de custos.

O SAE é um componente muito importante à micro-rede devido suas aplicações possibilitarem benefícios para os sistemas elétricos de potência. Tais como reduzir as perdas do sistema e custos envolvidos, aumentar a eficiência e eficácia do despacho na rede, dentre outros, de acordo com Vian et al. (2021) e Campos et al. (2022). Além disso, é interessante manter um equilíbrio entre geração e demanda de energia, para que não haja falhas ou desperdícios. Sendo assim, o SAE é capaz de atuar nestas duas situações: quando há desperdícios e quando há falta de energia para o suprimento, trazendo mais estabilidade ao sistema. Para o primeiro caso, a energia excedente é direcionada ao SAE suavizando os desperdícios e, para o segundo caso, a energia reserva é utilizada para auxiliar no suprimento da demanda (MARCELINO et al., 2018).

O capítulo seguinte apresentará o contexto da simulação juntamente com as principais informações tanto do algoritmo C-DEEPSO quanto da micro-rede e, depois disso, serão apresentados os resultados obtidos com as baterias utilizadas nesse estudo.

4 SIMULAÇÃO E RESULTADOS

4.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DA SIMULAÇÃO

Nesse trabalho, são estudados dois modelos de otimização: um modelo com capacidade da bateria pré-fixada de Marcelino et al. (2023) e o modelo proposto neste trabalho em que a capacidade da bateria é otimizada. As variáveis de otimização estão a seguir, nas quais, entre parênteses está o domínio:

- Dias de Autonomia ($\mathbb{Z}[1, 3]$): Dias em que o sistema consegue manter o suprimento somente com a energia vinda da bateria;
- Geração Fotovoltaica ($\mathbb{R}[1, 150]$): Determina a quantidade máxima de energia gerada pelos painéis fotovoltaicos, por hora;
- Número de Turbinas eólicas ($\mathbb{Z}[1, 5]$): Quantidade de turbinas eólicas no sistema;
- Capacidade da Bateria ($\mathbb{R}[40, 400]$): Autonomia da bateria, presente somente no espaço de decisão do segundo modelo.

Os pesos do C-DEEPSO são calculados da seguinte forma: $w_I = 0,7298$, $w_A = 1 \cdot rand_i$ e $w_C = 1 \cdot rand_i$, sendo $rand_i$ uma variável amostrada segundo uma distribuição uniforme no intervalo $[0, 1]$ a cada iteração. A operação de mutação é feita apenas multiplicando os pesos por um valor gerado aleatoriamente, na mesma distribuição de antes. É utilizado 100% de probabilidade de comunicação, ou seja, a matriz binária $C_{n \times n}^{(i)}$ coincide com a matriz identidade. A variável X_{st} coincide com a melhor posição que foi encontrada pela partícula em questão. O tamanho da população e o número de iterações são iguais a 10. Na fase de seleção, quando as partículas têm suas novas posições calculadas, a melhor posição global X_{gb} e a melhor posição da partícula X_{st} serão atualizadas se essas variáveis obtiverem o menor valor na função de avaliação.

A simulação do HMGS foi feita com dados meteorológicos do Complexo Eólico de Osório, no Rio Grande do Sul. Os dados foram obtidos por meio de um banco de dados de radiação solar no site da Solar Radiation Data (SoDa), vide Apêndice B para mais detalhes da extração dos dados.

A carga demandante possui caráter genérico, isto é, gerada de maneira abstrata considerando fatores como horários de pico e estações do ano. O suprimento de energia foi feito para uma demanda industrial referente a 100 residências, considerando uma maior intensidade de energia e diferentes flutuações em relação à demanda residencial. Foi utilizada uma compensação de 25% da energia excedente (MARCELINO et al., 2023).

A seguir estão os gráficos com os dados meteorológicos e a carga demandante:

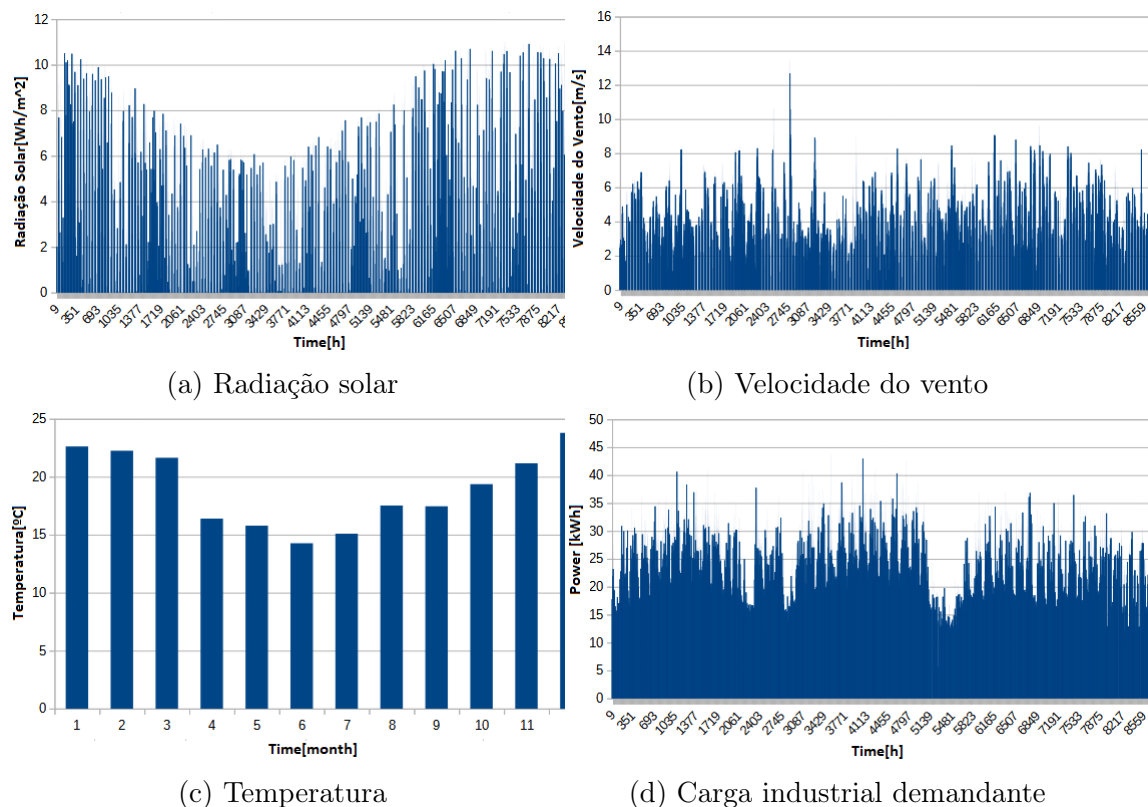


Figura 2 – Gráficos dos dados meteorológicos e da carga demandante

Fonte: banco de dados meteorológicos HelioClim-3 (<https://www.soda-pro.com/web-services/radiation/helioclim-3-archives-for-free>) Acesso em: 09/01/2023

São utilizadas na simulação algumas informações específicas importantes das baterias como o preço de armazenamento (PA), o número de ciclos (NC), a eficiência (EF) e o vida útil (VU). O simulador também considera um DoD de 80%, sendo assim, há um aumento de 20% na sua autonomia para que a capacidade efetiva da bateria seja de 100% da capacidade inicial. Na tabela a seguir são mostradas as informações utilizadas para cada bateria (BAUMANN et al., 2016; STENZEL; BAUMANN; FLEER, 2014):

Tabela 1 – Informações consideradas das baterias.

BATERIAS	PA [US\$/kWh]	NC	EF [%]	VU [Anos]
Lead Acid Gel AGM	7,31	1400	76,5	18
LiFePO4	9,81	5000	96,0	15
Ni-Cd	31,40	1250	70,0	20
NaNiCl	6,99	3000	86,0	14
Redox Flow Vanadium	14,54	10000	75,0	15

Além disso, são considerados custos relacionados às baterias como dispositivos auxiliares, equipamentos de controle, instalação do equipamento. Esses custos são os mesmos utilizados para todas as baterias.

4.2 RESULTADOS OBTIDOS

Essa seção apresentará os resultados obtidos por meio das simulações. Todos os resultados são uma média dos dados gerados a partir de 30 execuções. Os dados econômicos foram gerados para 1 ano de simulação, porém foram escalados para 24 anos, que é o tempo considerado para o projeto da micro-rede. Abaixo seguem duas tabelas com os dados de *fitness* do C-DEEPSO, em que a capacidade da bateria (C) na primeira tabela está fixada em 200 kWh:

Tabela 2 – Resultados de otimização (Capacidade Estática)

BATERIAS	COE [US\$/kWh]	LPSP [%]	RS [%]
LAG AGM	0,14 ± 0,00	6,05 ± 0,21	70,21 ± 1,13
LiFePO4	0,12 ± 0,00	6,00 ± 0,16	70,22 ± 0,84
Ni-Cd	0,23 ± 0,00	1,52 ± 0,04	48,62 ± 0,81
NaNiCl	0,12 ± 0,00	6,09 ± 0,18	69,60 ± 1,01
RFV	0,13 ± 0,00	6,04 ± 0,18	69,69 ± 1,77

Tabela 3 – Resultados de otimização (Capacidade Otimizada)

BATERIAS	C [kWh]	COE [US\$/kWh]	LPSP [%]	RS [%]
LAG AGM	79,60 ± 26,76	0,12 ± 0,01	4,84 ± 0,66	65,79 ± 1,85
LiFePO4	118,54 ± 22,64	0,11 ± 0,00	5,77 ± 0,41	67,45 ± 1,20
Ni-Cd	46,96 ± 18,76	0,13 ± 0,02	3,18 ± 0,92	63,13 ± 3,85
NaNiCl	113,14 ± 23,85	0,11 ± 0,00	5,69 ± 0,33	67,58 ± 1,13
RFV	82,43 ± 19,15	0,12 ± 0,00	4,94 ± 0,64	66,56 ± 0,96

A partir daqui, serão apresentados gráficos com informações da micro-rede para cada tipo bateria, juntamente com uma discussão sobre eles. Os gráficos pizza contêm informações percentuais sobre a energia vinda dos painéis fotovoltaicos (PV), pelas turbinas eólicas (Wind) e da bateria, caracterizadas como fontes renováveis. Em contrapartida, existe a energia comprada da rede pública e a energia obtida por meio do sistema de compensação (Metering), além da energia que é desperdiçada pela micro-rede (Surplus). A parcela em verde indica o fator renovável, a parcela em laranja indica a energia obtida por outras fontes e a parte em azul representa a energia desperdiçada.

Também serão apresentados os gráficos de desempenho da micro-rede para cada bateria referentes à uma semana típica de inverno e primavera. Nesses gráficos, a linha preta (Load) representa a carga a ser suprida pela micro-rede e a linha pontilhada em vermelho (Bat Energy) indica a energia armazenada na bateria. Os outros dados são referentes à produção (painéis e turbinas) e compra/compensação de energia. À esquerda estarão os gráficos relacionados ao modelo de otimização original e à direita estarão os gráficos relacionados ao modelo proposto nesse trabalho.

4.2.1 Simulação com Lead Acid Gel AGM

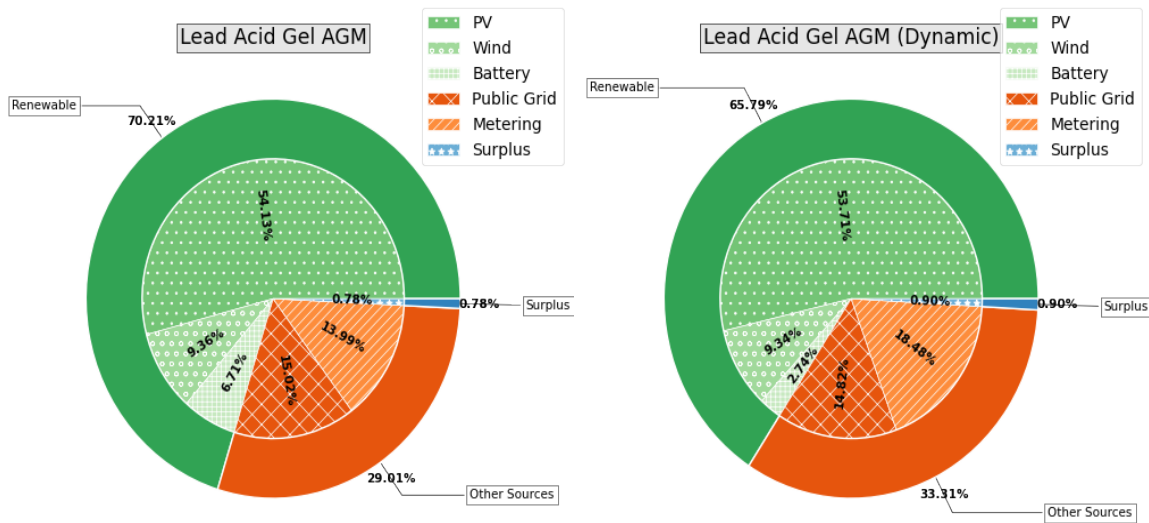


Figura 3 – Gráficos pizza Lead Acid Gel AGM

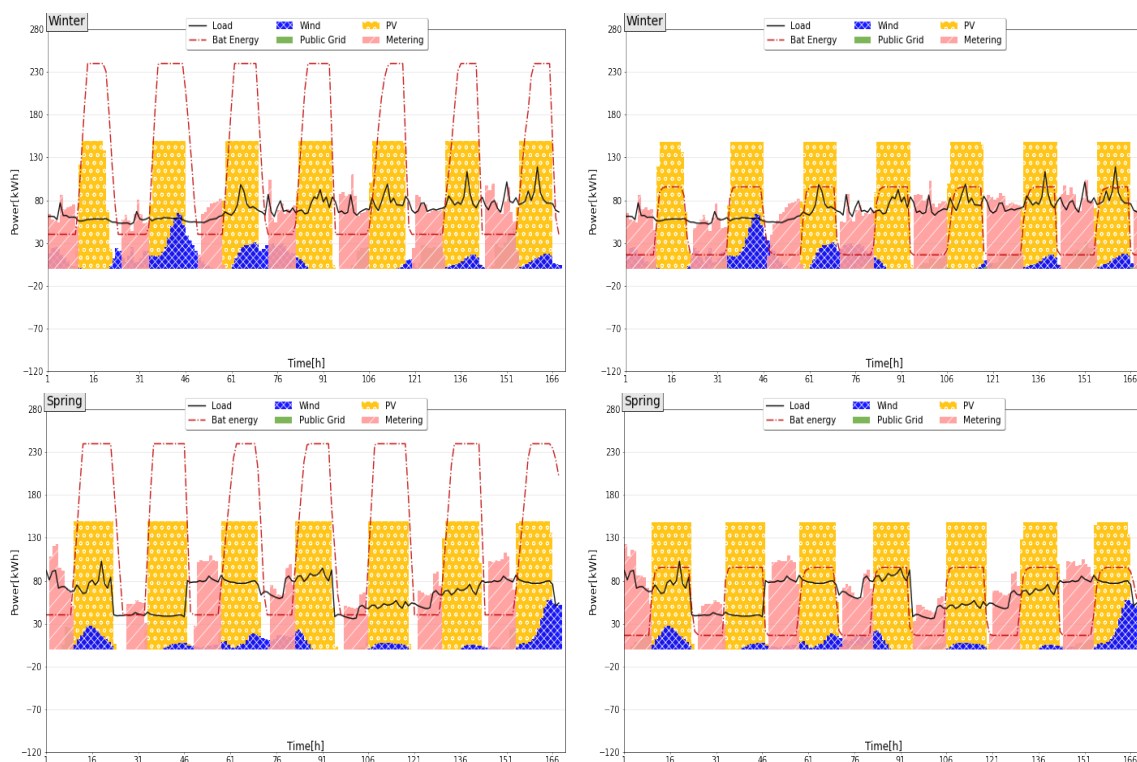


Figura 4 – Gráficos de desempenho Lead Acid Gel AGM

A bateria chumbo-ácido, assim como a grande parte das baterias abaixo, ocasionou numa redução no fator renovável que é um objetivo a se maximizar. Isso ocorreu porque, no modelo proposto, o C-DEEPSO reduziu a capacidade da bateria, o que significa que parte da energia renovável que iria ser armazenada na bateria é trocada por créditos por

meio do sistema de compensação. Sendo assim, há menos descarga da bateria e mais energia excedente, vide Equação (2.19). É possível observar no gráfico pizza que a parcela de descarga da bateria diminuiu, enquanto que o *metering* aumentou.

Entretanto, o segundo modelo obteve melhor custo de geração de energia da micro-rede, além de tornar seu funcionamento mais confiável pois teve menor probabilidade de perda de carga. Como a armazenar energia na bateria possui um determinado custo, o C-DEEPSO no modelo proposto decide reduzir os gastos no armazenamento e compensar mais energia para obter melhor custo na geração. Vale notar que a perda de carga na simulação acontece quando a micro-rede, em uma determinada hora, não possui energia suficiente para suprir a demanda. Por exemplo, isso pode ser visto no gráfico de desempenho, quando os painéis e as turbinas estão em baixa produtividade e a bateria fica descarregada. Nesse hora, há transição do suprimento da micro-rede para a rede pública e ocorre uma perda de carga. No segundo modelo, a rede pública participa mais do suprimento de modo que a confiabilidade do sistema aumente sem que haja mais custos por parte da micro-rede.

4.2.2 Simulação com LiFePO4

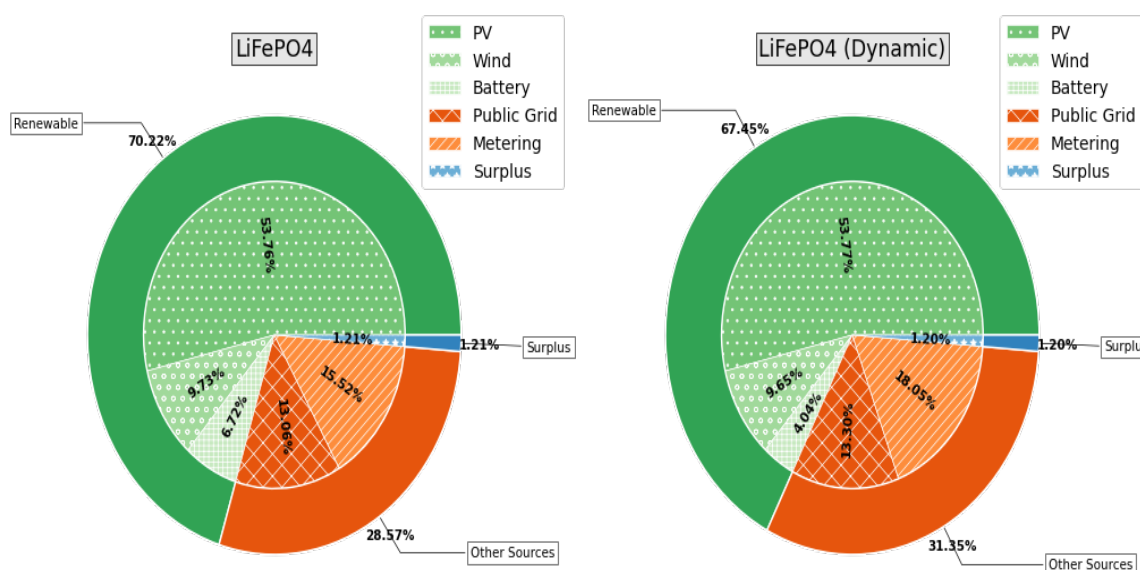


Figura 5 – Gráficos pizza LiFePO4

Com essa bateria, a micro-rede funciona de maneira similar à anterior, no qual há mais economia, menor chance de perda de carga e menor despacho de energia renovável. Porém, apesar de ela possuir um preço de armazenagem levemente maior que a anterior, vide Tabela 1, ela é muito mais eficiente e possui muito mais ciclos de carga/descarga. Por isso, a capacidade dessa bateria no modelo proposto é maior que a da chumbo-ácido no mesmo modelo. Devido sua eficiência e capacidade, o fator renovável teve uma leve

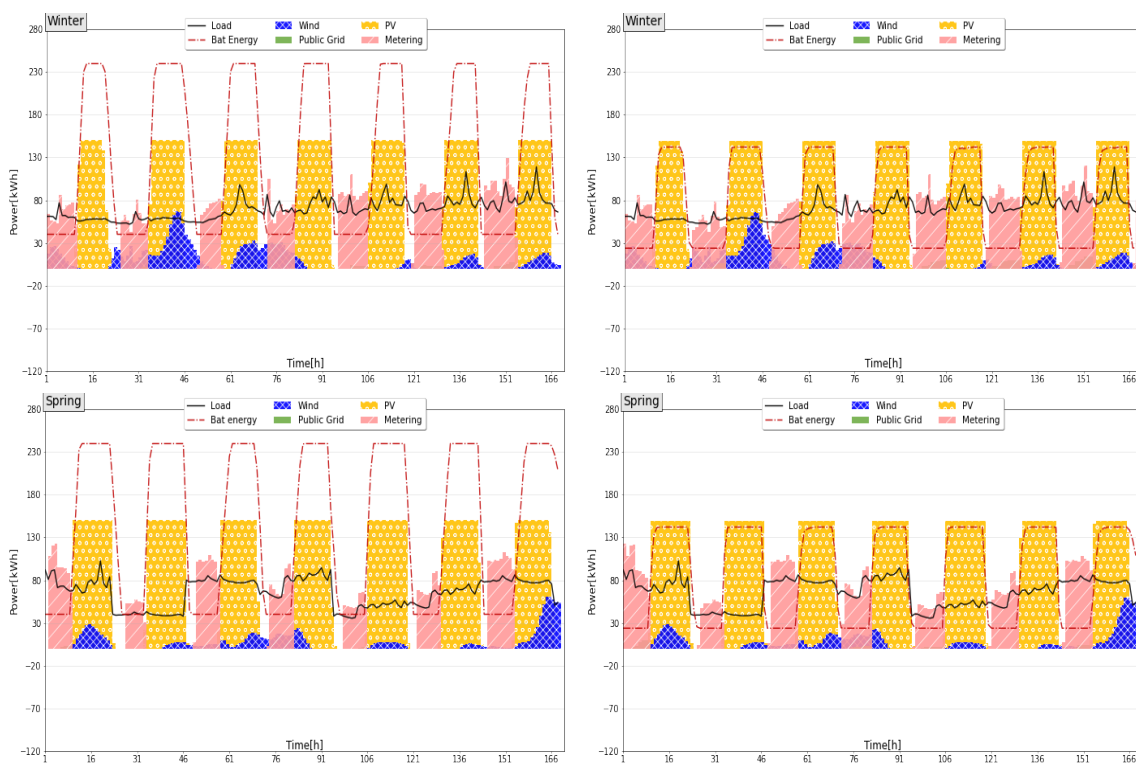


Figura 6 – Gráficos de desempenho LiFePO4

redução e a micro-rede foi econômica, mas sua probabilidade de perda de carga ficou quase a mesma.

4.2.3 Simulação com Ni-Cd

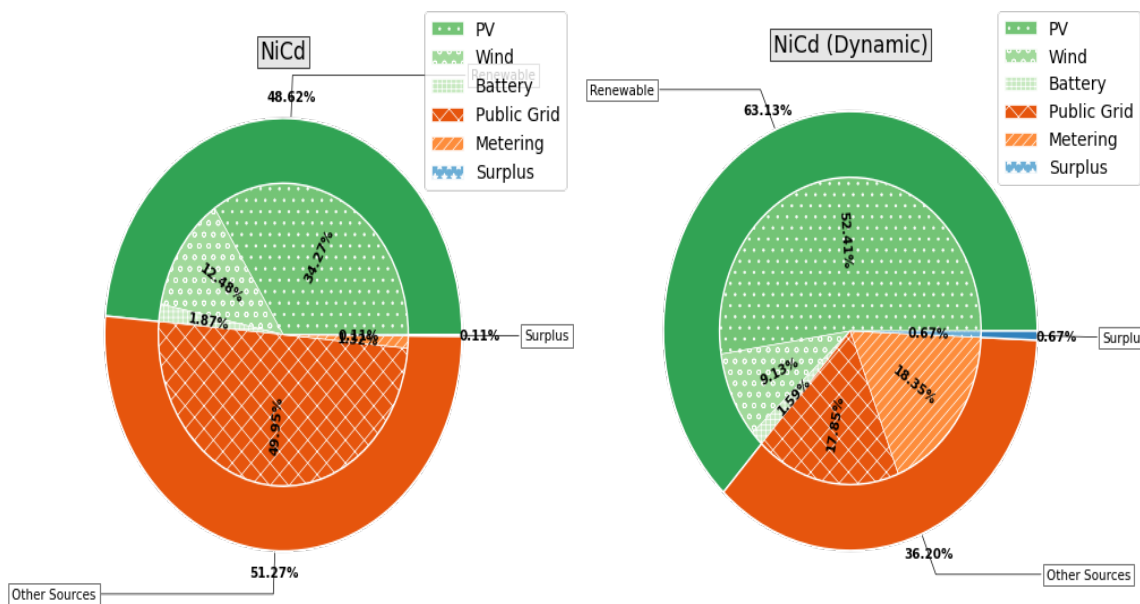


Figura 7 – Gráficos pizza Ni-Cd



Figura 8 – Gráficos de desempenho Ni-Cd

A simulação com a bateria níquel-cádmio apresentou a maior discrepância entre os modelos, principalmente por conta de suas características modeladas. Ela possui a menor eficiência, o menor número de ciclos e o maior preço de armazenagem. No modelo original, a micro-rede teve um funcionamento diferente das demais. Nesse caso, o C-DEEPSO reduziu os custos com a geração de energia dos painéis fotovoltaicos, causando uma menor produção. Conseqüentemente, com a baixa produção, quase não há energia excedente para ser compensada ou armazenada, e a bateria e o *net-metering* acabam tendo quase nenhuma participação no suprimento. Observando o gráfico pizza do modelo original, é possível ver que praticamente 50% do suprimento foi feito pela rede pública. Nos gráficos de desempenho, a área em verde aparece também nos intervalos de alta produtividade dos painéis, pois eles não estão produzindo energia suficiente. Portanto, a capacidade pré-fixada de 200 kWh dessa bateria se mostrou desperdício para a micro-rede.

Com a adição da capacidade da bateria no segundo modelo, o C-DEEPSO conseguiu encontrar uma configuração que fosse semelhante às duas baterias anteriores. Pode-se ver que essa configuração possui uma capacidade próxima ao limite inferior, ou seja, essa variável teve uma redução muito grande. Em comparação ao modelo original, o fator renovável melhorou muito e a redução dos custos foi para quase metade do que se tinha. Vale notar que, por conta de grande parte do tempo a micro-rede comprar da rede pública no modelo original, seu LPSP foi baixo e permaneceu baixo no modelo proposto. Portanto, devido o alto custo que essa bateria tem para a micro-rede, no primeiro modelo o C-DEEPSO buscou reduzir esses gastos nos painéis fotovoltaicos, e no segundo modelo,

foi possível resolver esse problema de maneira mais eficaz.

4.2.4 Simulação com NaNiCl e Redox Flow Vanadium

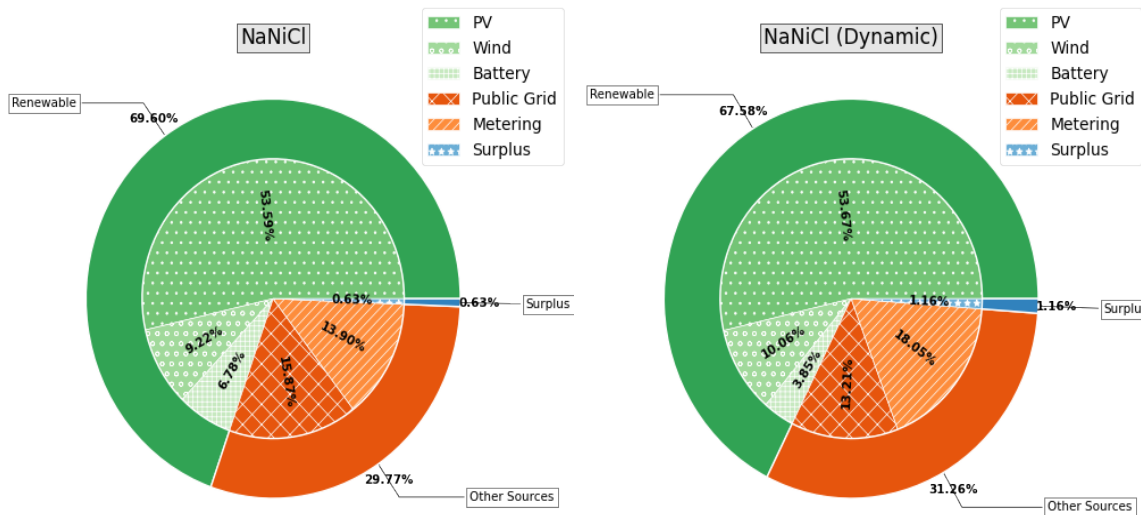


Figura 9 – Gráficos pizza NaNiCl

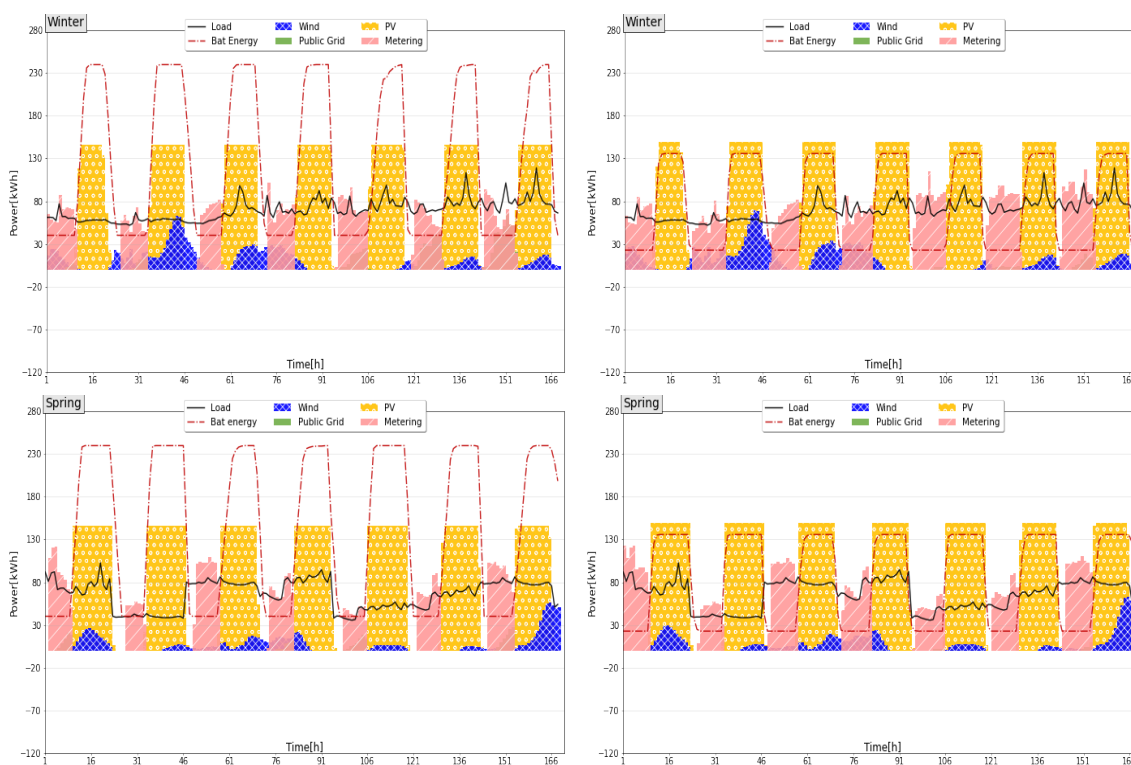


Figura 10 – Gráficos de desempenho NaNiCl

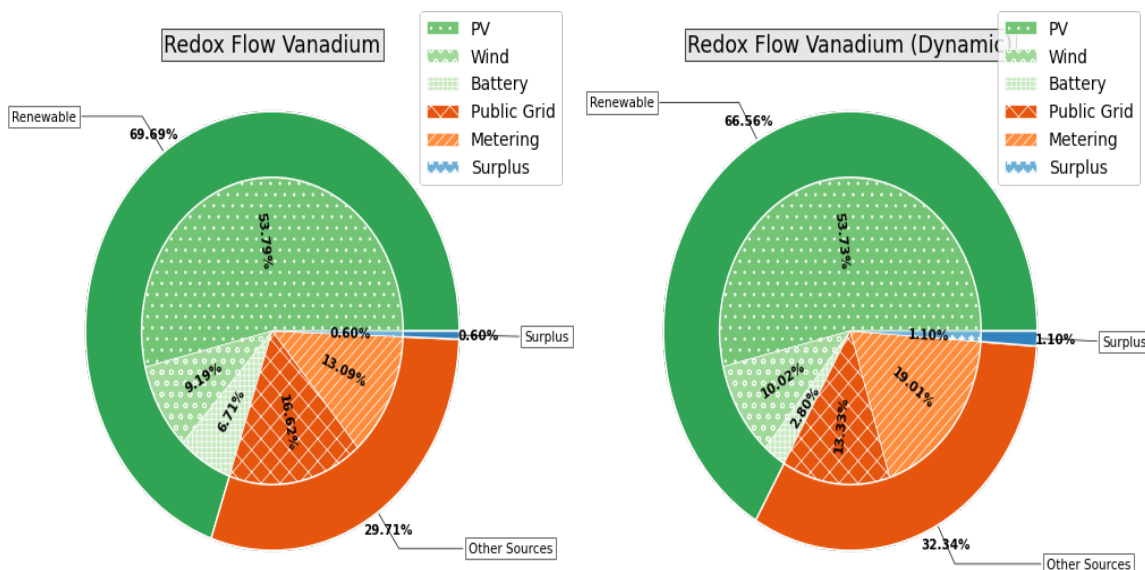


Figura 11 – Gráficos pizza Redox Flow Vanadium

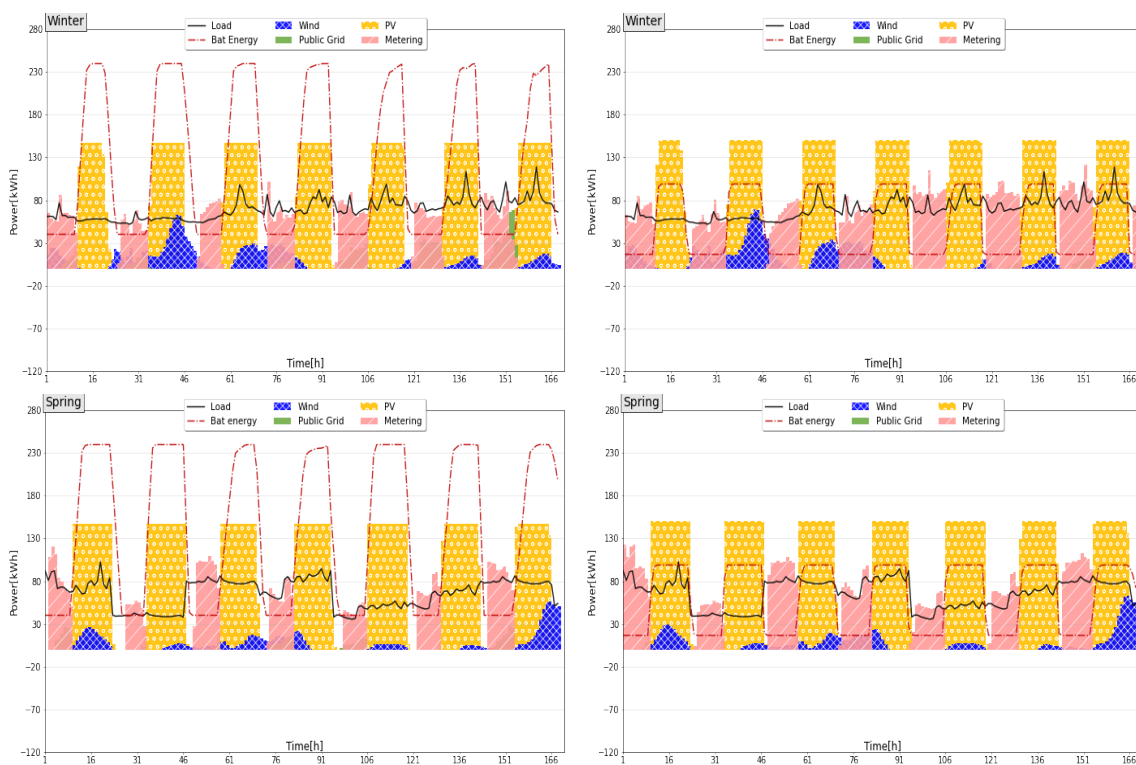


Figura 12 – Gráficos de desempenho Redox Flow Vanadium

Ambas as baterias tiveram simulações parecidas com as que já foram discutidas. A bateria sódio-níquel foi semelhante à fosfato de lítio ferro e a fluxo redox de vanádio à chumbo-ácido. A próxima seção discutirá de maneira mais geral os resultados obtidos.

4.3 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Foram apresentados os resultados de cada bateria para ambos os modelos a fim de se ter uma comparação de qual modelo atende melhor aos três objetivos considerados. Para todas as baterias, exceto a níquel-cádmio, o modelo proposto foi semelhante ao modelo original. Para a níquel-cádmio em específico, o modelo proposto melhorou muito o desempenho da micro-rede, pois essa bateria possui características que a torna muito ineficiente. Além disso, diferente do modelo original, o novo modelo teve resultados semelhantes em todas as suas simulações. Pode-se concluir a partir disso que o segundo modelo é mais independente da bateria, possuindo maior flexibilidade e lida melhor com baterias custosas e ineficientes.

As baterias mais baratas foram: fosfato de ferro lítio e sódio-níquel. Isso se deve principalmente por essas baterias terem baixo preço de armazenagem e alta eficiência. No Capítulo 3, são expostas as principais vantagens e desvantagens de cada bateria. Elas podem ser consideradas ótimas escolhas para um projeto de micro-rede. A primeira bateria é amigável ao meio ambiente, de fácil descarte e possui baixa auto-descarga que permite manter o armazenamento de energia durante longos períodos de alta produtividade. Já a sódio-níquel é uma bateria mais recente e muito tecnológica, sendo excelente para armazenar energia renovável. Ambas possuem boa densidade de energia, alta eficiência e baixa manutenção. Porém, a primeira bateria pode ter sua vida útil muito reduzida dependendo de sua operação, e a segunda só opera em altas temperaturas utilizando parte da própria energia para se manter quente.

5 CONCLUSÃO

Desde a intensificação dos estudos envolvendo sustentabilidade por meio de incentivos em diferentes esferas da humanidade, se tem dada muita importância aos sistemas de geração de energia sustentáveis. O HMGS é uma proposta para geração sustentável de energia, o que torna estudos sobre a viabilidade desses sistemas valiosos, bem como o desenvolvimento de modelos para resolução de problemas acerca do despacho elétrico, como o feito aqui. Além disso, o contexto da simulação em território brasileiro enfatiza o aprofundamento das micro-redes no país, visto que há esforços nacionais envolvidos na discussão e regulamentação sobre geração distribuída e micro-geração nos últimos anos.

O otimizador C-DEEPSO possibilita uma modelagem mais simples do problema de despacho elétrico em comparação às modelagens mais tradicionais (que utilizam métodos de programação não-linear), em que alterações entre modelos possam ser feitas de maneira direta. As metaheurísticas possuem essa vantagem por serem métodos de caráter geral, isto é, não possuem relações específicas com os problemas nos quais elas são aplicadas. Sendo assim, as dificuldades em aplicar métodos como esse estão concentradas na modelagem de um problema de otimização. O estudo da viabilidade do HMGS via C-DEEPSO também aborda aspectos de aprendizado, no qual o algoritmo evolui ao longo das iterações aprendendo qual a melhor configuração que satisfaz os parâmetros do problema de otimização a partir das soluções passadas. Observando os resultados apresentados, pode ser visto que o C-DEEPSO convergiu para uma mesma bacia de atração na maioria das simulações realizadas, indicando uma área de convergência comum.

A proposição de um novo modelo de otimização obtido com a adição da autonomia da bateria no espaço de decisão do C-DEEPSO bem como o levantamento desses dispositivos visou investigar o impacto do SAE no HMGS. Como visto nos capítulos anteriores, as baterias são componentes fundamentais para a eficiência e eficácia da micro-rede, e com forte influência nos três objetivos tomados nesse estudo. Os resultados apresentados utilizando o modelo de geração elétrica original com cada bateria mostraram maiores variações no desempenho da micro-rede do que aqueles apresentados no modelo dinâmico, no qual todas se mostraram competitivas. Portanto, a adição da autonomia da bateria no espaço de decisão do C-DEEPSO descreve um modelo de otimização da micro-rede mais uniforme. Apesar de ter ocorrido a diminuição do fator renovável do primeiro para o segundo modelo, o modelo que define dinamicamente a capacidade ideal ainda assim possui uma abordagem mais ampla devido a possibilidade de variar a autonomia da bateria de acordo com seu custo, mantendo a economia da micro-rede.

Para além dos dados de otimização, cada uma dessas baterias possui características específicas, trazendo vantagens e desvantagens que não foram simuladas, vide a seção Baterias Utilizadas no Estudo. A escolha de qual bateria a ser utilizada dependerá mais das

premissas do projeto, visto que os resultados da simulação mostraram um desempenho semelhante para todas essas 5 baterias, apesar do destaque de 2 delas. Se houver preocupação com o descarte, baterias com menos impacto ambiental são melhores, se o espaço for um problema, baterias com as maiores densidade de carga são ideais, se as operações de carga/descarga forem mais intensas, baterias mais resistentes trabalharão melhor e se há dificuldade para encontrar os materiais de manutenção/reparo pois são mais raros ou se essa bateria ainda está em desenvolvimento, tecnologias mais consolidadas serão mais práticas. Parte dos resultados gerados por essa pesquisa foram enviados para à chamada Workshop LaFusion 2023 (<https://lafusion.cos.ufrj.br/>).

5.1 TRABALHOS FUTUROS

Abaixo segue uma lista com objetivos para trabalhos futuros:

- Aplicar o ajuste fino dos hiper-parâmetros com o intuito de obter melhores resultados;
- Determinar de forma mais geral o comportamento dos dois modelos apresentados nesse estudo a partir da simulação da micro-rede utilizando as outras 10 baterias;
- Descrever as características das baterias restantes, bem como trazer suas vantagens e desvantagens;
- Avaliar a hipótese do *net-metering* reduzir a necessidade da bateria a partir da análise das simulações para diferentes valores de compensação.

REFERÊNCIAS

- ANEEL, A. Resolução normativa nº 482. v. 9, 2012.
- ANSARIN, M. et al. Economic inefficiencies of pricing distributed generation under novel tariff designs. **Applied Energy**, v. 313, p. 118839, 2022. ISSN 0306-2619. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030626192200277X>.
- ATAIDE, E. d. O. **Baterias Recarregáveis**. 59 p. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso) — Universidade São Francisco, Campinas, 2010.
- BAUMANN, M. et al. Co2 footprint and life cycles costs of electrochemical energy storage for stationary grid applications. **Energy Technology**, 2016.
- BRASIL, D. D. Lei. **Bases da Educação Nacional**, 1996.
- CAMPOS, F. M. et al. Tecnologias e aplicações de sistemas de armazenamento de energia para suporte à integração de fontes renováveis no Brasil. In: IX CONGRESSO BRASILEIRO DE ENERGIA SOLAR. Florianópolis, 2022. p. 10.
- CANTANE, D. A.; JUNIOR, O. H. A.; HAMERSCHMIDT, M. B. **Tecnologias de Armazenamento de Energia Aplicadas ao Setor Elétrico Brasileiro**. [S.l.]: Scienza, 2020.
- CARNEIRO, R. L. et al. Aspectos essenciais das baterias chumbo-Ácido e princípios físico-químicos e termodinâmicos do seu funcionamento. **revista Virtual de Química**, v. 9, n. 3, p. 889–911, 2017. ISSN 1984-6835.
- CARVALHO, L. d. et al. Evolução diferencial: Características dos métodos de solução para a programação da produção em ambientes flow shop permutacional. In: XXXVI ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO. João Pessoa/Paraíba, 2016.
- COELLO, A. C.; LAMONT, G. B.; VELDHUIZEN, D. A. V. **Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems**. 2. ed. [S.l.]: Springer, 2007.
- COSTA, P. d. M. et al. **Micro Grids: Estudo dos Principais Métodos de Sincronização Utilizados no Controle dos Inversores de Fontes de Tensão**. 10 p. Monografia (Tese de Conclusão de Curso) — Universidade Federal Rural do Semi-Árido, Rio Grande do Norte, 2018.
- DANTAS, S. G. **Oportunidades e Desafios da Geração Solar Fotovoltaica no Semiárido do Brasil**. [S.l.]: Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada, 2020.
- FERNANDES, A. M.; ROA, C. C.; FILHO, J. A. B. **Estudo e Análise do Fluxo de Potência Ótimo Utilizando o Programa FLUPOT**. 136 p. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso) — Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, 2015.
- FILHO, G. J. L. **Previsão da Autonomia de Baterias de chumbo-ácido Aplicadas a Sistemas Híbridos de Geração de Energia Utilizando o Método KiBaM**. 69 p. Dissertação (Mestrado) — Centro de Tecnologia e Geociências/Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2017.

GOLDBERG, D. E. **Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning**. 1st. ed. USA: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1989. ISBN 0201157675.

IGLESIAS, C.; GOMES, P. On the regulation of solar distributed generation in Brazil: A look at both sides. **Energy Policy**, v. 167, n. C, 2022. Disponível em: <https://ideas.repec.org/a/eee/enepol/v167y2022ics0301421522003160.html>.

KENNEDY, J.; EBERHART, R. Particle swarm optimization. In: **Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks**. [S.l.: s.n.], 1995. v. 4, p. 1942–1948 vol.4.

KLEIN, R. S. **Automatização e Supervisão de Microgrid Baseada em Energias Renováveis**. 80 p. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso) — Escola de Engenharia/Universidade do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, Novembro 2016.

LEITE, A. D. **Considerações Sobre Energia Elétrica no Brasil**. Rio de Janeiro, 2011. 30 p.

MALLOL-POYATO, R. et al. Joint optimization of a microgrid's structure design and its operation using a two-steps evolutionary algorithm. **Energy**, v. 94, p. 775–785, 2016. ISSN 0360-5442.

MARCELINO, C. et al. A new model for optimization of hybrid microgrids using an evolutive approach. **IEEE Latin America Transactions**, v. 16, n. 3, p. 799–805, 2018. ISSN 1548-0992.

MARCELINO, C. et al. Evaluating the use of a net-metering mechanism in microgrids to reduce power generation costs with a swarm-intelligent algorithm. **Elsevier**, v. 266, n. 3, p. 126317, 2023. ISSN 0360-5442. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544222032030>.

MARCELINO, C. G. **Uma Abordagem Evolutiva e Híbrida Para a Solução de Problemas de Fluxo de Potência Ótimo**. 140 p. Tese (Doutorado) — CEFET-MG, Belo Horizonte, 2017.

MARCELINO, C. G. et al. Solving security constrained optimal power flow problems: A hybrid evolutionary approach. **Applied Intelligence**, v. 48, p. 3672–3690, 2018. ISSN 1573-7497. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s10489-018-1167-5>.

MARCHIORO, A. F.; DAHMER, R. D.; SOUZA, R. C. Metodologia para análise da viabilidade técnica-econômica para geração de energia fotovoltaica. In: **Congresso Brasileiro de Energia Solar-CBENS**. [S.l.: s.n.], 2018.

MEHMOOD, F. et al. The role of residential distributed energy resources in pakistan's energy transition. **Energy Policy**, v. 167, p. 113054, 2022. ISSN 0301-4215. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301421522002798>.

MIRANDA, V.; ALVES, R. Differential evolutionary particle swarm optimization (deepso): A successful hybrid. In: **2013 BRICS Congress on Computational Intelligence and 11th Brazilian Congress on Computational Intelligence**. [S.l.: s.n.], 2013. p. 368–374.

- MIRANDA, V.; FONSECA, N. Epso-evolutionary particle swarm optimization, a new algorithm with applications in power systems. In: **IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exhibition**. [S.l.: s.n.], 2002. v. 2, p. 745–750 vol.2.
- PINHEIRO, V. **Despacho Ótimo de Sistemas Elétricos com Armazenamento de Energia para Fontes Intermitentes de Geração no Brasil**. 192 p. Tese (Doutorado) — Universidade Estadual de Campinas, Janeiro 2020.
- QIN, A. K.; HUANG, V. L.; SUGANTHAN, P. N. Differential evolution algorithm with strategy adaptation for global numerical optimization. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 13, n. 2, p. 398–417, 2009. ISSN 1941-0026.
- ROSA, C. et al. Microrredes: benefícios e desafios para o setor elétrico brasileiro. In: GRUPO DE ESTUDOS DO SETOR ELETRICO. [S.l.], 2022. p. 12.
- ROSOLEM, M. d. F. N. C. et al. Estado da arte de baterias avançadas para sistemas fotovoltaicos. In: VI CONGRESSO DE ENERGIA SOLAR. Belo Horizonte, 2016. p. 8.
- SAJJAD, I. A. et al. Net-metering benefits for residential customers: The economic advantages of a proposed user-centric model in italy. **IEEE Industry Applications Magazine**, v. 24, n. 4, p. 39–49, 2018.
- SERRA, E. T. et al. Armazenamento de energia: Situação atual, perspectivas e recomendação. In: COMITE DE ENERGIA DA ACADEMIA NACIONAL DE ENGENHARIA. [S.l.], 2016. p. 46.
- SILVA, A. F.; LEMONGE, C. G. A.; LIMA, B. L. P. Algoritmo de otimização com enxame de partículas auxiliado por metamodelos. In: XI SIMPOSIO DE MECÂNICA COMPUTACIONAL. Juiz de Fora/Minas Gerais, 2014.
- SILVA, Y. F. F. C.; BORTONI, E. C. Sistemas de armazenamento de energia elétrica em redes inteligentes: Características, oportunidades e barreiras. **Revista Brasileira de Energia**, v. 22, n. 1, p. 48–73, 2016.
- SIVANANDAM, S. N.; DEEPA, S. N. **Introduction to Genetic Algorithms**. [S.l.]: Springer, 2008.
- STENZEL, P.; BAUMANN, M.; FLEER, J. Database development and evaluation for techno-economic assessments of electrochemical energy storage systems. **Energycon**, p. 1334–1342, 2014.
- STORN, R.; PRICE, K. Differential evolution: A simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces. **Journal of Global Optimization**, v. 23, 01 1995.
- TAKAHASHI, R. H. C. **Otimização Escalar e Vetorial**. Belo Horizonte, 2007. v. 1, 312 p.
- VIAN, A. et al. **Armazenamento de Energia - Fundamentos, Tecnologias e Aplicações**. [S.l.]: Edgard Blücher, 2021.
- WEGENER, L. B. **Avaliação Técnica de Substituição do Modelo de Baterias Utilizadas em Locomotivas**. 8 p. Monografia (Especialização) — Instituto Militar de Engenharia/Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2017.

GLOSSÁRIO

- energia limpa** Energia gerada por meio de sistemas de produção que não poluem.
- escalarização linear** Método que aplica uma soma ponderada em um conjunto de funções escalares. 18, *Veja Também* função escalar
- espaço de decisão** Conjunto de variáveis escolhidas como parâmetros no processo de otimização e que serão consideradas pelo otimizador na busca pela solução ótima.
- fluxo de potência ótimo** Problema de otimização cuja solução é a determinação da configuração de um sistema elétrico de potência que otimiza uma função objetivo relacionada, atendo as restrições. 28, *Veja também* sistema elétrico de potência
- geração distribuída** Geração de energia elétrica feita por consumidores.
- heurística** Procedimento de busca por uma solução ótima, ou suficientemente aceitável, em problemas tipicamente complexos que se baseia no tempo de resposta para se obter essa solução.
- reagentes químicos** Substâncias utilizadas para provocar um fenômeno químico em um sistema, transformando-as em outras, devido uma reação química.
- rede elétrica inteligente** Rede elétrica que utiliza sistemas de informação para a otimização de sua operação, visando reduzir custos e falhas, aumentando sua eficiência energética, confiabilidade e sustentabilidade.
- sistema elétrico de potência** Sistema de energia formado por centrais e redes elétricas, linhas de transmissão, estações de transformação e interligação, e receptores conectados entre si. Sistema responsável pela geração, transmissão e distribuição de energia elétrica. 15, *Veja também* rede elétrica

APÊNDICES

APÊNDICE A – SELEÇÃO DAS BATERIAS

Foram gerados dados de dois modelos de simulação para o HMGS com os dados meteorológicos e econômicos de Cádiz, uma cidade no extremo sul da Espanha, para uma filtragem prévia das baterias. Essas baterias foram separadas em 5 conjuntos e, de acordo com a análise dos dados, a bateria de cada conjunto que obteve o menor custo foi selecionada. A diferença entre os dois modelos está na adição da capacidade da bateria no espaço de decisão do algoritmo C-DEEPSO. Além disso, não foi implementada a compensação de energia nesses dois modelos, diferente dos dois modelos utilizados para os resultados finais do presente estudo, que possuem a compensação de energia como proposta de solução para a redução do desperdício da energia elétrica gerada.

Foram montadas 4 tabelas com os resultados médios de 30 execuções do algoritmo C-DEEPSO. Duas dessas tabelas se referem ao modelo original e as outras duas se referem ao modelo modificado, em que uma tabela é relativa à demanda industrial e a outra à demanda residencial. Para a simulação com o modelo original, a autonomia foi pré-fixada em 150 kWh. Abaixo seguem essas duas tabelas, em que **C** representa a autonomia da bateria, **USO** representa a porcentagem de energia armazenada na bateria que foi utilizada pela demanda (em comparação à energia vinda dos geradores e da rede público), **DESP** é a porcentagem de energia gerada que foi desperdiçada e **COE** é o custo da geração de energia pela micro-rede:

Tabela 4 – Resultados médios de otimização com capacidade estática (Residencial)

BATERIAS	USO [%]	DESP [%]	COE [US\$/kWh]
Lead Acid Gel AGM	4,36	15,63	0,47
Li4Ti5O12	4,35	20,20	0,50
LiCoO2	2,41	6,43	0,90
LiFePO4	4,41	20,03	0,45
Li-Ionen	4,36	20,29	0,58
LiMnO2	4,36	20,19	0,48
LiNi1/3Co1/3Mn1/3O2	4,33	20,46	0,47
LiNiCoAlO2	4,38	20,14	0,46
Li-Poly	2,73	6,83	0,78
NaNiCl	4,41	19,82	0,45
NaS	4,37	19,97	0,46
NiCd	4,07	9,79	0,70
NiMH	2,42	5,54	1,48
Redox Flow Vanadium	4,36	19,68	0,46
Zn/Br (ZBB) Redox	4,41	19,08	0,56

Tabela 5 – Resultados médios de otimização com capacidade estática (Industrial)

BATERIAS	USO [%]	DESP [%]	COE [US\$/kWh]
Lead Acid Gel AGM	3,94	15,36	0,53
Li4Ti5O12	3,90	16,11	0,55
LiCoO2	2,30	5,85	0,87
LiFePO4	3,94	15,98	0,51
Li-Ionen	3,94	15,96	0,62
LiMnO2	3,93	15,98	0,54
LiNi1/3Co1/3Mn1/3O2	3,92	16,00	0,53
LiNiCoAlO2	3,95	15,74	0,52
Li-Poly	2,66	6,50	0,78
NaNiCl	3,91	15,93	0,51
NaS	4,37	19,97	0,52
NiCd	3,66	9,82	0,71
NiMH	2,36	5,64	1,32
Redox Flow Vanadium	3,93	15,4	0,52
Zn/Br (ZBB) Redox	3,93	15,06	0,60

A seguir estão as duas tabelas restantes com os dados gerados para o modelo modificado, com a adição da coluna de capacidade que o C-DEEPSO busca ajustar para cada bateria:

Tabela 6 – Resultados médios de otimização com capacidade otimizada (Residencial)

BATERIAS	C [kWh]	USO [%]	DESP [%]	COE [US\$/kWh]
Lead Acid Gel AGM	120,97	3,85	18,18	0,48
Li4Ti5O12	102,7	3,43	17,38	0,50
LiCoO2	40	1,37	18,62	0,56
LiFePO4	204,8	6,58	16,32	0,46
Li-Ionen	52,27	1,71	19,65	0,52
LiMnO2	117,87	3,76	18,67	0,49
LiNi1/3Co1/3Mn1/3O2	122,03	3,91	18,45	0,48
LiNiCoAlO2	136,23	4,28	18,71	0,47
Li-Poly	40,13	1,37	18,58	0,55
NaNiCl	204,67	6,41	16,78	0,46
NaS	138	4,29	18,80	0,47
NiCd	41,33	1,36	19,56	0,54
NiMH	40	1,34	18,85	0,61
Redox Flow Vanadium	135,77	4,28	18,00	0,47
Zn/Br (ZBB) Redox	53,60	1,71	19,99	0,52

Tabela 7 – Resultados médios de otimização com capacidade otimizada (Industrial)

BATERIAS	C [kWh]	USO [%]	DESP [%]	COE [US\$/kWh]
Lead Acid Gel AGM	118,9	3,25	15,11	0,55
Li4Ti5O12	108,6	3,00	15,37	0,56
LiCoO2	40,03	1,13	16,47	0,61
LiFePO4	199,2	5,41	13,95	0,52
Li-Ionen	54,57	1,5	16,89	0,57
LiMnO2	117,80	3,23	15,48	0,55
LiNi1/3Co1/3Mn1/3O2	124,10	3,37	15,67	0,54
LiNiCoAlO2	159,43	4,33	14,72	0,54
Li-Poly	41	1,13	16,87	0,59
NaNiCl	199,13	5,45	13,31	0,53
NaS	150,90	4,12	14,58	0,54
NiCd	43,07	1,21	16,33	0,59
NiMH	40,03	1,12	16,09	0,64
Redox Flow Vanadium	142,30	3,89	14,34	0,53
Zn/Br (ZBB) Redox	57,50	1,58	16,50	0,57

A proposta da seleção das baterias era, primeiramente, separar as baterias em classes, e nesse caso foi utilizada a composição química. Nas tabelas, foram separadas as baterias para cada classe: bateria de chumbo, de lítio, de sódio, de níquel e redox, respectivamente. Em negrito, estão as baterias de cada classe selecionadas com base no custo obtido pela simulação da micro-rede. Podemos ver, por exemplo, que, no modelo estático, algumas baterias não selecionadas reduzem o desperdício no modelo estático, como a Li-Poly e a NiMH, porém o custo do sistema ao utilizar elas é alto, além de a porcentagem de uso ser baixa, em relação às outras. Enquanto que, no modelo dinâmico, essas mesmas baterias ocasionam em um aumento no desperdício, porém os custos foram bastante reduzidos. Todas as 5 baterias selecionadas tiveram o maior fator renovável de sua respectiva classe.

APÊNDICE B – EXTRAÇÃO DE DADOS PELO SODA

O SoDa é um site que disponibiliza uma base de dados meteorológicos gerada pelo satélite HelioClim-3. Os dados são disponibilizados no período de 1 de fevereiro de 2004 até 31 de dezembro de 2006. É possível extrair esses dados a partir da posição geográfica do local, especificadas latitude e longitude. No caso do Complexo Eólico de Osório, a latitude e a longitude aproximadas utilizadas foram -29.95202 e -50.29383, respectivamente. Além disso, foi gerado um arquivo Excel com os dados horários com as unidades de medida no sistema internacional, dentro do período de um ano começando em 01/02/2004 e terminando em fevereiro do ano seguinte.

Dos dados disponibilizados no arquivo gerado, foram utilizados os dados de temperatura, radiação solar e velocidade do vento. Foram realizadas transformações nesses dados, como a conversão da temperatura em Kelvin para Celsius, o cálculo da sua média mensal e a divisão dos valores da radiação solar por 100. Algumas linhas do arquivo estavam com dados faltantes e/ou *outliers* (valores discrepantes). Para a identificação dos dados problemáticos, foram gerados gráficos que possibilitaram a visualização desses dados assim como o comportamento da base. Como os dados utilizados foram supostos contínuos, os valores considerados problemáticos foram substituídos ou preenchidos pelos valores considerados válidos mais próximos, isto é, os valores válidos em linhas anteriores ou posteriores. Abaixo está uma captura de tela do site:

NEWS

SOLUTIONS

SODA PRODUCTS

WEB SERVICES

RADIATION

HelioClim-3 Archives

HelioClim-3 Archives demo

HelioClim-3 Real Time and Forecast

HelioClim-3 Real Time and Forecast Demo

CAMS radiation service

CAMS Nuclear

HelioClim-1

Extraterrestrial irradiance and Top of Atmosphere

SPECTRAL

ALTITUDE

ASTRONOMY

ATMOSPHERE

METEOROLOGICAL DATA

TYPICAL YEARS

VALIDATION

HELP

ABOUT US

HELIOCLIM-3 ARCHIVES *DEMO*

HelioClim-3 database
HelioClim-3 is a satellite-derived solar radiation database exploiting Heliosat-2 method to estimate a "cloud index", based on the analysis of the **Meteosat Second Generation** satellite images in the visible band.

HelioClim-3 Archives service
Archives demo web service delivers very fast time series of irradiation, from **February 1, 2004 to December 31, 2006** with a time step ranging from **1 minute to 1 month**.

We enhance the native spatial resolution of MSG by computing inside a MSG pixel the irradiation variation due to the altitude and to the shadow of the horizon for a specific point. The relief used to compute the shadowing is obtained from the **SRTM digital surface model**, with a spatial resolution of ~100 meters.


The service provides **global, direct, and diffuse solar radiation at horizontal, tilted and normal planes**.

Meteorological database
Retrieve HC3 time series together with meteorological data in a single CSV file. Source of the Meteo Data: **Merra-2 (NASA)** from February 2004 up to December 2006. Just set to **"True"** the **"Add meteo data"** input parameter.

[Web service usage](#) [Methodology](#) [Validation](#) [Publications](#) [Automatic Access](#)
[Contact us for a quotation](#)

HELIOCLIM-3 DEMO

Max Extent
Back
Exit
Search Address:



HelioClim-3 Version:

Add meteo data:

Latitude (in [-66°, 66°]):

Longitude (in [-66°, 66°]):

Altitude (in meters, Automatic if empty):

Start date (from 2004-02-01):

End Date (up to 2006-12-31):

Time Step:

Time Reference:

Compute Relief Shadows (if lat < 60°):

Plane mode:

Tilt (in [0°, 90°]):

Azimuth (0°=North, 90°=East, 180°=South):

Albedo (in [0, 1]):

Output Format:

Ativar o Windows
Acesse Configurações por

Figura 13 – Captura de tela do site SoDa

Fonte: <https://www.soda-pro.com/web-services/radiation/helioclim-3-archives-for-free>
 Acesso em: 17/09/2023