

**INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E
TECNOLOGIA DE GOIÁS
CÂMPUS ITUMBIARA
CURSO DE BACHARELADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

RENAN MOREIRA SOARES

**GERENCIAMENTO EFICIENTEMENTE ENERGÉTICO DE
MICRORREDE DE ENERGIA ELÉTRICA UTILIZANDO UM SISTEMA
HÍBRIDO INTELIGENTE: UMA ABORDAGEM MULTIAGENTES COM
PERCEPÇÃO *FUZZY* E *Q-LEARNING***

**ITUMBIARA – GO
2023**



INSTITUTO FEDERAL
Goiás

MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
SECRETARIA DE EDUCAÇÃO PROFISSIONAL E TECNOLÓGICA
INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
SISTEMA INTEGRADO DE BIBLIOTECAS

TERMO DE AUTORIZAÇÃO PARA DISPONIBILIZAÇÃO NO REPOSITÓRIO DIGITAL DO IFG - ReDi IFG

Com base no disposto na Lei Federal nº 9.610/98, AUTORIZO o Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás, a disponibilizar gratuitamente o documento no Repositório Digital (ReDi IFG), sem ressarcimento de direitos autorais, conforme permissão assinada abaixo, em formato digital para fins de leitura, download e impressão, a título de divulgação da produção técnico-científica no IFG.

Identificação da Produção Técnico-Científica

- | | |
|--|---|
| ☐ Tese | ☐ Artigo Científico |
| ☐ Dissertação | ☐ Capítulo de Livro |
| ☐ Monografia – Especialização | ☐ Livro |
| ☒ TCC - Graduação | ☐ Trabalho Apresentado em Evento |
| ☐ Produto Técnico e Educacional - Tipo: _____ | |

Nome Completo do Autor: Renan Moreira Soares

Matrícula: 20171040070080

Título do Trabalho: Gerenciamento Eficientemente Energético de Microrrede de Energia Elétrica Utilizando um Sistema Híbrido Inteligente: uma Abordagem Multiagentes com Percepção Fuzzy e Q-Learning.

Autorização - Marque uma das opções

1. ☒ Autorizo disponibilizar meu trabalho no Repositório Digital do IFG (acesso aberto);
2. ☐ Autorizo disponibilizar meu trabalho no Repositório Digital do IFG somente após a data ____/____/____ (Embargo);
3. ☐ Não autorizo disponibilizar meu trabalho no Repositório Digital do IFG (acesso restrito).

Ao indicar a opção **2 ou 3**, marque a justificativa:

- ☐ O documento está sujeito a registro de patente.
☐ O documento pode vir a ser publicado como livro, capítulo de livro ou artigo.
☐ Outra justificativa: _____

DECLARAÇÃO DE DISTRIBUIÇÃO NÃO-EXCLUSIVA

O/A referido/a autor/a declara que:

- i. o documento é seu trabalho original, detém os direitos autorais da produção técnico-científica e não infringe os direitos de qualquer outra pessoa ou entidade;
- ii. obteve autorização de quaisquer materiais inclusos no documento do qual não detém os direitos de autor/a, para conceder ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás os direitos requeridos e que este material cujos direitos autorais são de terceiros, estão claramente identificados e reconhecidos no texto ou conteúdo do documento entregue;
- iii. cumpriu quaisquer obrigações exigidas por contrato ou acordo, caso o documento entregue seja baseado em trabalho financiado ou apoiado por outra instituição que não o Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás.

Itumbiara-GO, 21/08/2023.
Local Data

Renan Moreira Soares

Assinatura do Autor e/ou Detentor dos Direitos Autorais

RENAN MOREIRA SOARES

**GERENCIAMENTO EFICIENTEMENTE ENERGÉTICO DE
MICRORREDE DE ENERGIA ELÉTRICA UTILIZANDO UM SISTEMA
HÍBRIDO INTELIGENTE: UMA ABORDAGEM MULTIAGENTES COM
PERCEPÇÃO *FUZZY* E *Q-LEARNING***

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Banca examinadora do Curso de Bacharelado em Engenharia Elétrica do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás, Campus Itumbiara, como parte dos requisitos necessários para obtenção do título de Bacharel em Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Sistemas Elétricos de Potência

Orientador(a): Prof. Dr. Marcelo Escobar de Oliveira

**ITUMBIARA – GO
2023**

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

S676g Soares, Renan Moreira

Gerenciamento eficientemente energético de microrrede de energia elétrica utilizando um sistema híbrido inteligente: uma abordagem multiagentes com percepção Fuzzy e Q-Learning./ Renan Moreira Soares. -- Itumbiara, 2023.

119 p. : il. color.

Trabalho de conclusão de curso (Bacharelado em Engenharia Elétrica) - Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás, Câmpus Itumbiara, 2023.

Orientador: Prof. Dr. Marcelo Escobar de Oliveira

1. Sistemas de energia elétrica. 2. Recursos energéticos. 3. Inteligência artificial. I. Título. II. Oliveira, Marcelo Escobar de. III. Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás.

CDD 621.31

Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás
Biblioteca Maria Gabriela Pacheco Pardey / Câmpus Itumbiara
Bibliotecário: Eduardo Pereira Resende CRB1/3266



INSTITUTO FEDERAL
Goiás

MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
SECRETARIA DE EDUCAÇÃO PROFISSIONAL E TECNOLÓGICA
INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DE GOIÁS
CÂMPUS ITUMBIARA

Termo de Aprovação

Renan Moreira Soares

GERENCIAMENTO EFICIENTEMENTE ENERGÉTICO DE MICRORREDE DE ENERGIA ELÉTRICA UTILIZANDO UM SISTEMA HÍBRIDO INTELIGENTE: UMA ABORDAGEM MULTIAGENTES COM PERCEPÇÃO FUZZY E Q-LEARNING

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Coordenação do Curso de Engenharia Elétrica do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás – Câmpus Itumbiara, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia Elétrica.

Trabalho de Conclusão de Curso defendido e aprovado, em 16 de agosto de 2023, pela banca examinadora constituída pelos seguintes membros:

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Marcelo Escobar de Oliveira - Orientador

Instituto Federal de Goiás, Câmpus Itumbiara.

(Assinado Eletronicamente).

Prof. Dr. Ghunter Paulo Viajante - membro interno

Instituto Federal de Goiás, Câmpus Itumbiara.

(Assinado Eletronicamente).

Dr. Leonardo Garcia Marques - membro interno

Instituto Federal de Goiás, Câmpus Itumbiara.

(Assinado Eletronicamente).

Itumbiara – GO

2023

Documento assinado eletronicamente por:

- Ghunter Paulo Viajante, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO, em 17/08/2023 09:51:25.
- Leonardo Garcia Marques, ANALISTA DE TEC DA INFORMACAO, em 17/08/2023 09:29:43.
- Marcelo Escobar de Oliveira, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO, em 17/08/2023 09:28:17.

Este documento foi emitido pelo SUAP em 16/08/2023. Para comprovar sua autenticidade, faça a leitura do QRCode ao lado ou acesse <https://suap.ifg.edu.br/autenticar-documento/> e forneça os dados abaixo:

Código Verificador: 442002

Código de Autenticação: df869c28b4



Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás
Avenida Furnas, nº 55, Bairro Village Imperial, ITUMBIARA / GO, CEP 75524-010
(64) 2103-5612 (ramal: 5612)

Dedico este trabalho à minha mãe.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a todos os professores que contribuíram diretamente e indiretamente para a minha formação e, conseqüentemente, para a realização deste trabalho.

Agradeço ao meu orientador Marcelo Escobar de Oliveira pela confiança, ensinamentos e suporte oferecidos ao longo do curso.

Agradeço de forma especial à minha progenitora, Zuleide Euripedes Moreira, principal responsável por despertar em mim o interesse pelo estudo. Seu apoio incondicional e incentivo constante foram essenciais em minha jornada.

*“[...] uma mente necessita de livros da mesma forma
que uma espada necessita de uma pedra de amolar
para se manter afiada [...]”*

George R. R. Martin

RESUMO

A evolução das microrredes pode ser notada através do tempo, evoluindo seu conceito e aspectos, assim como suas técnicas de controle. A aplicação de inteligência artificial nessas técnicas de controle vem se mostrando eficaz, permitindo que a microrrede seja gerenciada de forma satisfatória quanto aos seus recursos. A combinação de duas inteligências ou mais se mostra uma nova alternativa, com diversas possibilidades, que permitem complementar seus benefícios e deficiências a fim de gerenciar uma microrrede de forma mais abrangente. Esta combinação é conhecida como sistema híbrido inteligente, sendo que neste trabalho utiliza-se um sistema multiagentes com aprendizagem por reforço por meio do algoritmo *Q-Learning* e percepção *fuzzy* para gerenciar energeticamente uma microrrede. A microrrede em questão é composta por sistemas eólicos, fotovoltaicos, sistema de armazenamento de energia composto de baterias, além de cargas prioritárias e não prioritárias. A combinação das inteligências artificiais visa otimizar o gerenciamento destes recursos, escolhendo qual ação tomar quanto ao carregamento e descarregamento de baterias e conexão ou desconexão de cargas. Os desempenhos dos sistemas implementados são comparados, e verificado se a utilização deste sistema híbrido inteligente consegue oferecer um gerenciamento eficientemente energético de uma microrrede.

Palavras-chave: Gerenciamento de energia. Microrredes. Percepção *Fuzzy*. *Q-Learning*. Sistema Multiagentes.

ABSTRACT

The evolution of microgrids can be noted through time, evolving their concept and aspects, as well as their control techniques. The applications of Artificial Intelligence in these control techniques have proven to be effective, allowing the microgrid to be managed satisfactorily. The combination of two or more intelligences is a new alternative, with several possibilities that allow complementing their benefits and deficiencies in order to manage a microgrid in a more comprehensive way. This combination is known as a hybrid intelligent system, and this work uses a multiagent system with reinforcement learning with Q-Learning and fuzzy perception to energetically manage a microgrid. The microgrid in question is composed of wind and photovoltaic systems, an energy storage system composed of batteries, and priority and non-priority loads. The combination of artificial intelligences aims to optimize the management of these resources, choosing which action to take regarding the charging and discharging of batteries, and connection and disconnection of loads. The performances of the implemented systems are compared, and it's verified if the use of this hybrid intelligent system can offer an energy-efficient management of a microgrid.

Keywords: *Energy Management. Fuzzy Perception. Multiagent Systems. Microgrid. Q-Learning.*

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Exemplo de microrrede em corrente alternada.	30
Figura 2 – Exemplo de microrrede em corrente contínua.	30
Figura 3 – Comparação do fluxo de energia em sistema centralizado e distribuído.	32
Figura 4 – Níveis do controle hierárquico de microrredes segundo a ISA95.	37
Figura 5 – Comparação entre controle centralizado e distribuído.	40
Figura 6 – Estrutura geral de um controlador <i>fuzzy</i> .	48
Figura 7 – Alguns tipos de formato de funções de pertinência.	49
Figura 8 – Exemplo de função de pertinência.	50
Figura 9 – Agente interagindo com o ambiente.	55
Figura 10 – Diferentes maneiras que agentes podem coordenar entre si.	58
Figura 11 – Funcionamento dos protocolos FIPA-Request e FIPA-Contract-Net.	59
Figura 12 – Modelo geral de um Agente com Aprendizagem.	60
Figura 13 – Algoritmo Básico do <i>Q-Learning</i> .	63
Figura 14 – Agente com percepção <i>fuzzy</i> .	67
Figura 15 - Microrrede Modelada.	71
Figura 16 – Modelo de sistema <i>fuzzy</i> para estimar curva de demanda.	77
Figura 17 – Curvas de Demanda Geradas via Sistema <i>Fuzzy</i> .	78
Figura 18 – Modelo Hierárquico do Sistema Multiagentes.	80
Figura 19 – Fluxograma do Agente Baterias.	81
Figura 20 – Fluxograma do Agente Supervisor.	83
Figura 21 – Funções de Pertinência do Primeiro Controlador <i>Fuzzy</i> .	85
Figura 22 – Funções de Pertinência do Segundo Controlador <i>Fuzzy</i> .	86
Figura 23 – Agente Supervisor com Percepção <i>Fuzzy</i> .	87
Figura 24 – Política de Exploração do Algoritmo <i>Q-Learning</i> Implementado.	91
Figura 25 – Temperatura Coletada - Dia 1: 29 de abril de 2023.	92
Figura 26 – Velocidade do Vento Coletada - Dia 1: 29 de abril de 2023.	93
Figura 27 – Radiação Solar Coletada - Dia 1: 29 de abril de 2023.	93
Figura 28 – Temperatura Coletada - Dia 2: 06 de maio de 2023.	94
Figura 29 – Velocidade do Vento Coletada - Dia 2: 06 de maio de 2023.	94

Figura 30 – Radiação Solar Coletada - Dia 2: 06 de maio de 2023.	95
Figura 31 – Balanço Energético – Caso I – Dia 1: 29 de abril de 2023.	97
Figura 32 – Balanço Energético – Caso I – Dia 2: 06 de maio de 2023.	97
Figura 33 – Balanço Energético por Etapas – Caso I – Dia 1: 29 de abril de 2023.	98
Figura 34 – Balanço Energético por Etapas – Caso I – Dia 2: 06 de maio de 2023.	98
Figura 35 – Gerenciamento de Cargas – Caso I – Dia 1: 29 de abril de 2023.	99
Figura 36 – Gerenciamento de Cargas – Caso I – Dia 2: 06 de maio de 2023.	99
Figura 37 – Gerenciamento de Baterias – Caso I – Dia 1: 29 de abril de 2023.	100
Figura 38 – Gerenciamento de Baterias – Caso I – Dia 2: 06 de maio de 2023.	100
Figura 39 – Balanço Energético – Caso II – Dia 1: 29 de abril de 2023.	101
Figura 40 – Balanço Energético – Caso II – Dia 2: 06 de maio de 2023.	102
Figura 41 – Balanço Energético por Etapas – Caso II – Dia 1: 29 de abril de 2023.	103
Figura 42 – Balanço Energético por Etapas – Caso II – Dia 2: 06 de maio de 2023.	103
Figura 43 – Gerenciamento de Cargas – Caso II – Dia 1: 29 de abril de 2023.	104
Figura 44 – Gerenciamento de Cargas – Caso II – Dia 2: 06 de maio de 2023.	104
Figura 45 – Gerenciamento de Baterias – Caso II – Dia 1: 29 de abril de 2023.	105
Figura 46 – Gerenciamento de Baterias – Caso II – Dia 2: 06 de maio de 2023.	105
Figura 47 – Balanço Energético – Caso III – Dia 1: 29 de abril de 2023.	106
Figura 48 – Balanço Energético – Caso III – Dia 2: 06 de maio de 2023.	107
Figura 49 – Balanço Energético por Etapas – Caso III – Dia 1: 29 de abril de 2023.	107
Figura 50 – Balanço Energético por Etapas – Caso III – Dia 2: 06 de maio de 2023.	108
Figura 51 – Gerenciamento de Cargas – Caso III – Dia 1: 29 de abril de 2023.	108
Figura 52 – Gerenciamento de Cargas – Caso III – Dia 2: 06 de maio de 2023.	109
Figura 53 – Gerenciamento de Baterias – Caso III – Dia 1: 29 de abril de 2023.	110
Figura 54 – Gerenciamento de Baterias – Caso III – Dia 2: 06 de maio de 2023.	110

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Funções de controle de microrredes, por grupo.....	41
Tabela 2 – Especificações para o gerador fotovoltaico.	73
Tabela 3 – Especificações para o gerador eólico.....	74
Tabela 4 – Parâmetros ímpares nas baterias.	76
Tabela 5 – Regras para gerar as curvas de demanda.	78
Tabela 6 – Parâmetros das Cargas.	79
Tabela 7 – Regras <i>Fuzzy</i> do Primeiro Controlador.....	86
Tabela 8 – Regras <i>Fuzzy</i> do Segundo Controlador – Caso Excesso.	86
Tabela 9 – Regras <i>Fuzzy</i> do Segundo Controlador – Caso Falta.....	87
Tabela 10 – Q-Tabela Inicial.	89

LISTA DE SIGLAS

ABMR	Associação Brasileira de Microrredes.
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica.
CERT	Consórcio para Soluções Tecnológicas em Confiabilidade Elétrica.
CA	Corrente Alternada
CC	Corrente Contínua
CFP	Chamada de Proposta (<i>Call for Proposals</i>).
COP	Conferência do Clima de Paris
GD	Geração Distribuída.
FIPA	Fundação para Agentes Físicos Inteligentes.
ISA	<i>International Society of Automation.</i>
LpT	Programa de Universalização Luz para Todos.
ODS	Objetivos de Desenvolvimento Sustentável.
ONU	Organização das Nações Unidas.
PADE	<i>Python Agent DEvelopment framework</i>
PRODEEM	Programa de Desenvolvimento Energético nos Estados e Municípios.
PRODIST	Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional.
ProGD	Programa de Desenvolvimento da Geração Distribuída de Energia Elétrica.
PROINFRA	Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia Elétrica.
RED	Recursos Energéticos Distribuídos.
REN	Resolução Normativa.
SAE	Sistema de Armazenamento de Energia.
SHI	Sistema Híbrido Inteligente
SOC	<i>State of Charge</i>

LISTA DE EQUAÇÕES

- Equação 1 Equação de Atualização do *Q-Learning*.
- Equação 2 Potência Máxima da Célula Fotovoltaica.
- Equação 3 Potência Máxima do Módulo Fotovoltaico.
- Equação 4 Potência Máxima do Gerador Fotovoltaico.
- Equação 5 Potência Extraída pela Turbina Eólica.
- Equação 6 Relação da Potência do Vento.
- Equação 7 Estado de Carga de uma Bateria.
- Equação 8 Balanço Energético Instantâneo na Microrrede.
- Equação 9 Função de Pertinência Gaussiana.
- Equação 10 Função de Pertinência Triangular.
- Equação 11 Recompensa do *Q-Learning*.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	MOTIVAÇÃO DO TRABALHO	16
1.2	OBJETIVOS	17
1.2.1	OBJETIVO GERAL	17
1.2.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	18
2	MICRORREDES	19
2.1	INTRODUÇÃO	19
2.2	MICRORREDES AO LONGO DA HISTÓRIA	20
2.2.1	O CONCEITO	20
2.2.2	INCENTIVOS ÀS MICRORREDES NO BRASIL	22
2.2.3	O POTENCIAL BRASILEIRO	27
2.3	ARQUITETURA DAS MICRORREDES	28
2.4	COMPONENTES DE MICRORREDES	31
2.4.1	RECURSOS ENERGÉTICOS DISTRIBUÍDOS	31
2.4.2	SISTEMAS DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA	33
2.4.3	CARGAS	34
2.4.4	LINHAS DE DISTRIBUIÇÃO	35
2.4.5	ELETRÔNICA DE POTÊNCIA	35
2.5	CONTROLE DE MICRORREDES	36
2.5.1	CONTROLE HIERÁRQUICO	37
2.5.2	CONTROLES CENTRALIZADO E DISTRIBUÍDO	38
2.5.3	FUNÇÕES DE CONTROLE	40
2.5.4	TÉCNICAS BASES DE CONTROLE DISTRIBUÍDO	42
2.6	CONTROLE DE MICRORREDES EM MODO ILHADO	43
2.6.1	CONTROLE LOCAL E PROTEÇÃO	43
2.6.2	CONTROLE SECUNDÁRIO DE TENSÃO E FREQUÊNCIA	44
2.6.3	GERENCIAMENTO DE CARGA E DEMANDA	44
2.6.4	PREVISÃO	44
2.7	CONSIDERAÇÕES FINAIS	45
3	SISTEMA HÍBRIDO INTELIGENTE	46
3.1	INTRODUÇÃO	46
3.2	SISTEMAS <i>FUZZY</i>	47
3.2.1	FUZZIFICAÇÃO	48
3.2.2	FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA	48
3.2.3	INFERÊNCIA NEBULOSA	50
3.2.4	DEFUZZIFICAÇÃO	51
3.2.5	APLICAÇÕES EM MICRORREDES	52
3.3	SISTEMAS MULTIAGENTES	54
3.3.1	AGENTES	55
3.3.2	ARQUITETURA DOS AGENTES	56
3.3.3	COMUNICAÇÃO ENTRE AGENTES	57
3.3.4	AGENTES COM APRENDIZAGEM	59

3.3.5	<i>Q-LEARNING</i>	61
3.3.6	APLICAÇÕES EM MICRORREDES	63
3.4	OUTRAS INTELIGÊNCIAS APLICADAS EM MICRORREDES	65
3.5	SISTEMAS HÍBRIDOS INTELIGENTES APLICADOS EM MICRORREDES	66
3.6	AGENTES COM PERCEPÇÃO <i>FUZZY</i>	67
3.7	CONSIDERAÇÕES FINAIS	69
4	MODELAGEM DOS SISTEMAS	70
4.1	INTRODUÇÃO	70
4.2	MODELAGEM DA MICRORREDE	70
4.2.1	FONTES INTERMITENTES	72
4.2.2	BATERIAS	75
4.2.3	CARGAS	76
4.3	SISTEMA MULTIAGENTES	79
4.4	SISTEMA MULTIAGENTES COM PERCEPÇÃO <i>FUZZY</i>	84
4.5	SISTEMA MULTIAGENTE COM APRENDIZADO POR <i>Q-LEARNING</i>	88
4.6	ASPECTOS DAS SIMULAÇÕES	91
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	96
5.1	INTRODUÇÃO	96
5.2	CASO I: SISTEMAS MULTIAGENTES	96
5.3	CASO II: MULTIAGENTES COM PERCEPÇÃO <i>FUZZY</i>	101
5.4	CASO III: MULTIAGENTES COM PERCEPÇÃO <i>FUZZY</i> E <i>Q-LEARNING</i>	106
5.5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	110
6	CONCLUSÕES	112
6.1	TRABALHOS FUTUROS	114
	REFERÊNCIAS	115
	APÊNDICE A: DIVULGAÇÃO DO TRABALHO	119

1 INTRODUÇÃO

1.1 MOTIVAÇÃO DO TRABALHO

O modelo das redes de energia elétrica tradicionais é majoritariamente centralizado, onde a energia é gerada longe dos consumidores e transmitida através de longas linhas de transmissão. Este modelo, apesar de funcional, vem dividindo espaço com a geração distribuída (GD) nos últimos anos. A GD é um modelo no qual a energia elétrica é produzida próxima ao local de consumo, reduzindo custos na transmissão, já que não necessita de longas linhas. Além disso, torna as redes independentes e utilizam fontes renováveis de energia.

Redes de distribuição de energia elétrica que podem operar isoladamente do sistema de distribuição principal, atendidas por unidades de GD, são conhecidas como microrredes. Estas dispõem de geração própria, como usinas fotovoltaicas, eólicas, biogás e outros tipos, além de sistemas de armazenamento de energia (SAE). Esta diversidade de fontes de geração caracteriza também um sistema híbrido, geralmente utilizados para sistemas de médio e grande porte, visando atender uma maior quantidade de consumidores.

Essas microrredes possuem diversos benefícios, como aumentar a confiabilidade do sistema, sendo uma alternativa ao fornecimento de energia (ALCÂNTARA, 2011). Além disso, são uma maneira eficiente de atender a demanda crescente por energia ao longo dos anos. Para atender a demanda utilizando usinas centralizadas levaria anos, ao passo que microrredes podem ser criadas e expandidas de forma relativamente rápida.

Apesar de poder operar isoladamente, as microrredes também podem ser interligadas à rede elétrica, fornecendo e recebendo potência. Quando operando com a rede é comum dizer que estão operando no modo conectado, ao passo de que quando estão desconectadas, operam no modo ilhado. Quando operando no modo ilhado, a microrrede deve suprir todas as cargas do sistema. De tal forma, se faz necessário um gerenciamento de quais fontes de geração devem atuar para garantir a entrega da energia em determinadas condições. Para este gerenciamento, geralmente, são levados em consideração os custos e condições de operação de cada fonte.

Fontes renováveis de energia, como eólica, biogás e fotovoltaica, geralmente devem ser priorizadas neste gerenciamento, devido ao seu custo menor comparado a fontes de energia não renováveis, como a geração à diesel. No entanto, no caso da eólica e fotovoltaica, a geração destas

depende de condições favoráveis de operação, como vento e irradiação solar, que são variáveis que não podem ser controladas. De tal forma, a operação em conjuntos com as fontes não renováveis que podem ser controladas ou banco de baterias se faz necessário para garantir o fornecimento de energia.

Em alguns casos, as fontes de geração não são capazes de alimentar todos os consumidores em condições anômalas, sendo também necessária a seleção de cargas prioritárias. Estas devem continuar operando em quaisquer condições. Hospitais são exemplos claros de cargas prioritárias, onde a interrupção do fornecimento de energia acarreta em prejuízos irreparáveis, podendo custar a vida de pacientes.

Este controle, seja das fontes de geração, cargas, de quando carregar baterias ou de quando comprar energia da concessionária se dá a partir de algoritmos visando otimizar o uso dos recursos elétricos. A utilização de inteligência artificial se mostrou eficaz para facilitar esta otimização.

O algoritmo de otimização utilizado para gerenciar uma microrrede pode ser construído a partir de metodologias distintas. No entanto, nos trabalhos que tangem a este tema, o gerenciamento de microrredes é comumente realizado utilizando apenas uma inteligência artificial. O comportamento dispar de cada elemento de uma microrrede acaba exigindo uma inteligência apropriada para que seu comportamento seja modelado o mais próximo ao comportamento real. Portanto, visando otimizar o uso dos recursos elétricos, a combinação de diferentes inteligências artificiais se mostra como uma alternativa eficaz para otimizar o gerenciamento de uma microrrede.

Neste trabalho, portanto, a utilização de diferentes inteligências artificiais combinadas para gerenciar uma microrrede é proposta. A combinação se dá por meio de um sistema multiagentes com percepção *fuzzy* e aprendizado por reforço.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 OBJETIVO GERAL

O principal objetivo deste trabalho é desenvolver um modelo de gerenciamento de energia para uma microrrede utilizando sistemas híbrido inteligente. O gerenciamento será feito com base em fontes renováveis, banco de baterias e cargas prioritárias. A combinação de diferentes estratégias de gerenciamento visa obter melhor desempenho e eficiência energética da microrrede.

1.2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

A fim de cumprir o objetivo geral, este trabalho apresenta objetivos específicos a serem alcançados:

1. Apresentação do conceito de microrrede e sua evolução ao longo dos anos;
2. Apresentação das características de uma microrrede, como arquitetura e técnicas de controle;
3. Apresentação das técnicas de inteligência artificial a serem utilizadas num sistema híbrido inteligente;
4. Apresentação da forma que estas técnicas já são aplicadas no gerenciamento de microrredes;
5. Modelar uma microrrede quanto a geração, armazenamento e cargas;
6. Modelar o sistema de gerenciamento de energia com apenas uma inteligência artificial, neste caso sistemas multiagentes, e observar seu desempenho;
7. Adicionar ao modelo de gerenciamento uma percepção *fuzzy* e observar alterações em seu desempenho;
8. Adicionar ao modelo de gerenciamento aprendizagem por reforço e observar alterações em seu desempenho;
9. Comparar o desempenho do gerenciamento da microrrede em cada sistema inteligente.

2 MICRORREDES

2.1 INTRODUÇÃO

As microrredes são redes de geração distribuída (GD) que podem operar isoladamente do sistema elétrico, contendo uma ou mais unidades geradoras distribuídas, normalmente de diferentes fontes. São sistemas elétricos completos, ao possuir integrados numa só entidade: a produção, o fornecimento e o consumo de energia elétrica (JUNIOR e DE FREITAS, 2020). Além disso, a geração é sempre próxima do usuário, fazendo uso de recursos energéticos distribuídos (REDs), sendo controláveis, onde todos seus elementos estão sob seu domínio.

As características de uma microrrede contribuem para sua confiabilidade e autonomia. Estas características se refletem, principalmente, na capacidade de operar nos modos ilhado e conectado à rede principal. Quanto ao modo ilhado, a microrrede opera fornecendo energia elétrica utilizando os seus próprios REDs, sendo que estes devem ter capacidades de produção e armazenamento suficientes para alimentar as cargas sem receber energia da rede. No modo conectado, portanto, a microrrede está ligada a rede principal, podendo consumir energia elétrica, assim como exportar energia excedente.

Uma microrrede deve ser dotada de técnicas de controle que permitam alteração da sua configuração interna e externa, controle de tensão, potência reativa, etc., de forma a atender aos requisitos das cargas (FALCÃO, 2009). O controle desta deve ser realizado com rapidez e confiança, já que microrredes são impactadas por pequenas mudanças no consumo e na geração (JUNIOR, COELHO e DE FREITAS, 2019).

Diferentes métodos sofisticados de controle desempenham papel vital nas microrredes. Com as evoluções tecnológicas, estes métodos evoluíram, assim como o conceito das microrredes, que evoluíram para se adaptar aos novos desafios. Nas seções a seguir, apresenta-se a evolução das microrredes, no que se tange ao seu conceito e aspectos regulatórios, seguida de características das microrredes, como componentes e controles clássicos.

2.2 MICRORREDES AO LONGO DA HISTÓRIA

2.2.1 O CONCEITO

O conceito de microrrede evoluiu com o passar dos anos por diferentes motivos, sempre atrelado ao desenvolvimento de novas tecnologias e momentos da história da humanidade. Estes momentos motivaram e até mesmo atrapalharam a evolução do que é atualmente conhecido como uma microrrede.

A primeira microrrede da história surgiu da necessidade de Thomas Edison de levar energia elétrica para o oeste dos Estados Unidos, com as lâmpadas incandescentes e o sistema de distribuição em corrente contínua (BELLIDO, 2018). Portanto, em 1882, a estação Pearl Street começou a funcionar em Manhattan, sendo não apenas a primeira estação de energia elétrica do mundo, mas também a primeira microrrede de energia elétrica. A geração de energia era realizada nos que ficaram conhecidos como dínamos “jumbo”, seis geradores de 27 toneladas que juntos produziam cerca de 2700 kW (LOBENSTEIN e SULZBERGER, 2008).

Os dínamos estavam instalados na própria estação, que foi reforçada para suportar o peso destes. A estação possuía, inicialmente, capacidade para alimentar 7200 lâmpadas incandescentes, localizada numa área densamente populada e possuindo imóveis residenciais e comerciais. Com a geração próximo do consumo, a primeira estação de energia elétrica foi considerada a primeira microrrede, já que a geração centralizada ainda não havia se estabelecido (BELLIDO, 2018).

Estações similares se desenvolveram na década seguinte em diferentes países, demonstrando os benefícios da eletrificação. No entanto, com os consumidores crescendo, a forma de se gerar e transmitir energia teve que acompanhar a demanda, dando lugar para a geração centralizada, com suas grandes usinas e linhas de transmissão em corrente alternada. Este crescimento cessou o incentivo para a evolução das microrredes.

Em 1930, os grandes centros industriais eram alimentados por grandes sistemas com geração centralizada, em sua maioria, permanecendo em ascensão pelas décadas seguintes. Esse tipo de geração, apesar de óbvia atualmente, não era inevitável na época, sendo que a indústria poderia ter se desenvolvido de acordo com o que Edison previa (DUNN, 2000). No entanto, por quatro décadas, desenvolvimentos tecnológicos e institucionais reforçaram os sistemas centralizados de grande potência, o que criou um declínio nos preços repassados aos consumidores.

No início da década de 1950, o carvão ainda dominava mais da metade da matriz energética mundial, com cerca de 60%. No entanto, com as descobertas recentes acerca do petróleo, a expansão excessiva da oferta e redução dos preços, este passou a ser visado como fonte de energia e consequentemente o principal insumo energético da economia mundial (POMPERMAYER e FURTADO, 1998). Este período coincide com o final da Segunda Revolução Industrial, caracterizada pela utilização de aço, petróleo e eletricidade.

Nas décadas de 1960 e 1970, o carvão já era a principal fonte de energia do mundo, e a economia mundial estava dependente do ouro negro (TEIXEIRA, 2015). No entanto, em 1973, ocorreu o primeiro choque da crise energética mundial, motivada por conflitos ideológicos e políticos, afetando as projeções acerca do petróleo. Os efeitos da crise perduraram por toda a década, com o preço da energia aumentando. No entanto, a crise permitiu que a população tomasse conhecimento de que o petróleo era uma fonte esgotável.

Este momento da história foi importante para a evolução das microrredes, pois foi momento em que a geração centralizada também começou a ser questionada (SOLANO, 2015). Logo, a ideia era aumentar a oferta de energia e, principalmente, flexibilizar a demanda, não sendo mais dependente de uma fonte esgotável (POMPERMAYER e FURTADO, 1998).

Assim, diversos estudos sobre fontes alternativas e em geração distribuída foram realizados. Na década de 1990, após o apelo ecológico do protocolo de Kyoto, os investimentos na busca por aumento da eficiência das fontes renováveis cresceram em diversos países (SOLANO, 2015). Além disso, houve esforços para expansão e disseminação dos sistemas de geração distribuída, contribuindo diretamente para a evolução das microrredes.

Esses acontecimentos influenciaram décadas depois a primeira microrrede, de acordo com os termos atuais. Apesar de ser considerada a primeira microrrede, aquela construída por Thomas Edison não foi a primeira microrrede de acordo com o conceito atual. Atualmente, este tipo de sistema é chamado de microrrede tradicional, ou convencional. O termo microrrede, atualmente, engloba inteligência, sendo as vezes sendo utilizado o termo microrrede inteligente, ou moderna.

O novo conceito foi proposto na Universidade de Wisconsin-Madison como uma solução para o problema de integrar microgerações sem interromper a operação da rede (LASSETER, 2002). Assim, para colocar esse conceito em teste, a universidade construiu a primeira microrrede inteligente no Centro Tecnológico Dolan (BELLIDO, 2018).

Nos anos seguintes, evoluindo o conceito de microrredes, o Consórcio para Soluções Tecnológicas em Confiabilidade Elétrica (CERT) dos Estados Unidos agregou os conceitos de aumentar a confiabilidade e flexibilidade de sistemas elétricos. O conceito de microrredes CERTs é o mais popular conceito de microrrede no mundo. Este conceito assume a microrrede como um agregado de cargas e REDs operando como um único sistema. Este conceito é uma importante referência para estudos e aplicações de microrredes na China (WU, YIN, *et al.*, 2013).

A história teve papel fundamental no desenvolvimento das microrredes como são atualmente, assim como legislações e políticas de cada país. Na China, por exemplo, o desenvolvimento das microrredes se deu principalmente devido ao crescimento dos REDs, especialmente das novas energias renováveis, que receberam atenção do governo chinês. No Brasil, diversos acontecimentos impulsionaram o surgimento de microrredes, enquanto outros desaceleraram sua alta adesão.

2.2.2 INCENTIVOS ÀS MICRORREDES NO BRASIL

Diversos incentivos contribuíram com a inserção de microrredes no mercado brasileiro. Quanto as microrredes tradicionais, os incentivos se davam principalmente por meio dos diversos programas de eletrificação rural. O Programa de Desenvolvimento Energético nos Estados e Municípios (PRODEEM) foi um dos pioneiros, abrindo portas para o programa Luz no Campo e o Programa de Universalização Luz para Todos (LpT) (BELLIDO, 2018).

Instaurado em 1994, o PRODEEM promoveu a utilização de fontes renováveis de forma distribuída, atendendo localidades isoladas não supridas de energia elétrica pela rede principal. Apesar de problemas na sua gestão, diversos outros projetos surgiram a partir desta iniciativa. Como é o caso do programa Luz no Campo, promovido nos anos 2000, levando energia para comunidades rurais, utilizando de fontes renováveis ou não. No entanto, assim como seu predecessor, não teve maior desenvolvimento devido a problemas em sua gestão.

Em sequência, o LpT promoveu a utilização de sistemas individuais de geração de energia elétrica com fontes alternativas e microssistemas isolados de geração de distribuição de energia elétrica. Lançado em 2003, o programa atendeu a milhões de famílias, promovendo a utilização de sistemas eólicos, fotovoltaicos, híbridos, dentre outros.

Um ano antes, em 2002, uma das primeiras políticas relacionadas a geração distribuída foi criada. A lei nº 10.439, conhecida como Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia

Elétrica (PROINFRA), com o objetivo de aumentar a participação da energia elétrica com base em fontes eólicas, pequenas centrais hidrelétricas e biomassa. O programa foi dividido em duas fases, promovendo a instalação desse tipo de geração (SILVA, CALVACANTE, *et al.*, 2018).

Uma década depois, em 2012, a Resolução Normativa (REN) nº 482/2012 da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) definiu alguns pilares da geração distribuída, como condições gerais para o acesso de microgeração e minigeração e sistema de compensação de créditos. Definiu-se a microgeração como um sistema gerador de energia elétrica com potência inferior ou igual a 100 kW e que utilize de fontes renováveis, como hidráulica, eólica, solar, biomassa ou cogeração qualificada. Ao passo que minigeração foi definida como uma central geradora de energia com potência instalada superior a 100 kW e menor ou igual 1MW, utilizando das mesmas fontes.

A compensação de créditos surgiu para regulamentar o processo de injeção e consumo de energia elétrica da rede. Assim, permitindo que energia gerada e não utilizada para unidade de GD possa ser enviada para a rede pública de energia elétrica e posteriormente o valor possa ser devolvido ao consumidor, por meio da fatura de energia elétrica.

Este foi um marco para a geração distribuída, e, portanto, um marco também ao favorecer o crescimento de microrredes. Essa REN foi revisada em 2015, através da REN nº 687/2015, permitindo que a geração distribuída ganhasse um novo avanço através de novas regras. As principais alterações se viram no aumento do prazo para o uso dos créditos energéticos, criação de novas modalidades de unidades consumidoras, além da potência limite para microgeração e minigeração.

A microgeração passou então a ser definida como sistema gerador de energia elétrica através de fontes renováveis, com potência instalada inferior ou igual a 75 kW. Já a minigeração teve seus limites modificados para potência instalada superior a 75 kW e menor ou igual a 3 MW, nos casos de fontes hídricas, e menor igual a 5 MW para as demais fontes, como solar, eólica e biomassa.

Ainda em 2015, o Programa de Desenvolvimento da Geração Distribuída de Energia Elétrica (ProGD) abria novos caminhos para a geração distribuída (SILVA, CALVACANTE, *et al.*, 2018). O programa consistia em ampliar a geração distribuída com fontes renováveis em casas, indústrias, comércios, escolas e universidades. Para realizar essa ampliação, foram criadas e

expandidas linhas de crédito e financiamento de projetos de geração distribuída, além do incentivo ao desenvolvimento tecnológico e inovações, dentre outras ações.

É notório que o incentivo ao desenvolvimento tecnológico e inovação acaba aumentando a eficiência das fontes renováveis, além de reduzir os custos das mesmas. O crescimento de microrredes depende da redução das tecnologias envolvidas (BORGES, 2016). Em 2016, algumas tecnologias das microrredes já eram acessíveis devido aos avanços tecnológicos e políticas de incentivo, no entanto, tecnologias como sistemas de armazenamentos continuavam se apresentando como um obstáculo financeiro.

Diversos outros programas foram realizados ao longo dos anos na esfera estadual, com destaque para Minas Gerais, sendo o estado considerado uma referência no avanço da geração distribuída (SILVA, CALVACANTE, *et al.*, 2018). Outras políticas também contribuíram no crescimento da geração distribuída, abrindo caminho para as microrredes, mesmo que a princípio não estejam diretamente relacionadas.

A Organização das Nações Unidas (ONU), em 2015, propôs os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS), uma agenda com 17 metas interconectadas que abordam os principais desafios de desenvolvimento enfrentados no mundo. Dentre estas metas, encontra-se a meta 7 (energia limpa e acessível), que possui objetivos que vão desde garantir o acesso universal, aumentar a participação de fontes renováveis, até dobrar a eficiência energética, o que especialistas indicaram ser inviável (SILVA, 2018).

A agenda prevê que estes objetivos sejam cumpridos até 2030. Estes objetivos podem impulsionar o mercado de microrredes, pois estas estão aderidas aos ODS, já que contribuem diretamente e indiretamente com as metas (AOKI e OTTO, 2020). Segundo os autores, as microrredes contribuem com os objetivos 1, 2, 3, 4, 6, 7, 9, 11 e 17.

O objetivo 1 trata da erradicação da pobreza, onde as microrredes contribuem através da eletrificação de áreas sem acesso a energia elétrica. As microrredes tradicionais já são ferramentas que afetam diretamente esta meta. Além disso, segundo os autores, as microrredes podem contribuir através do incentivo do uso da eletricidade para a geração de renda. Essa geração de renda pode se dar através da venda de energia excedente para a concessionária, assim como na criação de empregos graças a um mercado em expansão.

Quanto ao objetivo 2, fome zero e agricultura sustentável, a contribuição se faz vista a partir da disponibilização de energia elétrica a comunidades, sendo importante para promover a

agricultura sustentável. Além disso, é um passo fundamental para assegurar uma vida saudável e promover o bem-estar, contribuindo para atingir as metas do objetivo 3. Assim como para promover oportunidades de aprendizagem, apoiando o cumprimento das metas do objetivo 4, que trata de educação. Ainda segundo os autores, a implantação de microrredes em comunidades isoladas é um passo importante para possibilitar a implantação de tratamento de água e saneamento, contribuindo com o objetivo 6.

Sendo um dos objetivos mais notáveis, o sétimo objetivo, que trata de energia limpa e acessível, pode se beneficiar das microrredes já que elas são peças fundamentais para integração de GD e RED, com destaque para as fontes renováveis. Além disso, dá suporte ao objetivo 9, indústria, inovação e infraestrutura, contribuindo ao aumentar a confiabilidade do fornecimento de energia elétrica, além de tornar as cidades mais sustentáveis do ponto de vista energético, contribuindo com o décimo primeiro objetivo. Quanto ao objetivo 17, as microrredes contribuem diretamente com a sétima meta, que busca promover o desenvolvimento e disseminação de tecnologias ambientalmente corretas.

Outras ações mundiais que podem se beneficiar do uso das microrredes, impulsionando seu crescimento, são as ações definidas na 21ª Conferência do Clima de Paris (COP-21), uma reunião internacional que discutiu como combater as mudanças climáticas, em substituição ao Protocolo de Kyoto. Cada país apresentou ações que pretendia implementar para combater o aquecimento global até 2030. Dentre as ações do Brasil, destaca-se a meta de que sua matriz energética será 45% proveniente de fontes renováveis. Além disso, na geração de energia elétrica, 66% serão de fonte hídrica e 23% de fontes renováveis, como eólica, solar e biomassa, com aumento de 10% na eficiência elétrica (LA ROVERE, 2016).

As microrredes são uma estratégia que pode ser utilizada como aliada no cumprimento dessas metas, contribuindo de maneira sustentável e com menor impacto ambiental (BELLIDO, 2018). Além disso, as microrredes podem aumentar a eficiência energética, ao gerenciar de forma satisfatória o uso das fontes de energia e SAE.

Em 2020, foi criada a Associação Brasileira de Microrredes (ABMR), com a missão de promover o avanço tecnológico da inserção de microrredes no país. Além disso, buscam esclarecer o mercado brasileiro, as oportunidades e desvendar os desafios e as tecnologias envolvidas nas microrredes (AOKI e OTTO, 2020).

Conforme visto, diversas políticas contribuem com o crescimento das microrredes no Brasil, no entanto, este mercado possui diversos desafios a serem enfrentados, principalmente regulatórios. O conceito atual de microrrede não possui uma única definição, e em muitos países não é reconhecido legalmente, restringindo seu desenvolvimento (BELLIDO, 2018).

O conceito de empreendimentos com múltiplas unidades consumidoras, ditado pela REN 687/2015, é o que mais se aproximava de uma microrrede na legislação brasileira. No entanto, essa legislação não cobre aspectos de uma microrrede, como desconexão e operação no modo ilhado.

Assim, o conceito de microrrede não se enquadrava integralmente em nenhuma das regulações brasileiras (BORGES, 2016). Ainda, apesar de previsto nos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST), o ilhamento é vetado pelas concessionárias a fim de garantir a segurança de seus trabalhadores e também a qualidade da energia. O autor destacou ainda que as políticas de incentivo a GD podem não se aplicar à todas as microrredes, principalmente quando há uma fonte de energia não-renovável envolvida. Um questionamento comum é se uma fração mínima de geração de fonte renovável deveria ser um critério para estas políticas (OLIVEIRA, 2017).

Para que os consumidores não saiam prejudicados, os órgãos reguladores e políticos devem considerar um novo modelo para o setor elétrico, com inclusão das microrredes (BELLIDO, 2018). Assim, permitindo a igualdade na competição entre os mercados. As legislações tratando do assunto começaram a tomar forma recentemente.

Em 2022, foi publicada a Lei 14.300, instaurando o marco legal da microgeração e minigeração distribuída. Dentre diversas mudanças e inclusões, definiu pontos interessantes que abrem caminhos para as microrredes. Sendo estas definidas como integração de vários recursos de geração distribuída, armazenamento de energia elétrica e cargas em sistemas de distribuição secundária capaz de operar conectado a uma rede principal de distribuição de energia elétrica. E também de forma isolada, controlando os parâmetros de eletricidade, além de prover condições para ações de recomposição e de autorrestabelecimento (BRASIL, 2022).

Um ponto importante foi a possibilidade de contratação de serviços ancilares de microgeradores e minigeradores distribuídos para beneficiar microrredes, conforme regulamentação que ainda não foi publicada pela ANEEL, que definirá aspectos e critérios mais específicos.

Outro ponto, é que as concessionárias ou permissionárias deverão atender as solicitações de acesso de unidades consumidoras com ou sem sistemas de armazenamento de energia, assim como sistemas híbridos, sendo estas características presentes em microrredes. Apesar de sistemas híbridos já estarem presentes no território brasileiro, estes não possuíam precedentes nas regulamentações.

As legislações impulsionaram a geração distribuída e abriram portas para as microrredes no Brasil. Além disso, as novas legislações abrem caminho para o estabelecimento sólido do mercado de microrredes no Brasil, que se mostra detentor de um grande potencial.

2.2.3 O POTENCIAL BRASILEIRO

Apesar da regulamentação ainda não permitir essa igualdade, o Brasil possui um grande potencial para a inserção de microrredes, assim como outros países.

Fontes fotovoltaicas e eólicas são as fontes renováveis que possuem maior aplicação nas microrredes. O potencial fotovoltaico brasileiro é inegável, sendo que apenas o potencial de irradiação do país em seu pior caso superou o melhor potencial de irradiação da Alemanha em 2015, que na época era líder em energia fotovoltaica (BÜHLER, RAMPINELLI, *et al.*, 2015). Isto demonstra o potencial dessa tecnologia para aplicações em microrredes.

O potencial eólico também é grande no Brasil, com possibilidades de inovação para melhorar o aproveitamento energético, como modelagem estatística para previsão dos ventos (LAGE e PROCESSI, 2013). Aerogeradores possuem grande aplicabilidade em microrredes, utilizados em conjuntos com outras fontes de energia.

Um estudo analisou a viabilidade econômica e o potencial de mercados das microrredes no território brasileiro, utilizando o Modelo de Bass (CAMELLO, 2021). Este modelo é um dos mais utilizados no estudo da difusão de novos produtos. O estudo em questão foi capaz de prever a difusão das microrredes num horizonte de 12 anos, identificando que o Brasil apresenta 30,8 mil unidades consumidoras viáveis para a aplicação de microrredes. Destas unidades, 73% são do mercado cativo, aquele onde os consumidores comprar energia da concessionária. E 27% são do mercado livre, quando consumidores comprem diretamente da geração.

No caso dos consumidores cativos, de acordo com o estudo, as características comuns às unidades consumidoras com maior viabilidade de aquisição são unidades de classe rural e grupo tarifário A3a, localizadas nos estados de Goiás e Mato Grosso.

Outro estudo, com base na regulação de sua época, elencou algumas áreas que podem se beneficiar da utilização de microrredes (OLIVEIRA, 2017). Segundo o estudo, os sistemas isolados se encontram como primeira opção. Estes são basicamente microrredes que operam sempre no modo ilhado, em locais sem acesso a rede principal. A geração à diesel era a opção mais evidente para a geração em sistemas isolados, no entanto, a acessibilidade nas fontes renováveis traz novos horizontes de possibilidades, além do desenvolvimento do hidrogênio como sistema de armazenamento que se mostra promissor em aplicações envolvendo microrredes. Assim, a utilização de microrredes, combinando as fontes de energia e SAE, se mostra eficaz para reduzir custos de geração. Além de aumentar a confiabilidade do sistema isolado, garantindo que opera sem interrupções.

O autor também apresenta condomínios comerciais, industriais e residenciais como áreas promissoras para a atuação de microrredes. No caso dos consumidores comerciais e industriais, muitos já possuem geradores locais que são ativados em horários de ponta, com elevada tarifa de energia, sendo que a migração para uma microrrede nestes casos se torna bastante atrativa. A microrrede permite um gerenciamento das fontes, reduzindo os custos para estes consumidores.

As microrredes também são uma forma de complementar a demanda crescente de energia elétrica, com menor impacto ambiental (BELLIDO, 2018). Além disso, podem melhorar a qualidade e a confiabilidade da energia, cumprindo com as metas da COP-21 e contribuindo com os objetivos definidos nos ODS, com benefícios em diversas esferas.

2.3 ARQUITETURA DAS MICRORREDES

Definidos o conceito, benefícios e as possibilidades de futuro das microrredes vistos na seção anterior, é importante também conhecer suas arquiteturas, componentes e demais características. A partir do conceito é possível destacar alguns pontos sobre as mesmas, de acordo com Schwaegerl e Tao (2014):

- Uma microrrede é uma plataforma de integração para a geração, unidades de armazenamento e recursos de demanda localizados em uma rede de distribuição local. Portanto, com o enfoque da proximidade, modelos que ignoram a localização físicas das cargas e/ou geradores, estando estas distantes demais, não se enquadram no conceito de microrredes.

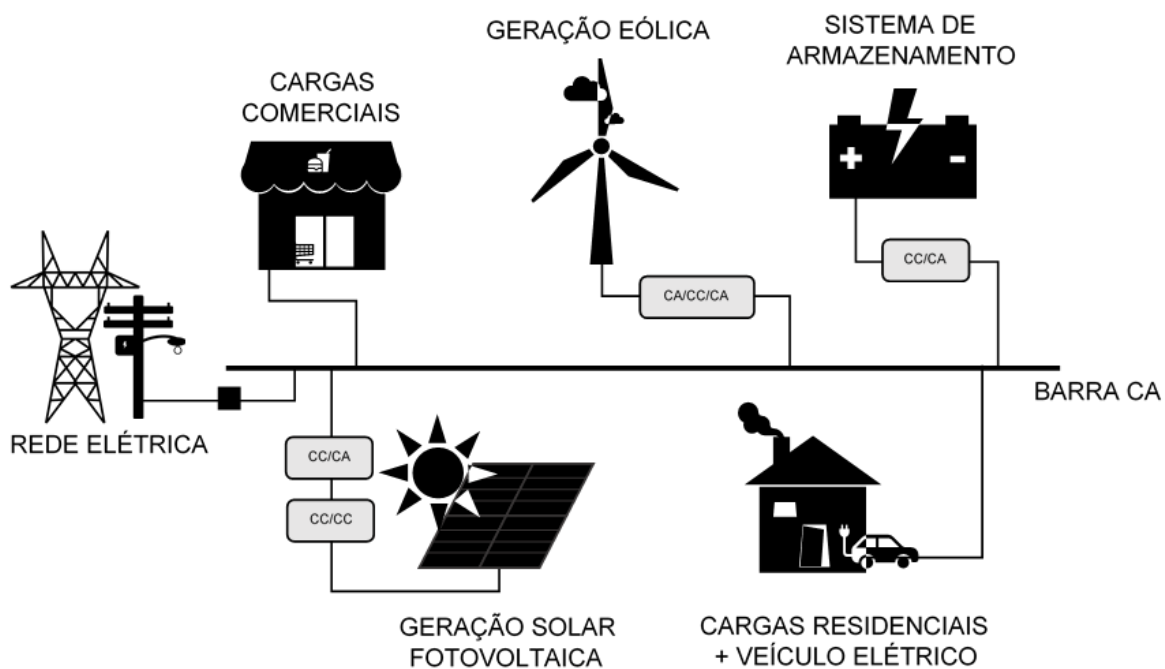
- A maioria das microrredes serão construídas para operar a maior parte do tempo conectadas as redes, exceto quando projetadas para localizações isoladas. Portanto, estas devem ser capazes de lidar com o seu estado normal (conectada à rede, com referência de tensão e frequência) e seu estado de emergência (ilhada). Para operação em modo ilhado por muito tempo, as microrredes devem satisfazer requisitos de armazenamento e capacidade de geração para continuar suprindo todas as cargas, ou priorizar cargas, flexibilizando a demanda, além de garantir a qualidade da energia e produzir sua própria referência de tensão e frequência.
- A principal diferença entre uma microrrede e outras redes com microgeração é a capacidade de gerenciar e coordenar os recursos disponíveis, servindo não apenas suas funções básicas, mas também objetivos econômicos, técnicos e ambientais.

Portanto, uma microrrede possui dimensões reduzidas, comparada a outras redes, podem operar em dois modos, garantindo a entrega de energia e são dotadas de inteligência para realizar o controle com diversos objetivos.

Podem ser construídas em corrente alternada (CA), em corrente contínua (CC) ou de forma híbrida, combinando as duas topologias (JUNIOR, COELHO e DE FREITAS, 2019). A Figura 1 apresenta um exemplo de microrrede em corrente alternada, com detalhe de onde é necessário a utilização de conversores, devido à forma de onda gerada pelas diferentes unidades geradoras. O mesmo pode ser observado na Figura 2, mostra a mesma microrrede do exemplo, no entanto, construída em corrente contínua.

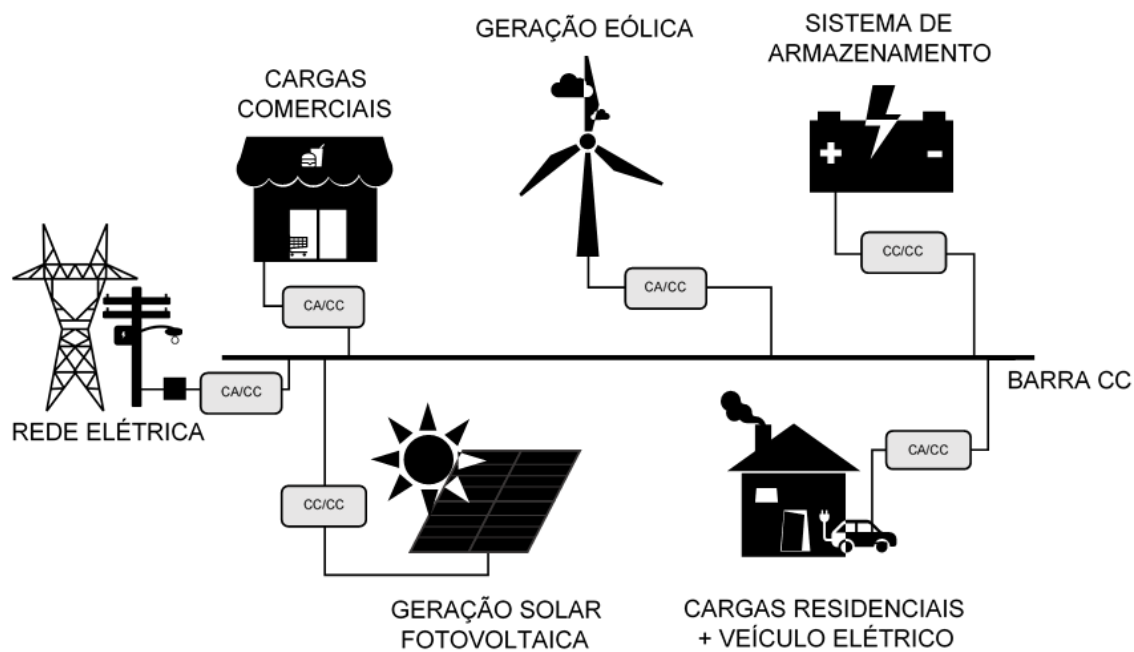
A arquitetura das microrredes não é única, podendo assumir diferentes configurações, sempre garantindo as características anteriormente elencadas. No entanto, estas são comumente formadas pela integração de diferentes componentes, como RED, SAE, linhas de distribuição e comunicação (quando necessárias), cargas e conversores.

Figura 1 – Exemplo de microrrede em corrente alternada.



Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 2 – Exemplo de microrrede em corrente contínua.



Fonte: elaborado pelo autor.

2.4 COMPONENTES DE MICRORREDES

Para atingir as características descritas anteriormente, as microrredes devem ser dotadas de componentes e técnicas que permitam a alteração de sua configuração de conectada para ilhada, controle de tensão e potência, dentre outras. Nesta seção, estes componentes fundamentais são apresentados e definidos.

2.4.1 RECURSOS ENERGÉTICOS DISTRIBUÍDOS

Com o desenvolvimento de novas tecnologias, assim como legislações, os RED têm aumentado sua integração na rede. Este tipo de componente é uma das “tecnologias basílares de uma microrrede” (JUNIOR e DE FREITAS, 2020), assim como as linhas de distribuição e cargas, já que um dos objetivos das microrredes é integrar e aproveitar os benefícios destes componentes.

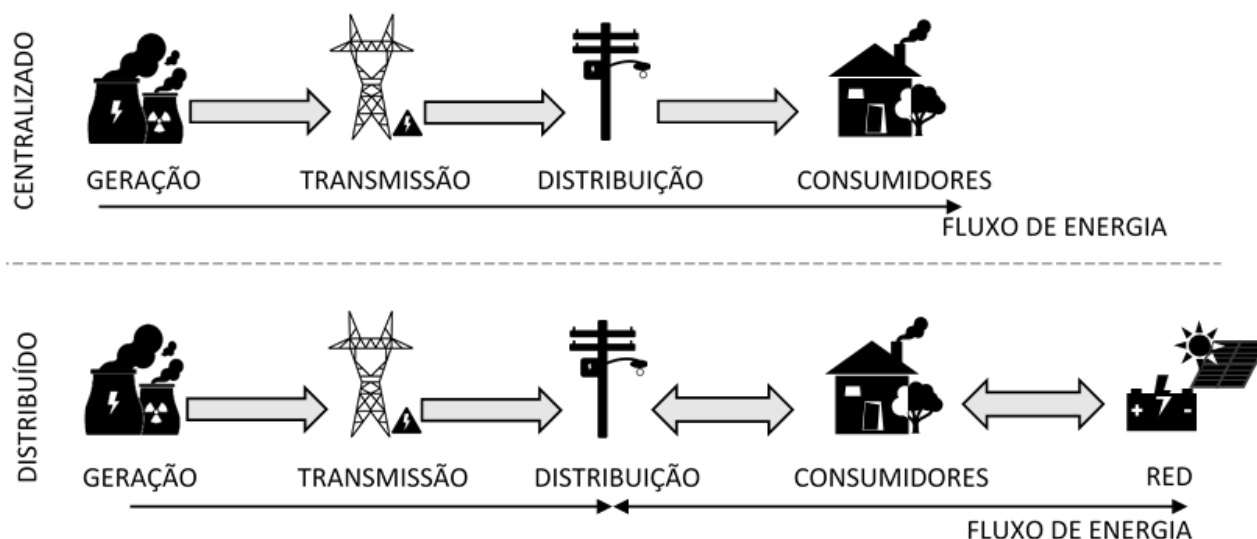
O termo Recursos Energéticos Distribuídos engloba a geração distribuída e vai além, incluindo os sistemas de armazenamentos e cargas controláveis. Embora existam diferentes definições, algumas características são comuns, como estarem localmente próximos dos pontos de consumo, possuir potência normalmente menor que 50 MW, além de estar conectados no sistema de distribuição em níveis de tensão que variem de 230 V até 145 kV (OLIVEIRA, 2017).

A utilização de RED ainda indica a presença do fluxo bidirecional de energia, diferentemente do conceito clássico dos sistemas elétricos, onde o fluxo é unidirecional, conforme exposto na Os RED aplicáveis em microrredes podem compreender uma variedade de tecnologias, sejam existentes ou emergentes, como sistemas fotovoltaicos, células a combustível, turbinas eólicas, pequenas hidrelétricas, pequenos geradores térmicos, bioenergia, além de armazenamento de energia, como baterias e supercapacitores e também técnicas utilizando o hidrogênio como tecnologia de armazenamento. As conexões destes componentes podem ser feitas em CA ou CC, a depender da configuração que melhor se adequar a microrrede projetada.

Figura 3. No caso da geração centralizada, o fluxo de energia ocorre em apenas uma direção, desde a geração até os consumidores. Ao passo que na geração distribuída, com utilização de RED, o fluxo é unidirecional da geração até a distribuição, sendo que a partir deste ponto o fluxo é bidirecional, com a energia podendo ser levada para os consumidores proveniente da rede ou dos recursos energéticos distribuídos, e a rede podendo receber energia não utilizada pelos consumidores.

Os RED aplicáveis em microrredes podem compreender uma variedade de tecnologias, sejam existentes ou emergentes, como sistemas fotovoltaicos, células a combustível, turbinas eólicas, pequenas hidrelétricas, pequenos geradores térmicos, bioenergia (JUNIOR e DE FREITAS, 2020), além de armazenamento de energia, como baterias e supercapacitores (CAMELLO, 2021) e também técnicas utilizando o hidrogênio como tecnologia de armazenamento. As conexões destes componentes podem ser feitas em CA ou CC, a depender da configuração que melhor se adequar a microrrede projetada.

Figura 3 – Comparação do fluxo de energia em sistema centralizado e distribuído.



Fonte: elaborado pelo autor com base em Oliveira, 2017.

Quanto as fontes, ainda podem ser classificados em fontes despacháveis ou não despacháveis. As fontes despacháveis são aquelas que podem ser acionadas em qualquer momento para atender à demanda e suas variações. Já as fontes não despacháveis, são aquelas em que a produção não pode ser controlada, ocorrendo continuamente ou de forma variável. É o caso das fontes de energia fotovoltaica, eólica e outras que dependem de forças da natureza para geração primária de energia.

No caso das fontes de origem solar e eólica, há ainda a classificação como renováveis, sendo estes RED reabastecidos dentro de um período de tempo curto através dos ciclos naturais em relação às atividades humanas (JUNIOR e DE FREITAS, 2020). A maioria das fontes são renováveis, com exceção de pequenos geradores térmicos alimentados a combustíveis fósseis, como geradores a diesel.

A imensidão de fontes de GD proporciona uma enorme diversidade de configurações de microrredes, sendo que muitas destas dependem das condições do local de instalação, como a disponibilidade de vento, irradiação solar e recursos hídricos (JUNIOR, COELHO e DE FREITAS, 2019). Assim, eliminam-se as dificuldades para a inserção das microrredes, aumentando as possibilidades de geração.

Estes recursos ainda possuem duas características que são notórias para as microrredes. O primeiro atributo é sua independência, onde cada fonte opera separadamente da outra, sendo que a interrupção de geração de uma não interfere em outra. Além disso, podem ser conectadas em qualquer ponto da microrrede e em qualquer momento, sem grandes impactos.

No entanto, principalmente tratando de fontes de energia renovável, com característica de geração intermitente e dependente de recursos naturais, se faz necessária a utilização de sistemas de armazenamento, também considerados RED, para melhor aproveitar a energia provinda destas fontes.

2.4.2 SISTEMAS DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA

Diversas tecnologias de armazenamento de energia podem ser utilizadas, como as baterias e supercapacitores supracitados. Cada tecnologia possui características que podem beneficiar uma dada microrrede, a depender de sua configuração.

As baterias são os dispositivos de SAE que possuem maior destaque na literatura. Estes equipamentos armazenam energia química quando recebem eletricidade, e a disponibiliza da mesma forma. Existem diversos tipos de baterias, sendo as baterias de chumbo-ácido as mais aplicadas em microrredes, pois possuem bom preço, comparada a outros tipos, e fornecendo boa performance e durabilidade (ALMEIDA, 2019). No entanto, estas baterias apresentam baixa densidade de energia, além de diversas outras limitações, dando abertura para a aplicação de outros tipos de baterias, como as várias que utilizam tecnologia de lítio e níquel.

Sendo outra opção para SAE, os supercapacitores possuem alta capacitância, característica que permite armazenar grande quantidade de energia em suas placas através do efeito do campo elétrico. Além disso, há a tecnologia *flywheel*, um dispositivo capaz de armazenar energia em uma massa girante que é ligada a uma máquina elétrica (JUNIOR, COELHO e DE FREITAS, 2019). Existem ainda outras tecnologias, porém, com menor aplicação em microrredes, como o uso de hidrogênio como meio de armazenamento de energia que, segundo Bellido (2018) pode ser

utilizada em conjunto a outras tecnologias num futuro das microrredes, já que atualmente todas possuem limitações, sejam técnicas ou econômicas.

Independentemente da tecnologia utilizada, os sistemas de armazenamento são notórios para “mitigar a intermitência das fontes renováveis” (BELLIDO, 2018), podendo ser utilizados para armazenar a energia limpa quando houver excedente ou baixa demanda e, posteriormente, fornecer essa mesma energia em ocasiões específicas, como em momentos de alta demanda ou durante a noite, onde não há geração solar fotovoltaica.

Portanto, a utilização de SAE proporciona estabilidade, qualidade e confiabilidade ao fornecimento de energia elétrica em uma microrrede, potencializando a utilização de fontes renováveis.

2.4.3 CARGAS

As cargas são componentes que consomem energia, seja na forma elétrica ou em outra, como térmica, e são classificadas em dois tipos, segundo Bellido (2018):

- Prioritárias: também chamadas de críticas ou sensíveis, possuem como característica a exigência de fornecimento de energia quase contínuo e com qualidade;
- Não-prioritárias: são aquelas que podem deixar de receber energia em ocasiões eventuais.

Num contexto de microrredes, as cargas prioritárias devem continuar recebendo energia com qualidade em qualquer situação, mesmo no modo ilhado. Ao passo que as cargas não-prioritárias, ou controláveis, podem sofrer do processo conhecido como gerenciamento de carga.

Este processo, segundo a ANEEL, é caracterizado por ações voltadas para cobrir qualquer deficiência de geração, transmissão ou distribuição em que a carga atendida supere a capacidade de suprimento e atendimento, resultado em remanejamentos ou cortes de cargas não prioritárias, garantindo a integridade do sistema.

Este processo pode ser conhecido ainda como gerenciamento de demanda, segundo Junior e De Freitas (2020). Também visando o balanço energético, reduzindo o consumo em determinados horários do dia, a fim de reduzir o valor final da conta de energia ou garantir que as cargas prioritárias operem com confiabilidade.

Assim, as microrredes devem ser dotadas de estratégias para garantir a operação das cargas prioritárias, garantindo seus requisitos, e realizando, se necessário, o gerenciamento de cargas.

2.4.4 LINHAS DE DISTRIBUIÇÃO

As linhas de distribuição são as responsáveis por conectar e distribuir a energia entre os outros componentes da microrrede. Podem ser dispostas de forma área ou subterrânea, possuindo também dispositivos de proteção e segurança. Diversas pesquisas em microrredes tem sido feitas, principalmente com as redes com configuração radial ou em malha (BELLIDO, 2018).

Na configuração radial, os sistemas de proteção estão localizados, geralmente, na subestação. A configuração em malha, por sua vez, oferece melhores condições para a microrrede, no entanto, dificulta a proteção.

Além disso, devido a característica de fluxo bidirecional de potência, RED com fontes intermitentes ou não, topologia flexível, além de outros fatores, as microrredes necessitam de esquemas especiais de proteção, que segundo Junior e De Freitas (2020), devem ser realizados com técnicas inovadoras, considerando todas as exigências. Assim, os elementos de proteção devem ser colocados em pontos chaves da rede, como na saída das fontes e barramentos de cargas. Além disso, deve-se observar também a velocidade destes esquemas de proteção, a sensibilidade e a comunicação entre os dispositivos.

2.4.5 ELETRÔNICA DE POTÊNCIA

Os conversores de energia elétrica são bastante importantes para os sistemas elétricos em geral, incluindo as microrredes. Sua utilização cresce com o a utilização de RED, onde a eletrônica de potência se encontra presente entre eles e o ponto de acoplamento na microrrede (JUNIOR e DE FREITAS, 2020).

Todas as tecnologias que podem estar presentes nas microrredes podem se beneficiar da eletrônica de potência, sendo fundamental na operação e no controle (JUNIOR, COELHO e DE FREITAS, 2019).

Em fontes de energia renovável, como a solar fotovoltaica, a energia é gerada em corrente contínua, sendo necessário sua adequação em nível de tensão e em forma de onda senoidal. Para isto, se utilizam de conversores e inversores, dispositivos de eletrônica de potência.

Além disso, segundo Junior e De Freitas (2020), a eletrônica de potência aprimora a operação dos dispositivos de uma microrrede, a partir da técnica de rastreamento de ponto de máximo potência em sistemas fotovoltaicos e eólicos, aumento de controle de velocidade para

sistemas eólicos, regulação de tensão em geração a combustível, controle de carga em dispositivos de armazenamento de energia, dentre outras.

As estratégias de controle são ainda executadas utilizando a eletrônica de potência, que também é responsável por implementar a transição entre os modos de operação da microrrede, garantir o gerenciamento do compartilhamento de potência entre as fontes e rede. Assim, ao passo que os RED aumentam as possibilidades e arquiteturas de microrredes, a eletrônica de potência “diversifica e flexibiliza seus alicerces puramente elétrico e operacional” (JUNIOR e DE FREITAS, 2020).

Tecnologias modernas da eletrônica de potência, como microcontroladores e outros dispositivos digitais, possibilitam que técnicas avançadas de controle possam ser utilizadas para garantir o pleno funcionamento das microrredes, otimizando objetivos como custo e impacto ambiental (JUNIOR, COELHO e DE FREITAS, 2019).

As microrredes inteligentes, portanto, se utilizam destas técnicas para realizar o controle, seja para gerenciar o balanço de energia, garantir níveis de tensão e frequência adequados, realizar ilhamento e conexão a rede, dentre diversos outros, garantindo sua autonomia e confiabilidade.

2.5 CONTROLE DE MICRORREDES

As microrredes devem atender aos seus requisitos de flexibilidade, autonomia e confiabilidade destacados anteriormente. Para isso, utilizam-se de controles avançados que visam garantir sua operação, controle e gerenciamento.

Assim como não há uma arquitetura única para as microrredes, também não há para os sistemas de controle, que dependem de como a microrrede foi estruturada e seus objetivos.

Ainda há diferenças em como o controle deve ser realizado a depender do modo de operação da microrrede. No modo ilhado se faz necessário gerenciar tensão e frequência, realizar um gerenciamento de energia eficaz a fim de garantir o funcionamento das cargas, além de garantir a qualidade de energia. No modo conectado, os objetivos podem variar, sendo que o gerenciamento pode priorizar custos, aliviar a demanda em horário de pico, além de outros.

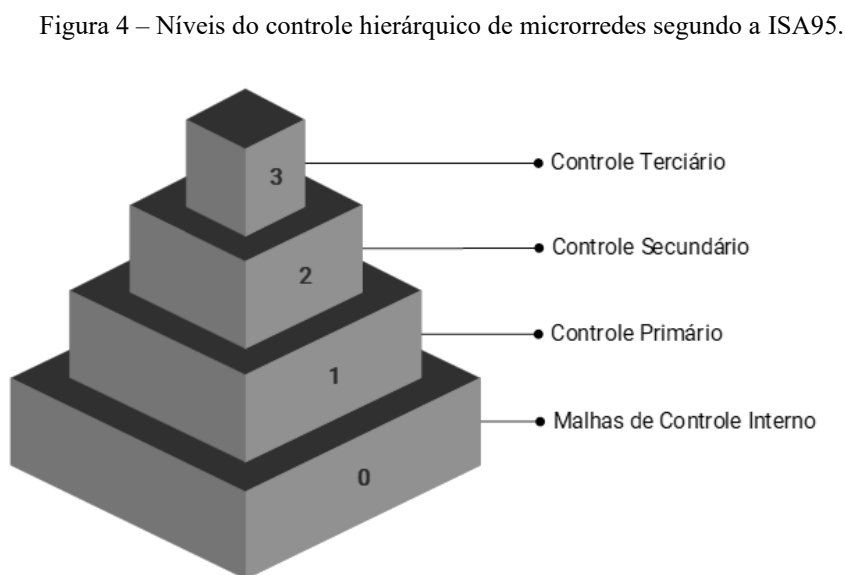
No caso de microrredes com o barramento em corrente contínua e em corrente alternada ainda há diferenças, sendo que na primeira o controle é mais simples do que na segunda, devido a ausência da frequência.

Abordagens diferentes devem ser utilizadas a depender do objetivo do controle da microrrede. Os controles clássicos existentes podem ser divididos basicamente em dois tipos de arquitetura: centralizada e distribuída, cada um com sua característica e aplicações distintas. Independentemente dos tipos, as estratégias de controle de microrrede são comumente divididas em níveis, caracterizando o controle hierárquico.

2.5.1 CONTROLE HIERÁRQUICO

Uma estratégia de controle para microrredes encontrada na literatura, podendo ser combinada ao controle centralizado ou distribuído, é o controle hierárquico. Segundo Kabalci (2020), espera-se que num futuro próximo padrões de controle de microrredes sejam amplamente utilizados. A sociedade internacional de automação (ISA, do inglês *International Society of Automation*) define padrões globais na área de automação e, portanto, na área de controle de sistemas.

A norma ISA95 trata da integração de sistemas de controle-corporativos, sendo a mais usada para realizar uma interface automática entre operação e controle (KABALCI, 2020). O controle hierárquico definido nesta norma inclui uma estrutura multicamadas, onde cada camada possui funções definidas, indo do nível 0 ao 5°. No contexto das microrredes, independentemente de sua arquitetura, a aplicação desta norma necessita aplicação dos níveis de 0 a 3, conforme Figura 4.



Fonte: elaborado pelo autor com base em Kabalci, 2020.

Nível 0 – Malhas de Controle Interno: este nível, segundo a norma, é composto por ligações físicas e componentes para detectar alterações que ocorrem nos sistemas. No caso das microrredes, fornece regulação para obter tensão e corrente de saída confiáveis utilizando malhas de controle.

1º Nível – Controle Primário: segundo a norma, neste nível são predefinidos os procedimentos de gerenciamento para os sistemas. Nas microrredes, estabelece os requisitos fundamentais no modo ilhado, como a criação de referência de tensão e frequência, compartilhamento de potência sem comunicação. Possui a maior velocidade de resposta, a fim de garantir os requisitos. Neste nível, o método de controle *droop* é bastante utilizado.

2º Nível – Controle Secundário: na norma ISA95, o segundo nível é onde são definidas estratégias de controle e gerenciamento em uma área particular. Nas microrredes, este nível garante a obtenção de tensão e corrente em valores nominais desejados, eliminando flutuações nestes valores em caso de mudança de carga ou geração. Os níveis de tensão e frequência são detectados e comparados com os valores de referência, e a partir do sinal de erro é realizado o controle. Neste nível opera também a malha de controle que permite a conexão e desconexão com a rede elétrica.

3º Nível – Controle Terciário: neste nível, localizado no topo da hierarquia, basicamente, há o controle da geração e do fluxo de potência entre a microrrede e a rede elétrica. Sua velocidade de operação é a mais lenta comparada aos outros níveis. É mais relacionado com a otimização da operação e interesses econômicos da microrrede.

O controle primário é realizado sem a necessidade de comunicação, ao passo que os controles secundários e terciários podem ser realizados tanto de forma centralizada quanto distribuída.

2.5.2 CONTROLES CENTRALIZADO E DISTRIBUÍDO

O controle centralizado possui como característica principal a utilização de um único dispositivo que comanda todos os outros elementos da microrrede, tomando as decisões do controle com base nas informações coletadas. Portanto, um único dispositivo é responsável por controlar todos os RED, SAE, cargas, bem como o fluxo de potência, o quanto cada fonte despachável irá produzir e regulará os níveis de tensão e frequência em cada uma.

Sistemas que utilizam esse controle geralmente são mais básicos e de baixo custo de instalação e operação quando comparados com sistemas de controle distribuído, segundo Bellido

(2018), sendo apropriado para microrredes onde a geração e cargas pertencem apenas a um único consumidor, possuindo, portanto, objetivos em comum.

Já o controle distribuído tem como característica principal a utilização de vários dispositivos distribuídos ao longo da microrrede, cada um controlando um componente ou um conjunto de componentes. De tal forma, um controlador pode gerenciar as cargas, ao passo que outro gerencia as fontes intermitentes, outro gerencia as fontes despacháveis, dentre outras opções, garantindo, individualmente, que seus objetivos sejam alcançados.

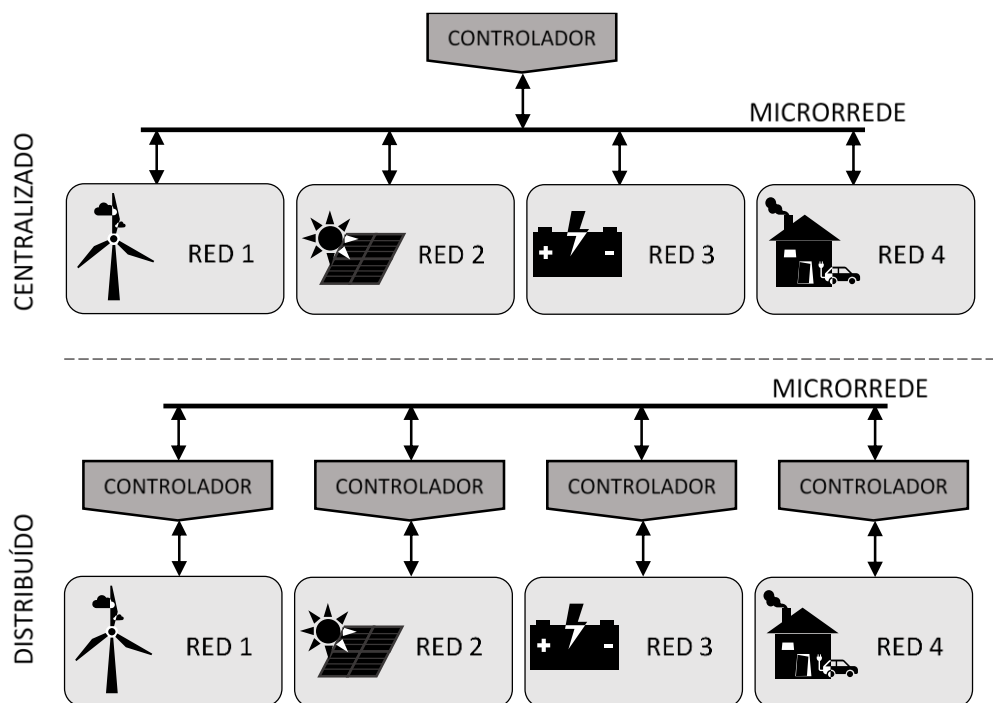
Os sistemas que utilizam de estratégias descentralizadas são mais caros e complexos que os que utilizam estratégias centralizadas, segundo Bellido (2018). Porém, conforme observado, oferecem maior flexibilidade, ao permitir uma fácil reconfiguração da rede, podendo inserir novos componentes. São apropriados para as situações quando há diferentes proprietários na microrrede, além de quando há diferentes objetivos a serem cumpridos em diferentes partes da microrrede.

Na Figura 5 é apresentada uma comparação visual destes controles. Nota-se no controle distribuído que para cada um dos RED há um controlador, ao passo que no controle centralizado há apenas um controlador para o sistema inteiro.

Além das diferenças elencadas, existem outras diferenças técnicas quanto a utilização destes dois tipos de controle. Na comunicação, como o controle centralizado é comumente baseado em uma topologia em estrela para realizar a comunicação com os dispositivos em campo, não é possível que se possuam microrredes de larga escala com este tipo de controle. Essa limitação é devido às limitações geográficas e de comunicação atreladas a topologia (KARAARSLAN e SEKER, 2020). O mesmo não ocorre com o controle descentralizado, que pode ser implementado com topologias como anel, árvore, dentre outras, permitindo a utilização em microrredes de grande escala, principalmente pela característica de cada controlador realizar os cálculos para garantir o funcionamento dos dispositivos, sem necessidade constante de comunicação.

A estratégia de controle distribuído possui maior destaque no quesito flexibilidade, pois permite que as microrredes possam ser facilmente expandidas, o que não pode ser garantido pela estratégia centralizada.

Figura 5 – Comparação entre controle centralizado e distribuído.



Fonte: elaborado pelo autor com base em Kabalci, 2020.

2.5.3 FUNÇÕES DE CONTROLE

Antes de prosseguir no controle de microrredes, deve-se conhecer as principais funções de controle inerentes a estes sistemas. As funções de controle podem ser agrupadas em três grupos distintos: interface de rede a montante, controle interno da microrrede e controle local e proteção (DIMEAS, TSIKALAKIS, *et al.*, 2014).

- Interface de rede a montante: este grupo está relacionado com a participação da microrrede com o mercado, como importar ou exportar energia. No controle hierárquico, se encontra no controle terciário;
- Controle interno da microrrede: as funções de controle presentes neste grupo incluem todas as que a microrrede necessite da colaboração de mais de um agente, de nível secundário;
- Controle local e proteção: Este grupo está relacionado intrinsecamente com os componentes individuais, como fontes de geração, sistema de armazenamento e cargas controláveis, com ações de controle primário.

As funcionalidades inerentes a cada grupo, com descrição, podem ser verificadas na Tabela 1, que apresenta cada função, grupo e sua descrição.

Tabela 1 – Funções de controle de microrredes, por grupo.

Grupo	Função	Descrição
Interface de rede a montante	Gerenciamento de modo ilhado/conectado	Decisão sobre mudanças entre modo conectado e ilhado.
	Participação no mercado	Ações para importar ou exportar energia da rede, especificamente.
	Coordenação com outras microrredes	Operação de diversas microrredes ao mesmo tempo, de forma a maximizar lucro e funcionamento da rede principal.
Controle interno da microrrede	Controle secundário de tensão e frequência	Modifica as referências de tensão/frequência nos controladores de cada unidade de geração distribuída, a partir do controle secundário de potência, reestabelecendo os valores após o controle primário.
	Gerenciamento de carga e demanda	Prioriza cargas prioritárias em situações indesejadas, realizando o corte de outras cargas e utilização de sistemas de armazenamentos para garantir a demanda.
	<i>Black start</i>	Restauração elétrica que ocorre especialmente no modo ilhado, depois que a microrrede é desconectada da rede.
	Previsão	Previsão de demanda ao longo do dia, da geração de origem renovável e preços para as próximas horas, podendo ser utilizada para otimização de custo.
Controle local e proteção	Controle de tensão/potência reativa primário	Ajusta a porcentagem de participação das fontes de geração distribuída para controle de potência reativa para regulação de tensão.
	Controle de frequência/potência ativa primário	Ajusta a saída de potência ativa das fontes de geração distribuída para manter a frequência nos limites de referência.
	Proteção	Comunicação com os dispositivos locais de proteção como relés, disjuntores e sensores para detectar e isolar erros.
	Gerenciamento de bateria	Gerenciamento do estado de carga da bateria.

Fonte: elaborado pelo autor com base em Dimeas, Tsikalakis, et al., 2014 e Karaarslan e Seker, 2020.

Cada função possui ainda um tempo de aplicação nas microrredes, baseado no controle hierárquico apresentado anteriormente. As funções primárias, como controle de frequência e tensão, além de proteção, devem atuar na ordem de milissegundos.

Ao passo que funções de controle secundárias, relacionadas ao controle interno da microrrede e funções de otimização devem operar na ordem de minutos.

No caso da previsão, devem atuar considerando horas. Assim como funções de controle terciário, como participação no mercado, sendo, dentre as todas as funções, as mais lentas (KARAARSLAN e SEKER, 2020).

Essas funcionalidades são as básicas para garantir o funcionamento de uma microrrede, no entanto, outras funcionalidades podem ser adicionadas a fim de alcançar diferentes objetivos, garantindo que a microrrede opere garantindo suas premissas fundamentais.

2.5.4 TÉCNICAS BASES DE CONTROLE DISTRIBUÍDO

O controle distribuído geralmente é utilizado para resolver problemas de otimização, e por esta razão, segundo Karaarslan e Seker (2020), a separação entre as técnicas de controle distribuído não é clara. A separação se dá, principalmente, pela alternativa para resolver o problema. Geralmente, as técnicas são baseadas em quatro alicerces, descritos a seguir.

O modelo de controle preditivo é uma base para diferentes outras técnicas, sendo um método de controle avançado utilizado para controlar um processo com restrições. Foi bastante usado no controle de processos de plantas industriais na indústria petroquímica, se espalhando para outras áreas, chegando ao controle de dispositivos eletrônicos de potência (KARAARSLAN e SEKER, 2020). As técnicas baseadas neste algoritmo calculam inicialmente a predição da saída futura do processo por meio do sinal de controle e erros atuais e com isso, calculam um erro futuro previsto que é aplicado a um módulo de otimização. Este módulo calcula o sinal de controle que deve ser aplicado ao processo no próximo passo, considerando a otimização desejada. O sinal então é aplicado ao processo, descartando os sinais de controle futuros. A saída futura prevista é comparada com a referência e assim a realimentação é estabelecida (SILVA, 2020).

Outra base para as técnicas de controle de microrredes é a baseada em consenso, que leva em consideração que as várias unidades de GD enfoquem em único valor. Assim, obtendo uma solução ótima universal sem a necessidade de comunicação variante no tempo entre as unidades (KARAARSLAN e SEKER, 2020). Outra abordagem é a baseada em decomposição, também comumente utilizada em outras técnicas, que foca em resolver o problema de otimização original por métodos iterativos.

Bastante citadas na literatura, existem ainda as técnicas baseadas em *droop*. O controle por inclinação, como também é chamado, é comumente aplicado no controle primário de microrredes, e baseado no princípio de que em geradores síncronos existe um balanço de potência entre entrada

e saída, e que um desequilíbrio deste balanço resultaria em desvios de frequência. Assim, para eliminar o desvio, nos geradores síncronos basta ajustar a excitação. Para unidades de GD, isto pode ser feito eletronicamente, segundo Karaarslan e Seker (2020). Apesar de não possuir grandes vantagens comparados a outros métodos, o controle *droop* possui a vantagem de não necessitar de comunicação.

Ainda segundo os autores, outra técnica base bastante utilizada é a técnica baseada em sistemas multiagentes. Conforme será explicitado em capítulos posteriores, esta técnica é aplicada para sistemas complexos com diferentes tipos de componentes, devendo ser aplicada no modo ilhado, segundo os autores. No entanto, sabe-se que sua aplicabilidade pode contemplar todos os modos de operação.

As técnicas baseadas em sistemas multiagentes permitem que vários objetivos sejam cumpridos em conjunto, garantindo ainda que a microrrede possa ser expandida sem prejuízos ao sistema de controle. Podem ser utilizadas ainda estratégias de controle híbridas, com controle centralizado e distribuído operando no mesmo sistema.

2.6 CONTROLE DE MICRORREDES EM MODO ILHADO

Durante o modo ilhado, a microrrede não realiza algumas funções de controle, como importar e exportar energia da rede elétrica. Neste modo, a microrrede deve focar em basicamente quatro aspectos de controle (NETTO, 2018), a fim de garantir seu funcionamento, já que não está mais conectada à rede elétrica. Os aspectos são relacionados ao controle de frequência e tensão, qualidade de energia, controle de inclinação e balanceamento entre geração e demanda. Com base nestes aspectos, e nos controles descritos anteriormente, é possível elencar as funções de controle que são cruciais para a operação de uma microrrede no modo ilhado.

2.6.1 CONTROLE LOCAL E PROTEÇÃO

As funções do nível primário continuam sendo necessárias para o funcionamento da microrrede. Considerando o aspecto de controle de tensão e frequência levantado pelo autor, a microrrede deve continuar operando, corrigindo alterações nestas variáveis, evitando que o sistema entre em colapso. Caso entre, ainda há a função de proteção que deverá garantir que a microrrede não sofra grandes danos.

Assim, sem a referência da rede, a microrrede deve garantir seu funcionamento, confiabilidade e suprimento de cargas, gerando suas próprias referências.

2.6.2 CONTROLE SECUNDÁRIO DE TENSÃO E FREQUÊNCIA

Ainda no quesito frequência e tensão, a microrrede deve manter a qualidade de energia, sendo este outro aspecto levantado anteriormente. Assim, mesmo no modo ilhado, a microrrede deve garantir desvios mínimos de tensão e frequência, utilizando os controles secundários para ajustar essas variáveis dentro dos limites definidos por norma.

2.6.3 GERENCIAMENTO DE CARGA E DEMANDA

Ainda no aspecto de qualidade de energia, a função de gerenciamento de carga pode ser utilizada para garantir a qualidade da energia em situações hostis. O despacho de cargas não prioritárias pode ser útil, quando a geração não consegue suprir a demanda.

Além disso, o gerenciamento de carga e demanda pode ser utilizado no modo ilhado para decidir o melhor momento para armazenar energia no SAE, priorizando a utilização de fontes renováveis de energia.

Sendo que os controles terciários não são indispensáveis durante o modo ilhado, a otimização econômica e eficiência energética durante o modo ilhado se dá através do armazenamento e utilização de energia de fonte renovável, minimizando os custos de geração proveniente de combustíveis fósseis.

2.6.4 PREVISÃO

A previsão, apesar de não ser indispensável durante o modo ilhado, pode contribuir na otimização da utilização de recursos renováveis. Neste caso, a previsão de tarifas da rede não se mostra útil, já que a microrrede se encontra no modo ilhado, obviamente. No entanto, a previsão de geração proveniente das fontes renováveis intermitentes pode contribuir para um melhor gerenciamento com foco em minimizar o desperdício, contribuindo para uma melhor eficiência energética e diminuindo custos.

2.7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo, apresentou-se os conceitos de microrredes, considerando sua evolução ao longo da história da eletricidade, focando em acontecimentos que contribuíram e atrapalharam sua ascensão. Além disso, demonstrou-se o potencial das microrredes no mercado brasileiro, ainda em lenta expansão devido as regulamentações ainda em construção sobre estes sistemas.

Em seguida, os componentes que costumam estar presentes em microrredes foram apresentados, mostrando a infinidade de arquiteturas que possibilitam diferentes microrredes. Ainda foram apresentadas as características de controle, com foco no controle distribuído e a operação da microrrede durante o modo ilhado.

Conforme pode ser verificado, diversas técnicas são utilizadas para realizar o controle de microrredes, sendo baseadas em técnicas bases. No entanto, técnicas baseadas em inteligência artificial também ganham espaço, principalmente dentre as funções que buscam otimizar algum aspecto do funcionamento da microrrede. Sistemas multiagentes é uma das técnicas base que são bastante utilizadas em controle distribuído, sendo esta técnica uma inteligência artificial.

Como o foco de eficiência energética, as principais funções de controle que devem ser utilizadas foram apresentadas: gerenciamento de carga e demanda, sendo utilizadas pelo controlador de forma a gerenciar a energia da microrrede.

Para a criação do sistema de gerenciamento via sistema híbrido inteligente, as inteligências artificiais serão utilizadas combinando as qualidades de cada uma. Mais detalhes das inteligências artificiais, suas aplicações em sistemas elétricos e em microrredes são apresentados no próximo capítulo.

3 SISTEMA HÍBRIDO INTELIGENTE

3.1 INTRODUÇÃO

A aplicação da inteligência artificial no gerenciamento de microrredes já está presente em diversos trabalhos acadêmicos. A pluralidade de trabalhos se dá graças à imensa variedade de inteligências existentes. Algumas inteligências são mais aplicadas em alguns cenários, e devido a heterogeneidade das microrredes, existe a possibilidade de diferentes aplicações.

Pode-se ainda, combinar inúmeras inteligências artificiais, baseadas em métodos distintos, a fim de construir um sistema híbrido inteligente (SHI). Segundo Osório e Vieira (1999), todo sistema que integre dois ou mais métodos diferentes de inteligência artificial para a solução de um problema é um sistema híbrido que, apesar de mais complexo, possui diversas vantagens.

Uma das vantagens destes sistemas é a complementação das deficiências de cada técnica, conseguindo, na maioria dos casos, um maior desempenho. Além disso, ao utilizar diferentes técnicas, amplia-se a capacidade do sistema, permitindo visão imparcial, que seriam limitadas pelas restrições de um único método.

Alguns problemas são tão complexos que a utilização de uma técnica isolada não é satisfatória, mas podem ser separados em subproblemas, tratando cada um individualmente com a técnica mais adequada. Ainda segundo os autores, com a construção do sistema com técnicas em módulos separados, este será mais tolerante a falhas, podendo apresentar maior performance.

A utilização de sistemas híbridos inteligentes visa emular o pensamento humano de forma mais eficiente, já que estes utilizam diferentes métodos para lidar com problemas. Os humanos podem resolver problemas com base em experiências passadas, conhecimentos teóricos, raciocínio lógico, intuição, a partir de troca de conhecimentos, dentre outros.

Nas seções seguintes, são apresentadas as técnicas de inteligência artificial que serão posteriormente combinadas num SHI, definindo seus conceitos, funcionamento, onde são aplicadas, além de referenciais teóricos da utilização de cada uma dessas técnicas isoladamente em sistemas elétricos, com enfoque em microrredes. Em seguida, apresenta-se outras tecnologias também utilizadas, alguns sistemas híbridos inteligentes já utilizados em microrredes, seguidos da proposta de sistema híbrido inteligente para este trabalho.

3.2 SISTEMAS *FUZZY*

A teoria dos conjuntos *fuzzy* é um meio de especificar o quanto um objeto satisfaz uma descrição vaga, como a altura (RUSSELL e NORVIG, 2013). A questão da altura de uma pessoa não possui uma demarcação nítida, sendo que o termo “alto” é uma expressão verbal, incerta e qualitativa. Para alguns uma pessoa de 1,78 m pode ser considerada alta, mas para outros não. Portanto, existem graus de altura. Uma pessoa pode ser classificada como alta num grau de 0 a 1.

A lógica *fuzzy*, também conhecida como lógica difusa e nebulosa, é um método para raciocínio com expressões lógicas que descrevem a pertinência a conjuntos difusos. Quanto mais próximo de 1, maior é a pertinência de um elemento ao conjunto dos altos, ao passo que quanto mais próximo de 0, o elemento é menos pertinente. O controle difuso é uma metodologia para construir sistemas de controle em que o “o mapeamento entre os parâmetros de entrada e saída com valores reais é representado por regras difusas” (RUSSELL e NORVIG, 2013).

Outros autores complementam que lógica *fuzzy* é uma técnica que incorpora a forma que um humano pensa em um sistema de controle, podendo o controlador difuso ser projetado para comportar-se conforme o raciocínio dedutivo (SHAW e SIMÕES, 2001). O raciocínio dedutivo é o que os humanos utilizam para inferir em conclusões, se baseando em informações que já conhecem. Além disso, segundo os autores, pode-se utilizar o raciocínio indutivo, onde as conclusões são tomadas a partir da observação do comportamento do processo numa situação que varie no tempo, neste caso, sendo um controle difuso adaptativo.

De acordo com os autores, o controle difuso pode ser utilizado quando um sistema depender de habilidades do operador e de atenção; quando um parâmetro de um processo afetar outro parâmetro do processo; quando o sistema não pode ser modelado matematicamente, ou sua modelagem é bastante complexa, como em sistemas não-lineares; dentre outras possibilidades.

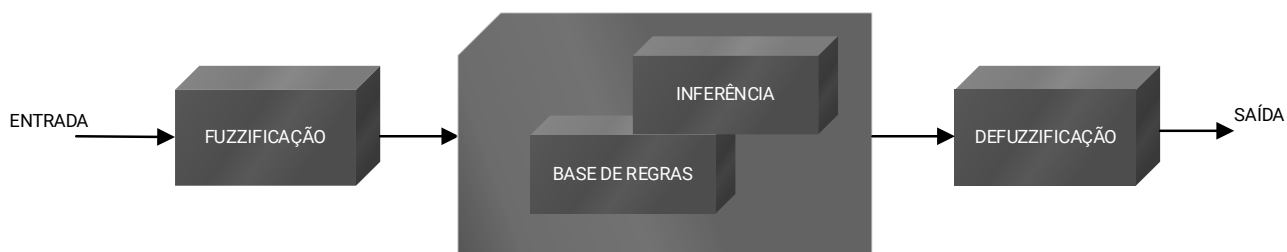
Sendo assim, a lógica *fuzzy* é bastante útil em automatizar funções de controle que seriam feitas de forma manual, assim como na tomada de decisões, onde as variáveis são incertas.

Segundo Osório e Vieira (1999), a lógica nebulosa é uma inteligência de métodos simbólicos, além de poder ser considerada um tipo de sistema especialista. É considerada especialista pois é baseada em conhecimentos prévios, que são utilizados para criar as regras do controlador. É simbólica ao utilizar variáveis linguísticas para representar suas variáveis.

Para construir um controlador baseado em lógica *fuzzy*, deve-se ater aos conceitos elencados nas seções a seguir. Em linhas gerais, ocorre uma transformação de variáveis para o domínio *fuzzy*,

em seguida há regras para as tomadas de decisões, e novamente uma transformação, desta vez com sentido inverso, conforme Figura 6.

Figura 6 – Estrutura geral de um controlador *fuzzy*.



Fonte: elaborado pelo autor baseado em Shaw e Simões (2001).

3.2.1 FUZZIFICAÇÃO

Para realizar o controle difuso, se faz necessário que variáveis de entrada, geralmente provenientes de sensores ou de bases de dados, sejam convertidas para o conjunto difuso. Para isto, a teoria dos conjuntos *fuzzy* dispõe do que ficou conhecido como fuzzificação. Sendo este processo um mapeamento de números reais para o domínio *fuzzy*, sendo uma espécie de pré-processamento de categorias ou classes dos sinais de entrada, reduzindo o número de valores a serem processados (SHAW e SIMÕES, 2001). Esta conversão é feita utilizando funções de pertinência.

3.2.2 FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA

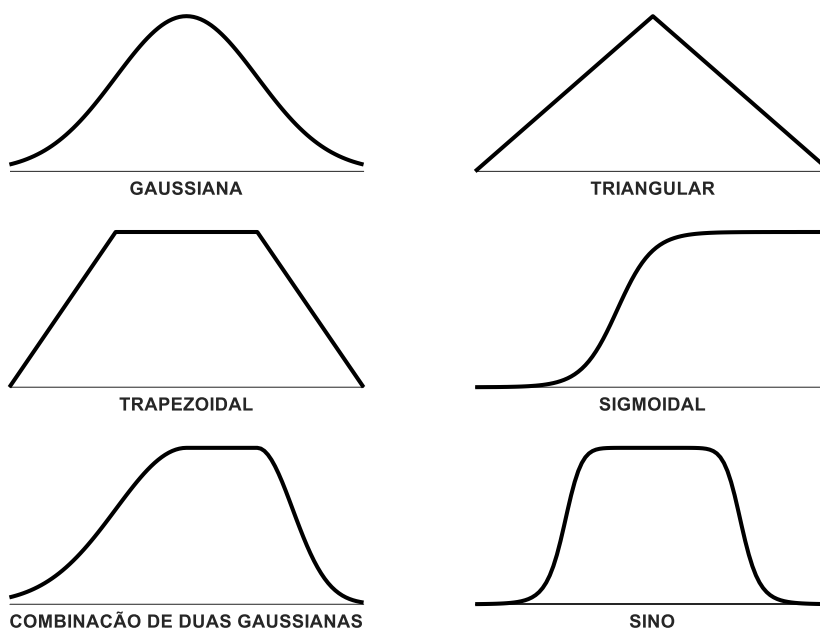
As funções de pertinência são funções numéricas gráficas ou tabuladas que atribuem valores de pertinências *fuzzy* para valores discretos de uma variável, num intervalo numérico de todos os possíveis valores reais que uma variável possa assumir, chamado de universo de discurso.

As funções de pertinência, segundo Shaw e Simões (2001), devem ser completas, com o conjunto de funções de pertinência associado a uma variável específica cobrindo todo o universo de discurso desta variável. O universo de discurso são todos os valores que uma variável pode assumir.

Ainda segundo os autores, as funções de pertinência representam aspectos fundamentais de ações de sistemas *fuzzy*. Podem assumir diferentes formas, assim como mostrado na Figura 7. Os formatos triangulares e trapezoides são os mais comuns, devido a facilidade de serem gerados. Outras funções como a gaussiana e sigmóide podem ser utilizadas em casos em que se necessita de

um desempenho suave. Na saída, funções de pertinência complexas não apresentam resultados melhores, sendo sugerida a utilização de funções triangulares.

Figura 7 – Alguns tipos de formato de funções de pertinência.

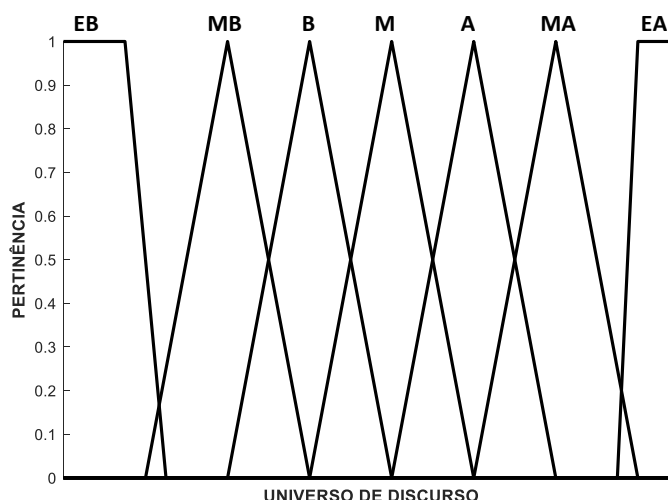


Fonte: elaborado pelo autor.

Na criação destas funções, devem-se levar em conta algumas recomendações, de acordo com os autores. O primeiro é a utilização de 2 a 7 funções de pertinência para as variáveis, sendo que valores acima de 7 não apresentam grande melhorias, segundo Shaw e Simões (2001). Ainda deve-se atentar para a superposição entre as funções, sendo recomendado um mínimo de 25% e máximo de 75%, valores determinados experimentalmente. Devem ainda possuir no máximo altura 1 e não deve possuir vales nas extremidades, representando as características de números normais e convexos. A última característica ainda reforça o fato anteriormente citado de que as funções de pertinência devem cobrir todo o universo de discurso.

Um exemplo de função de pertinência para uma variável qualquer, com 7 conjuntos de pertinência, rotulados com termos linguísticos tradicionais pode ser vista na Figura 8, como “extremamente baixa”, “muito baixa”, “baixa”, “média”, “alta”, “muito alta” e “extremamente alta”. Os rótulos podem ser alterados a depender da variável que está sendo utilizada. As formas podem ser ainda combinadas, complementando suas características, sendo que na figura há a combinação de conjuntos de forma trapezoidal e triangular.

Figura 8 – Exemplo de função de pertinência.



Fonte: elaborado pelo autor com base em Shaw e Simões (2001).

Na fuzzificação, os dados de entrada são analisados de acordo com as funções de pertinência definidas, e então atribui-se um valor de 0 a 1 relacionado ao quanto o dado se enquadra em cada função. Realizada esta transformação, o próximo passo do controlador é definido como inferência.

3.2.3 INFERÊNCIA NEBULOSA

A inferência nebulosa é a etapa em que os dados de entrada, já convertidos em variáveis *fuzzy*, são analisados para fornecer uma saída. A saída é gerada a partir de regras que são definidas com base nos conhecimentos acerca do processo.

As regras aplicadas são do tipo “se – então” (CANEPPELE, 2007), que relacionam as variáveis. Segundo Shaw e Simões (2001), essas regras são de dois tipos básicos, chamados de *modus ponens* e *modus tollens*, respectivamente modo afirmativo e negativo.

No modo afirmativo, parte-se de premissas baseadas em “se – então” e a consequência é uma afirmação. Analogamente, no modo negativo, parte-se de premissas obtendo uma consequência de negação. Portanto, se as entradas satisfazem a premissa em “se”, resulta em uma saída de controle, definida no “então”.

As regras são construídas de forma a permitir uma estimativa da saída em função das entradas, podendo ser utilizado um especialista humano para contribuir na criação deste conjunto

de regras. Podem ser combinadas quantas saídas forem necessárias, através das operações da lógica *fuzzy* “ou” e “e”, conhecidas como união e intersecção, respectivamente.

Quando uma regra é ativada é gerado um resultado com funções de pertinência da saída. Quando mais de uma regra é ativada, assim como ocorre na fuzzificação quando há pertinência em mais de um conjunto, é necessário realizar a combinação através de operadores (SOUZA, 2018), como união, intersecção, complemento e produto. A saída, no entanto, ainda se encontra no domínio dos conjuntos nebulosos, portanto o processo de conversão para os números reais deve ser realizado.

Vale salientar que existe outro método para realizar a inferência em controladores *fuzzy*, chamado de controladores *fuzzy* paramétricos, considerada um método *fuzzy* híbrido, ao combinar as regras com componentes matemáticas (SHAW e SIMÕES, 2001).

3.2.4 DEFUZZIFICAÇÃO

A defuzzificação é o processo de converter a saída que se encontra em termos de variáveis linguísticas em um valor numérico discreto. Existem diferentes métodos, sendo o centro da área, centro do máximo e média do máximo os mais utilizados.

O método centro da área, segundo Nascimento Jr e Yoneyama (2000) pode ser definido “como imaginar a área sob a curva [...] como uma placa e determinar a coordenada u do seu centro de massa”. Este método apresenta alguns problemas, como em casos em que funções de pertinência não possuem sobreposição, resultando em centros sem significado físico (SHAW e SIMÕES, 2001). Outro problema levantado pelos autores se dá quando mais de uma regra tiver a mesma saída, resultando numa sobreposição de áreas que não é devidamente contabilizada.

O método centro do máximo é bastante familiar ao método centro da área, no entanto, neste são usados os picos das funções de pertinência no universo de discurso da variável de saída, ignorando as áreas. Também chamado de defuzzificação pelas alturas, este método lida melhor com o problema de regras que acionam a mesma saída.

Já a média do máximo é uma defuzzificação que valoriza os picos das funções de pertinência, e caso seja único, o valor discreto é a própria abscissa do pico (NASCIMENTO JR e YONEYAMA, 2000). Quando há mais de um pico, portanto, é realizada a média de todos os máximos. Segundo Shaw e Simões (2001), este método é conhecido como solução mais plausível, por desconsiderar o formato das funções de pertinência da saída. No entanto, é um método

descontínuo, distinto dos outros que são contínuos, isto é, a saída não salta para um valor muito diferente com uma pequena mudança na entrada.

A escolha do método deve ser realizada levando em consideração suas características. Para aplicações em malha fechada, recomenda-se utilizar os métodos com propriedade de continuidade, evitando que saltos na saída causem instabilidade do sistema. Quando os controladores são utilizados como suporte à decisão, o método do centro do máximo é indicado para decisões quantitativas, como alocação de recursos, e o método média do máximo para decisões qualitativas, como avaliação de crédito.

3.2.5 APLICAÇÕES EM MICRORREDES

A aplicação desta ferramenta em diversos trabalhos do setor elétrico pode ser notada, principalmente quando tratando de variáveis incertas. Na distribuição, estes controladores são utilizados tanto para prever o consumo de energia elétrica de acordo com o horário e ocupação de uma residência (SANTOS, 2016) quanto para gerenciar e otimizar sistemas elétricos com diversos RED.

Informações imprecisas como o grau de ocupação de uma residência (alta, muito alta, baixa, etc.) combinadas a dados do período do dia podem ser convertidos em uma curva de carga ao longo do dia, através de regras difusas em um controlador *fuzzy*. O mesmo pode ser realizado com a geração de energia de fontes renováveis, principalmente, onde a produção pode ser estimada em determinada condição, ou ao longo do dia, com base em variáveis imprecisas, como a situação do sol e do vento.

O gerenciamento de energia utilizando sistemas *fuzzy* se mostra eficaz, portanto, em microrredes, comumente dotadas de diversas fontes, renováveis e não-renováveis. Um exemplo desta aplicação em sistemas que utilizam mais de uma fonte de energia pode ser visto em Caneppele (2007). Onde o aperfeiçoamento do controle de uso das fontes renováveis com o objetivo de melhor aproveitar energia limpa foi realizado ao substituir o controlador de carga por um controle baseado em teoria *fuzzy*.

Considerando como variáveis de entrada a velocidade do vento, a radiação solar global, sendo variáveis que dependem de condições ambientais, além da carga das baterias, a partir de procedimentos da teoria *fuzzy*, o autor construiu um controlador capaz de decidir qual das 3 baterias presentes no sistema deve ser carregada quando a energia excedente não for utilizada pelas cargas.

Esse gerenciamento possibilitou utilizar de modo eficiente as fontes renováveis combinadas, sendo estas solar fotovoltaica e eólica, aumentando o aproveitamento de energia renovável. Com a utilização desse controlador, houve um ganho teórico estimado de 31,6% na geração de energia do sistema de pequeno porte para energização rural.

Apesar do trabalho não citar o termo, este sistema pode ser visto como uma microrrede operando sempre no modo ilhado. A utilização da teoria *fuzzy* para otimizar o gerenciamento de microrredes em outros trabalhos segue caminhos semelhantes, como é feito em Reis (2002), onde a lógica *fuzzy* também é aplicada no controle de um sistema com mais de uma fonte de geração, neste caso sendo as fontes eólica, fotovoltaica e biogás.

No trabalho em questão, o autor implementou um controlador *fuzzy* para a geração fotovoltaica, onde as entradas são o erro resultante da comparação entre a potência máxima do sistema fotovoltaico e a potência da carga, e a derivada do erro. Com diferentes regras, o sistema *fuzzy* resulta na saída do ciclo de trabalho do conversor elevador, que é levado ao mesmo para definir o estado operacional da potência da saída. De forma semelhante, também foi implementado um controlador *fuzzy* na geração eólica, buscando o ponto em que a turbina transfere a máxima potência às cargas, combinado a um conversor controlado. Neste caso, a variável de saída é o ângulo de disparo que irá controlar a tensão na saída e a frequência.

Além destes controles, Reis (2002) também construiu um sistema de supervisão baseado em lógica *fuzzy*, permitindo, além da supervisão, comandar a entrada e saída de operação de equipamentos, controle de fluxo de carga, seleção das fontes de energia que estão habilitadas ao fornecimento de energia, definir quando o banco de baterias será carregado e quando fornecerá a energia acumulada, dentre outras funções. Assim, o sistema pode gerenciar o balanço energético e permitir um maior aproveitamento de energia limpa.

As entradas do sistema de supervisão *fuzzy* são as potências geradas e consumidas, tanto das fontes de geração fotovoltaica, eólica, banco de baterias e cargas. A partir das regras definidas para o sistema, o controlador oferece como saída variáveis para o controle do gerador a biogás e do banco de baterias. Assim, o sistema realiza um aproveitamento das fontes de energia disponíveis, considerando as inconstâncias da irradiância solar e da velocidade do vento ao longo do dia, garantindo a entrega de energia elétrica em quaisquer condições.

Mais focado no gerenciamento de energia de um sistema com geração a diesel, fotovoltaica, baterias e cargas, Souza (2018) implementou e simulou um modelo baseado em lógica *fuzzy*. Este

modelo também foi comparado com o controle convencional *cycle-charging*, onde a bateria é carregada somente se houver energia excedente e o gerador sempre opera na sua capacidade máxima. Este controle é basicamente construído com base em árvores de decisão, outra área da inteligência artificial que será tratada a seguir.

As entradas do controlador *fuzzy* em questão são o balanço de potência da rede, definido como a diferença da geração fotovoltaica e da potência consumida; o estado de carga da bateria e o tempo de operação do gerador a diesel. A saída do controlador apresenta o comentado de operação do gerador, podendo ligar, desligar ou não alterar o estado da fonte.

Na comparação entre os métodos, foi possível notar que o controlador *fuzzy* apresentou melhores resultados ao utilizar menos a fonte de geração a diesel, priorizando a recarga da bateria com fontes renováveis, evitando o desperdício de energia.

Esses trabalhos demonstram as aplicações da lógica *fuzzy* no gerenciamento de microrredes, no entanto, as possibilidades vão além, podendo ser utilizadas de diferentes formas e ganhando novos horizontes quando combinadas com outros métodos.

3.3 SISTEMAS MULTIAGENTES

Um agente pode ser definido como tudo que é “capaz de perceber seu ambiente por meio de sensores e de agir sobre esse ambiente por intermédio de atuadores” (RUSSELL e NORVIG, 2013). Assim, um agente é capaz de perceber o ambiente e interagir com o mesmo, sendo então capaz de tomar decisões com base nisso. Um agente pode também interagir com outros, caracterizando uma habilidade social, trocando informações acerca de suas percepções.

Os ambientes podem possuir apenas um único agente ou multiagentes. Quando um agente resolve um problema sozinho, este claramente está num ambiente de agente único. Quando dois ou mais agentes interagem num ambiente, é comum dizer que estes se encontram num ambiente multiagente. Um sistema multiagente é, portanto, um conjunto de agentes trabalhando juntos para resolver um problema num ambiente. Utilizando-se de suas percepções, reagindo e comunicando entre si para encontrar as melhores soluções.

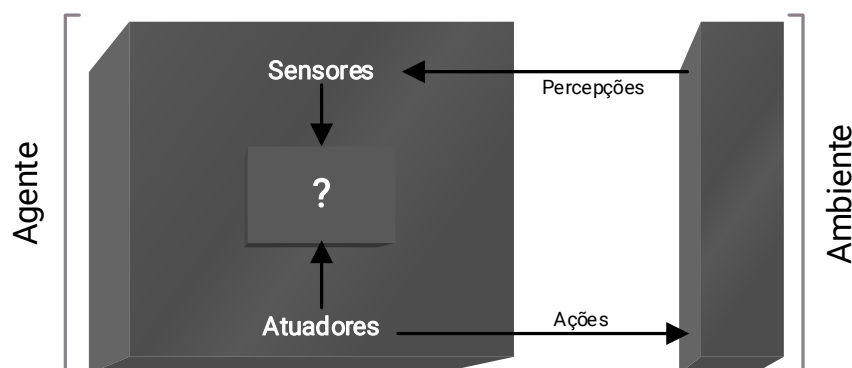
Os sistemas multiagentes são utilizados para resolver problemas de forma distribuída, diminuindo a complexidade de algoritmos que iriam lidar com muitas informações de forma centralizada. Nestes sistemas, um agente pode descobrir sozinho o que é preciso ser realizado para

alcançar seus objetivos, sem receber uma ordem específica do que fazer num determinado momento (NETTO, 2018).

3.3.1 AGENTES

Os agentes percebem o ambiente em que estão inseridos por meio de sensores e interagem com o mesmo por meio de atuadores, conforme mostrado na Figura 9. O termo percepção é utilizado para referenciar as entradas perceptivas do agente. Segundo Russell e Norvig (2013), a escolha de uma ação do agente depende da sequência de percepções recebidas por este.

Figura 9 – Agente interagindo com o ambiente.



Fonte: elaborado pelo autor com base em Russell e Norvig, 2013.

O comportamento de um agente é descrito pela função do agente, que mapeia qualquer sequência de percepções específicas para uma ação. A depender das suas percepções, a função do agente indica uma ação a ser executada. No entanto, diversas ações podem ser indicadas, podendo ser escolhidas ações desejadas e indesejada, considerando o ambiente, a depender da racionalidade.

Um agente racional é aquele que sempre apresenta resultados considerados satisfatórios. No entanto, para isso se faz necessário a utilização de uma medida de desempenho que avalie o resultado da ação realizada no ambiente. Essa medida de desempenho não é fixa, sendo adaptada em diferentes circunstâncias. Ao obter desempenho mais alto, um agente pode ser recompensado, entendendo que sua ação foi benéfica. Um agente racional, portanto, deve selecionar uma ação que irá maximizar sua medida de desempenho, baseado em percepções e conhecimentos internos do agente.

Um agente não precisa possuir inteligência suficiente para resolver os problemas sozinho num sistema multiagentes. A comunicação é a característica que faz com que os agentes acabem

criando uma inteligência coletiva, onde a união das inteligências dos agentes se torna o diferencial para resolver os problemas, não baseando-se apenas em suas percepções e conhecimentos internos. Essa comunicação ajuda a diminuir a complexidade dos agentes, fazendo com que seu comportamento racional não precise ser tão rebuscado.

Basicamente, os agentes devem possuir três comportamentos para que sejam inteligentes, sendo a reatividade, a proatividade e a capacidade social, devendo atingir um equilíbrio (NETTO, 2018). A reatividade é a capacidade de perceber o seu ambiente e responder às mudanças que ocorrem. A proatividade é a capacidade de tomar iniciativa a fim de atingir suas metas. E a capacidade social é a interação com os outros agentes a fim de atingir seus objetivos.

3.3.2 ARQUITETURA DOS AGENTES

Os agentes podem possuir arquiteturas reativas e cognitivas (MATEUS, 2010), podendo se encaixar em quatro tipos básicos: reativos simples, reativos baseados em modelo, baseados em objetivo, e na utilidade (RUSSELL e NORVIG, 2013).

Agentes reativos simples são os agentes menos complexos, conforme seu nome. Estes selecionam a ação a ser realizada com base na percepção atual, ignorando o histórico de suas percepções. A reação, portanto, ocorre em tempo real, em resposta aos estímulos do ambiente, percebidos pelo próprio agente. Apesar de serem simples, possuem inteligência limitada. Caso o agente não consiga perceber o ambiente, devido a qualquer dificuldade, pode acabar acarretando em problemas no funcionamento do agente.

Os agentes reativos baseados em modelo lidam com a observação parcial, monitorando parte do ambiente que não pode ver no momento, a partir de um estado interno que dependa do histórico de suas percepções. Assim, é possível refletir alguns aspectos não observados no estado atual. O modelo é o conhecimento de como o ambiente funciona e como as ações do agente influenciam no ambiente, podendo ser baseado em lógicas booleanas ou teorias mais complexas.

Passando para a arquitetura cognitiva, o agente agora é capaz de raciocinar sobre os demais, com informações acerca de outros agentes, graças à comunicação, já que conhecer o estado atual do ambiente por meio de suas percepções nem sempre é o suficiente para definir suas ações.

Os agentes baseados em objetivos são aqueles que se utilizam de alguma informação sobre objetivos que descrevem situações desejáveis, além de informações do estado atual do ambiente. No entanto, estes agentes podem não ser suficientes para gerar um comportamento de alta

qualidade na maioria dos agentes, o que pode ser realizado pelos agentes baseados em utilidade. Estes agentes possuem medidas de desempenho que permite comparação entre diferentes estados do ambiente, sendo a função de utilidade uma internalização da medida de desempenho supracitada. São úteis quando há objetivos conflitantes, sendo um dos problemas enfrentados por agentes baseados em objetivos, além de quando há muitos objetivos e nenhum pode ser alcançado com clareza, onde a medida de desempenho proporciona uma probabilidade maior de sucesso.

Segundo Wooldbridge (1999), existem ainda outras arquiteturas básicas de agentes, sendo os agentes baseados em lógica, reativos, BDI e camadas. Estes modelos podem ser encaixados nos quatro modelos básicos descritos anteriormente. Nos agentes baseados em lógica, a tomada de decisões é feita através de um sistema lógico, sendo uma união dos agentes baseados em objetivos e em utilidade. Já os reativos não possuem grandes diferenças ao que já foi apresentado, surgindo devido a descrença de que os agentes baseados em lógica fossem capazes de operar em tempo real. Já agentes em camadas é um modelo híbrido, composto por agentes puramente reativos e outro composto do modelo do ambiente e raciocínio.

Agentes BDI (*belief, desire and intention*, em língua portuguesa: crença, desejo e intenção), é um dos modelos de arquitetura cognitiva mais conhecidos e estudados, onde as ações dos agentes são construídas a partir de um processo de raciocínio prático, em dois passos (MATEUS, 2010). No primeiro passo, seleciona-se um conjunto de desejos que devem ser alcançados, de acordo com as crenças do agente. No segundo passo, determina-se como esses desejos podem ser atingidos através dos meios que o agente dispõe. Assim, as crenças são o conhecimento sobre o ambiente, representados por modelos, os desejos são os objetivos que o agente pretende provocar no ambiente, e as intenções são os objetivos que o agente realmente quer provocar. Os desejos são confrontados com as crenças antes da ação ser determinada, escolhendo os desejos que são possíveis, gerando intenções de como os objetivos podem ser alcançados.

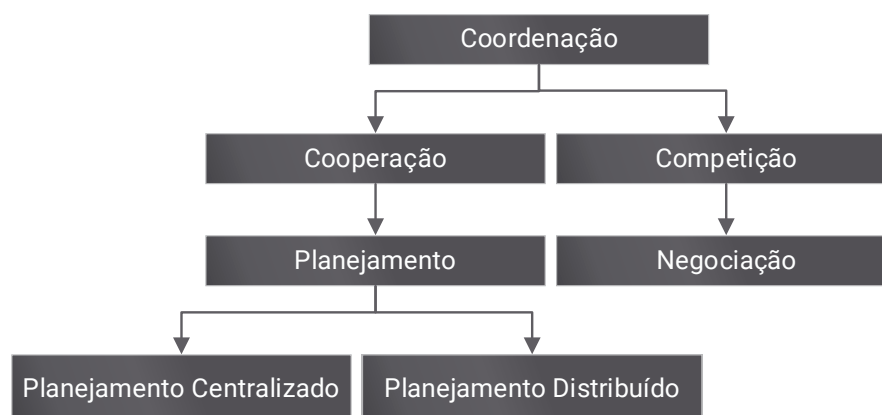
3.3.3 COMUNICAÇÃO ENTRE AGENTES

Uma das habilidades inerentes aos agentes em sistemas multiagentes, a comunicação é uma habilidade que tem parte de percepção, ao receber as mensagens de outros agentes, e parte ação, ao enviar mensagens. Em um agente puramente computacional, a comunicação pode ser a única habilidade de percepção e comunicação de um agente (HUHNS e STEPHENS, 1999). Os agentes comunicam entre si para atingir seus próprios objetivos ou do sistema em que estão. Este objetivo

pode ser conhecido ou não pelos agentes explicitamente, dependendo se os agentes são ou não baseados em objetivos. A comunicação permite que os agentes coordenem suas ações e comportamento, resultando em sistemas mais coerentes.

A coordenação é uma propriedade de um sistema multiagente performando ações em um ambiente, sendo o grau em que um agente evita as atividades alheias. A coordenação pode ser realizada de diferentes formas, conforme mostrado na Figura 10.

Figura 10 – Diferentes maneiras que agentes podem coordenar entre si.



Fonte: elaborado pelo autor com base em Huhns e Stephens, 1999.

A cooperação é uma coordenação entre agentes não antagonistas, enquanto a competição é uma coordenação entre agentes que agem por interesse próprio, competindo com os outros. A negociação é outra coordenação de competição, no entanto, neste caso há a comunicação para que os agentes cheguem em algum consenso.

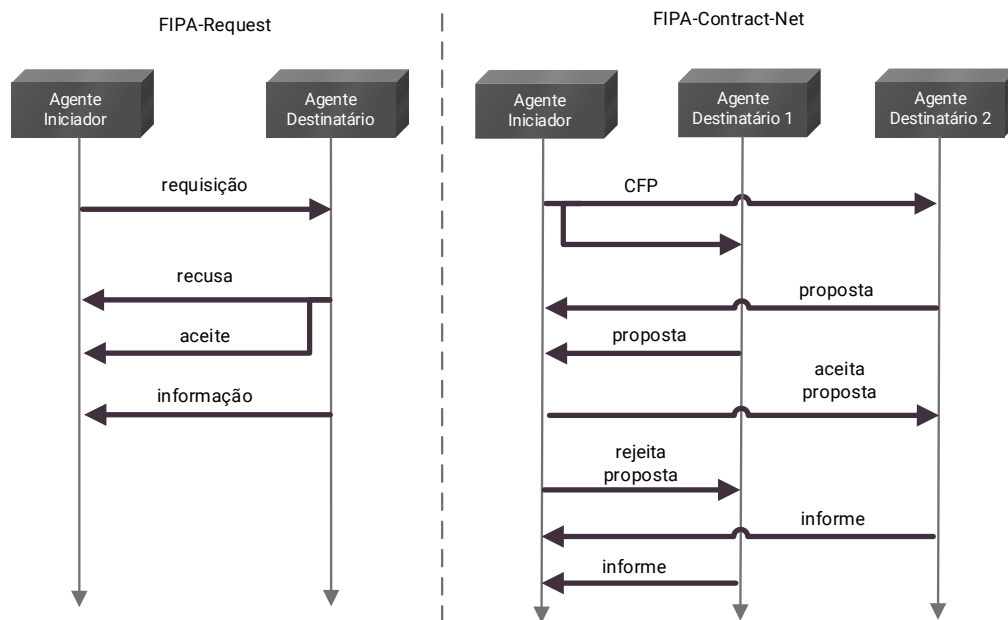
Segundo os autores supracitados, existem diversos mecanismos comumente utilizados, com destaque para o protocolo Contract Net, sendo o mais conhecido e amplamente utilizado em sistemas multiagentes, servindo como um protocolo de interação para problemas cooperativos para resolver problemas.

A comunicação entre os agentes é feita por intermédio dos protocolos, sendo essenciais para permitir a troca de informações. Ao longo deste trabalho serão utilizados dois protocolos de comunicação da Fundação para Agentes Físicos Inteligentes (FIPA, em inglês: *Foundation for Intelligent Physical Agents*), sendo os protocolos FIPA-Request e FIPA-Contract-Net (FIPA, 2003).

O protocolo FIPA-Request é utilizado quando um agente precisa requisitar uma informação para outro agente, de tal forma, o agente iniciador envia uma requisição ao agente destinatário, e

este informará ao agente iniciador a informação solicitada ou não. Por outro lado, o protocolo FIPA-Contract-Net é utilizado por agentes que necessitam interagir ou negociar entre si a fim de alcançar objetivos. O agente iniciador envia uma chamada de propostas (CFP, em inglês: *call for proposals*) para os agentes destinatários, sendo que estes irão enviar propostas ao agente iniciador que deve então aceitar ou rejeitá-las. A Figura 11 demonstra como esta comunicação ocorre em cada protocolo.

Figura 11 – Funcionamento dos protocolos FIPA-Request e FIPA-Contract-Net.



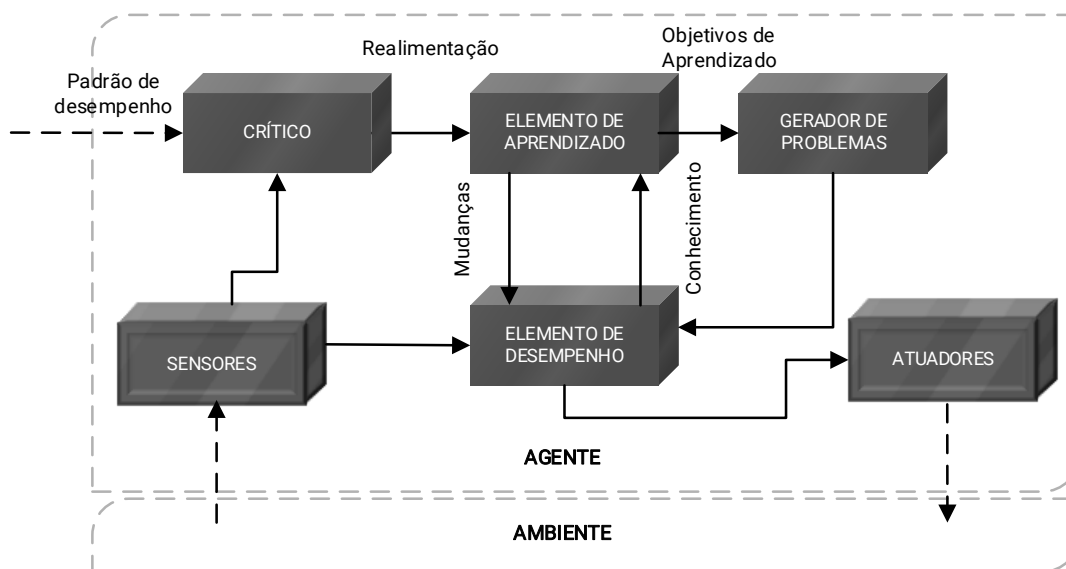
Fonte: elaborado pelo autor com base em FIPA, 2003.

3.3.4 AGENTES COM APRENDIZAGEM

Quando operando em ambientes inteiramente ou parcialmente desconhecidos, tanto para o agente quanto para o seu criador, o aprendizado em um agente pode ser útil para torná-lo mais competente ao longo do tempo, segundo Russell e Norvig (2013).

Segundo os autores, um agente com aprendizado pode ser dividido em quatro componentes, com maior distinção entre o elemento de aprendizagem e o elemento de desempenho, sendo aquele responsável pela execução de aperfeiçoamentos e este pela seleção de ações. O modelo geral de um agente com aprendizagem pode ser visto na Figura 12.

Figura 12 – Modelo geral de um Agente com Aprendizagem.



Fonte: elaborado pelo autor com base em Russell e Norvig, 2001.

O componente crítico informa ao elemento de aprendizado como o agente se comporta em relação à um padrão de desempenho, sendo externo ao agente, não podendo ser modificado para ser ajustado ao seu comportamento. O componente gerador de problemas é responsável por sugerir as ações que levarão a experiências novas. Enquanto o elemento de desempenho toma as melhores ações, com base no conhecimento que o agente possui, o elemento de gerador de problemas é responsável por permitir que o agente explore o ambiente e, talvez, descobrir novas melhores ações.

Resumindo, o elemento de desempenho consiste na coleção dos conhecimentos e procedimentos que o agente pode selecionar. O componente crítico observa o ambiente e repassa as informações ao elemento de aprendizado, com base no que ocorreu no ambiente. O elemento de aprendizado, com esta informação, é capaz de formular uma regra que afirma que essa ação foi ou não satisfatória. De tal forma, o elemento de desempenho é atualizado com essa nova regra. O gerador de problemas permite, portanto, a experimentação para a criação de novas regras para o elemento de desempenho.

Segundo os autores, existem três diferentes tipos de aprendizagem que podem ser aplicadas em um sistema multiagentes, com base no *feedback* que o agente recebe: aprendizagens supervisionada e não supervisionada, e por reforço. Na aprendizagem não supervisionada, o agente aprende padrões, embora não receba nenhum feedback explícito, isto é, o agente não recebe

nenhum exemplo de saída correta em seu algoritmo de aprendizado. De tal forma, o agente busca encontrar padrões nos dados, portanto, esse tipo de aprendizagem é utilizado em tarefas de agrupamento e associação.

Já na aprendizagem supervisionada o agente observa alguns exemplos de pares de entrada e saída, com as saídas corretas sendo fornecidas. De tal forma, o agente é capaz de mapear corretamente as entradas para as saídas desejadas, sendo bastante utilizado em tarefas de classificação e regressão.

Por fim, na aprendizagem por reforço o agente aprende com base em recompensas e punições por suas ações ao interagir com o ambiente. De tal forma, aprende a tomar ações que maximizem a recompensa ao longo do tempo, sendo bastante utilizado em robótica e sistemas dinâmicos.

Existem diferentes técnicas específicas para cada tipo de aprendizado, como o *Q-Learning*, uma técnica de aprendizado por reforço, que será apresentada a seguir.

3.3.5 *Q-LEARNING*

No algoritmo *Q-Learning*, um agente interage com o ambiente, tomando ações e recebendo um *feedback* na forma de recompensa ou penalidade. O objetivo do algoritmo é maximizar sua recompensa cumulativa ao longo do tempo. Foi proposto por Watkins (1989) em sua tese sobre aprendizado a partir de recompensas atrasadas.

O funcionamento do algoritmo se dá a partir da criação, primeiramente, de uma tabela de pares de estado-ação, denominada Q-Tabela. As linhas desta tabela apresentam todos os estados possíveis do ambiente, que serão percebidos pelo agente, enquanto as colunas apresentam as ações que podem ser tomadas. A tabela é preenchida com o Q-Valor de cada par, denotado como $Q(S_t, A_t)$, inicialmente vazio.

Estes valores são atualizados de acordo com a equação de atualização do *Q-Learning*, mostrada na Equação (1):

$$Q(S_t, A_t) = Q(S_t, A_t) + \alpha [r_{t+1} + \gamma \max_a Q(S_{t+1}, a) - Q(S_t, A_t)] \quad (1)$$

Na qual:

$Q(S_t, A_t)$	valor Q atual para o par estado-ação;
α	taxa de aprendizado;

$$\begin{array}{ll} r_{t+1} & \text{recompensa da ação } A_t \text{ no estado } S_t \text{ ao chegar ao próximo estado } S_{t+1}; \\ \gamma & \text{fator de desconto;} \\ \max_a Q(S_{t+1}, a) & \text{valor do Q máximo para o próximo estado, considerando as possíveis ações } a. \end{array}$$

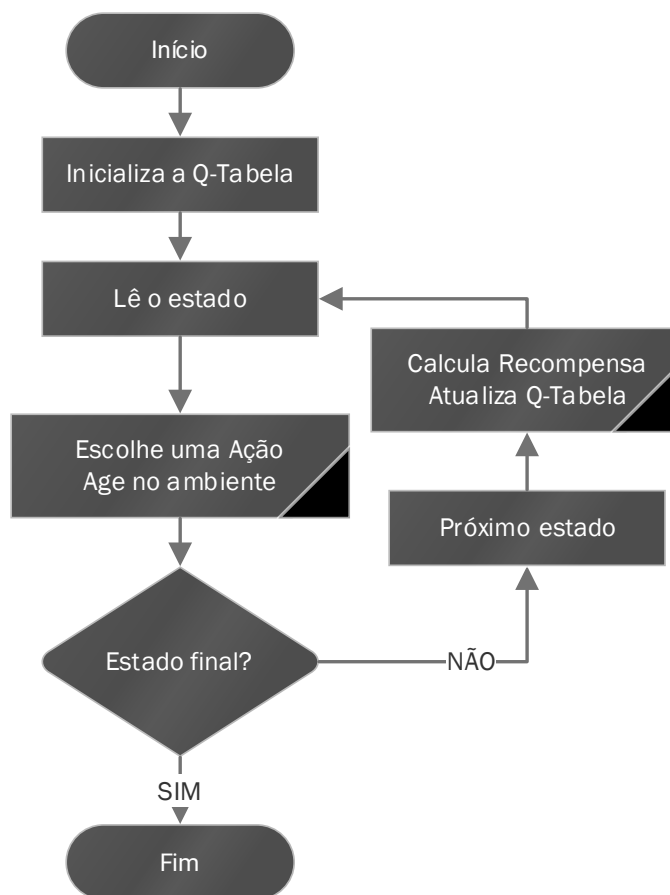
O valor atual é, portanto, atualizado de acordo com seu valor na Tabela para o par estado-ação, a taxa de aprendizado, que é a velocidade com o que o agente aprende e atualiza os valores, a recompensa, o fator de desconto, que determina a importância de recompensas futuras em relação às recompensas atuais e o maior valor Q para a próxima ação, considerando todas as ações possíveis. Como pode ser notado, este algoritmo depende de diferenças temporais, pois a atualização depende do estado atual e do próximo estado.

No processo de aprendizagem, o agente explora o ambiente, numa estratégia que pode ser aleatória ou procurando pela melhor ação na Q Tabela. Conforme atualiza sua experiência, este atualiza os valores Q com base nas recompensas obtidas. Isto permite tome melhores decisões.

Um algoritmo simplificado para o *Q-Learning* pode ser visto na Figura 13. Nele pode-se observar o comportamento descrito acima. Na escolha de ações, o agente pode interagir com o ambiente de duas maneiras, conhecidas como *exploit* e *explore*. Na primeira opção, o agente seleciona a ação com base no valor máximo das ações, utilizando informações da Q-Tabela. Na segunda opção, o agente explora aleatoriamente o ambiente, escolhe ações arbitrárias. Estes são equilibrados por meio do parâmetro épsilons (ϵ), definindo a taxa de exploração e aproveitamento de informações.

A aplicação do algoritmo *Q-Learning* permite ao agente armazenar as informações que obteve de acordo com as ações que tomou para cada estado em um ambiente, atualizando estes valores ao longo do tempo. De tal forma, sendo caracterizado como um tipo de aprendizado por reforço, não necessitando de informações prévias do funcionamento do ambiente, mas necessitando de uma função de recompensa que define o quão boas e quão ruins são suas ações.

Figura 13 – Algoritmo Básico do *Q-Learning*.



Fonte: elaborado pelo autor.

3.3.6 APLICAÇÕES EM MICRORREDES

A utilização de sistemas multiagentes em microrredes é bastante comum, onde cada elemento da rede, ou seu controlador, pode ser considerado como um agente. Em Faria (2019), o autor utiliza quatro agentes para realizar a supervisão de uma microrrede contendo geração fotovoltaica, SAE e um gerador síncrono. Além disso, o autor considerou a operação da microrrede nos modos ilhado e conectado.

Os agentes foram divididos em níveis hierárquicos, com o primeiro nível com um agente realizando a supervisão geral do sistema como um todo, ao passo que o segundo nível supervisiona o gerador síncrono, o gerador fotovoltaico, baterias e conexão com a rede. É neste nível que as grandezas da microrrede são percebidas pelos três agentes restantes.

Cada agente tem funções diferentes, como verificar se o sistema está operando em modo ilhado ou conectado, verificar se a frequência está nos limites de operação, monitorar o nível de

tensão, verificar potência injetada, consumida, dentre diversas outras funções. Quando necessário, ainda, os agentes repassam as informações para o agente de nível hierárquico superior.

O autor realizou simulação para diversos casos, totalizando 135 possíveis cenários caracterizados. Os resultados foram capazes de demonstrar que o sistema multiagente utilizado para a supervisão tem capacidade de tomar decisões locais, analisar redundâncias e analisar questões de prioridades. Assim, os agentes atuam em conjunto para detectar as situações de violação na operação da microrrede e atuar conforme necessário, mantendo a estabilidade, na maioria dos casos.

A utilização de sistemas multiagentes em microrredes se dá de diferentes formas. Seja para manter a estabilidade, para atuar como um monitoramento da qualidade da energia (NETTO, RAMALHO, *et al.*, 2015), para gerenciar a demanda minimizando custos (ROMA, OLIVEIRA, *et al.*, 2019) ou para gerenciar a energia buscando priorizar cargas em diferentes cenários (NETTO, 2018).

Em Netto, Ramalho *et. al* (2015), um sistema multiagente foi utilizado para realizar o monitoramento da tensão e frequência numa microrrede, além monitorar a carga e o estado da geração. Assim, utilizando 4 tipos de agentes, sendo um destes agentes o responsável por receber as informações do monitoramento dos outros agentes, possuindo uma visão global da microrrede. O autor utilizou dois ambientes distintos para realizar as simulações, sendo um ambiente com a implementação elétrica da microrrede e em outro ambiente foi implementado o sistema multiagente, sendo necessária a troca de informações entre eles para um monitoramento efetivo da qualidade de energia. O autor propõe ainda, para trabalhos futuros, ir além do monitoramento e realizar a operação da microrrede através de sistema multiagentes a fim de garantir a qualidade de energia.

Outra aplicação de sistemas multiagentes em microrredes é para minimizar custos. Para isso, basta introduzir mecanismos de mercado a nível de distribuição, assim os agentes serão capazes de responder às variações de tarifas de eletricidade (ROMA, OLIVEIRA, *et al.*, 2019). No trabalho, a concessionária é representada por um agente, enquanto diversos consumidores são outros agentes. O agente “concessionária” informa as tarifas aos outros agentes, assim, cada agente é capaz de planejar o melhor uso da energia, minimizando os custos ao gerenciar um sistema doméstico de cargas, conhecendo o perfil de uso e podendo propor mudanças. O estudo verificou

que a implementação deste gerenciamento diminuiu os custos, demonstrando a eficácia da aplicação dos sistemas multiagentes.

Em Netto (2018), criou-se um *framework* em tempo real composto por uma microrrede, um sistema de comunicação e um sistema multiagentes para monitorar e gerenciar a microrrede no modo ilhado, priorizando cargas. Assim como em outros trabalhos, definiu-se agentes com papéis diferentes, como monitoramento das cargas, da geração e um agente que gerencia as informações dos outros. O *framework* tornou possível a avaliação, em tempo real do impacto do sistema multiagentes, que entregava a melhor solução possível para gerenciar a energia dentro do tempo.

Assim, verifica-se que a utilização de sistemas multiagentes no gerenciamento é eficaz quando se deseja um controle distribuído, com vários objetivos, como otimizar o balanceamento de energia e garantir outra característica da microrrede, como garantir cargas prioritárias. Isto se dá devido a comunicação entre os diferentes agentes, com suas percepções e reações acerca do ambiente.

3.4 OUTRAS INTELIGÊNCIAS APLICADAS EM MICRORREDES

Há uma vastidão de diferentes inteligências artificiais sendo aplicadas ou não em sistemas elétricos. Quanto as microrredes, são utilizadas outras inteligências artificiais além das duas anteriormente citadas, que são o foco deste trabalho.

Abordagens evolucionárias e árvores de decisão já foram utilizadas separadamente (ALMEIDA, 2019). Os algoritmos evolucionários são capazes de solucionar problemas complexos de otimização baseado na dinâmica populacional e na reprodução sexuada (RUSSELL e NORVIG, 2013). Assim, com o passar das gerações, as possíveis respostas para um problema vão se adaptando a partir de eventos biológicos, como o cruzamento de candidatas anteriores e a mutação.

Árvores de decisão são uma das formas mais simples e bem-sucedidas de aprendizagem de máquina (RUSSELL e NORVIG, 2013). Estas representam uma função que toma como entrada vários valores e retorna uma decisão, percorrendo várias etapas, chamados de ramos, que guiarão o destino para a decisão final. Em microrredes, os valores de entrada podem ser, por exemplo, o estado de carga das baterias, a quantidade de energia gerada pelas fontes e a quantidade de energia consumida pelas cargas, sendo o carregamento das baterias a decisão a ser tomada.

Assim, no trabalho desenvolvido em Almeida (2019), estes algoritmos são utilizados para otimizar dois indicadores de desempenho do sistema: o fluxo de energia direcionado para as

baterias e para o sistema elétrico de potência. O autor comparou o gerenciamento com base em estratégias evolucionárias com estratégias heurísticas baseadas em árvores de decisão, além de estratégias baseadas em lógica *fuzzy*, chegando à conclusão de que condições ambientais, geração e demanda, além de parametrização, influenciam em qual abordagem obtém melhor resultado.

3.5 SISTEMAS HÍBRIDOS INTELIGENTES APLICADOS EM MICRORREDES

No início do capítulo definiu-se os sistemas híbridos inteligentes, e verificou-se que uma de suas vantagens é a complementação de suas técnicas para resolver um problema de forma mais proveitosa. Nas microrredes, diversos tipos de sistemas híbridos inteligentes já foram utilizados.

A combinação de redes neurais artificiais e lógica *fuzzy* são bastante comuns, implicando em sistemas híbridos conhecidos como *neuro-fuzzy*. Em Martinez Bolaños (2007) construiu-se um supervisor utilizando redes neurais e lógica *neuro-fuzzy*, além de lógica booleana convencional. A finalidade desta implementação é gerenciar um sistema composto por geração eólica, a diesel e bateria, controlando quando o gerador diesel seria acionado, definir o carregamento do banco de baterias, a depender do estado dos RED da microrrede. Para isto, foi implementado um módulo de previsão de demanda e velocidade do vento, baseado em rede neurais. Para o controle, utilizou-se a lógica *neuro-fuzzy*, que alia a capacidade de aprendizagem de redes neurais com a possibilidade de lidar com informações imprecisas da lógica *fuzzy*.

Outra combinação é a utilização de sistemas multiagentes aliados a aprendizagem por reforço, uma área da inteligência artificial que treina modelos com base em tentativas e erros para encontrar a solução do problema. As duas inteligências são amplamente utilizadas no sistema elétrico, sendo utilizadas em microrredes quando se deseja controlar diversas variáveis, como flutuações de frequência devido à grande penetração de energia renovável (SHAYEGHI e YOUNESSI, 2020).

O algoritmo de *Q-Learning* aliado a sistemas *fuzzy* também pode ser visto na literatura, podendo ser aplicado de formas distintas, seja para diminuir o espaço de estados do ambiente, a partir de representações difusas, ou como uma forma de calcular a recompensa, como foi realizado por Kofinas, Vouros e Dounis (2017), onde os autores utilizam lógica *fuzzy* para calcular a recompensa da ação aplicada numa microrrede, considerando o gerenciamento de energia como objetivo.

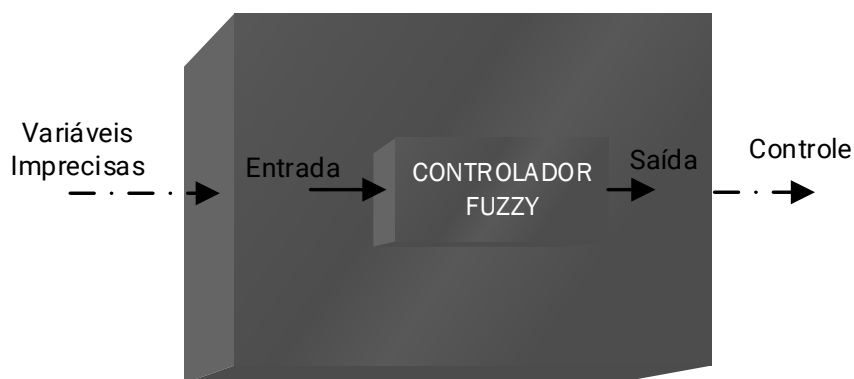
A depender dos objetivos de otimização e da arquitetura da microrrede, uma combinação de inteligências pode ter melhor desempenho que outras. Um sistema híbrido inteligente pode, portanto, ser construído de diferentes formas, visando otimizar o processo de forma mais satisfatória.

3.6 AGENTES COM PERCEPÇÃO FUZZY

A integração de sistemas *fuzzy* e sistemas multiagentes podem ser feita de diversas maneiras, sendo a utilização de agentes com percepção *fuzzy* uma das mais interessantes. Esta técnica consiste em construir agentes que lidem com um ambiente de informações incertas, conflitantes ou ambíguas, por meio da lógica nebulosa.

Portanto, a utilização de lógica *fuzzy* na percepção de agentes se dá de forma a lidar com variáveis imprecisas, independentemente da área de aplicação. A Figura 14 apresenta um esquemático geral de como funciona um agente com percepção *fuzzy*. Basicamente, trata-se de um controlador *fuzzy* aplicado ao agente, lidando com informações traduzidas em termos linguísticos.

Figura 14 – Agente com percepção *fuzzy*.



Fonte: elaborado pelo autor.

Esta combinação já vem sendo aplicada em outras áreas. Em Mateus (2010), agentes com percepção *fuzzy* foram utilizados para realizar acompanhamento de alunos, analisando seu desempenho num ambiente de aprendizagem. Neste caso, foram definidos quatro agentes: estudante, avaliação, atividade de aprendizagem e acompanhamento. O agente estudante, do tipo cognitivo, sem suas crenças modeladas pela teoria *fuzzy*, sendo os demais reativos. O agente

estudante processa os dados advindos dos outros agentes e determina o processo pedagógico adequado ao aluno. A lógica *fuzzy* é aplicada na percepção deste agente sobre o que um aluno sabe sobre determinada parte do conteúdo, sendo uma incerteza. Além disso, o agente possui diferentes níveis, cada um com diferentes funções de pertinência, com os rótulos linguísticos “regular”, “bom” e “excelente”. Estes níveis recebem informações como o desempenho nas avaliações e atividades práticas, os conceitos de ser um bom aluno ou regular e tem como saída estímulos, informando como está o desempenho do aluno, se deve estudar mais conceitos, comparar com outros alunos com desempenho similar e indicar a realização de atividades com desafios pedagógicos maiores.

Na biologia, esta agregação de inteligências também foi utilizada para um problema bastante comum da área, o modelo presa-predador (FARIAS, DIMURO e COSTA, 2010). Este problema trata sobre o processo de decidir qual presa um predador deve atacar, comparando principalmente o atributo força. Assim, a percepção *fuzzy* foi utilizada para realizar decisões em um ambiente de informação imprecisa, com informações como idade e peso sendo vagas para um predador. Com estas informações, o predador pode estimar a força de uma presa, sendo crucial para seu sucesso ao atacar. Outros tipos de agentes foram também comparados, com o agente que se utiliza da percepção *fuzzy* apresentando os resultados mais naturais, portanto, satisfatórios.

Em microrredes, sua utilização se dá em alguns trabalhos, como em Gil, Salazar e Ovalle (2018), onde um sistema multiagente baseado em lógica *fuzzy* para controlar uma microrrede e determinar sua operação ótima baseado em condições em tempo real e dinâmicas do mercado de energia. A lógica *fuzzy* utilizada em um agente é responsável por determinar o próximo estado de operação, com base nas variáveis. Esta percepção *fuzzy* está inserida no agente que lida com o mercado de energia, que percebe o preço da energia e disponibilidade de energia no sistema e performa a inferência nebulosa, recomendando ações baseado nos períodos de consumo mais caros e mais baratos. As recomendações variam entre combinações quanto a trabalhar em modo ilhado, conectado, utilizar ou carregar sistemas de armazenamento.

De forma semelhante, em Serraji, Boumhidi e Nfaoui (2015) um agente foi construído com lógica *fuzzy*, sendo responsável por entregar energia para a microrrede quando necessário, recebendo informações de outros agentes, tomando as decisões com base num sistema *fuzzy*. As variáveis percebidas por este agente são estado de bateria, armazenamento, balanço de potência e

estratégia, sendo essa uma variável que depende do preço da energia. As decisões são enviadas para os agentes responsáveis pela bateria e pela operação do microrrede.

3.7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A combinação de diversas inteligências possui várias vantagens, conforme apresentado ao longo deste capítulo. A principal vantagem é notada ao permitir que a combinação das diferentes técnicas complemente suas deficiências e alavanque seus benefícios.

Sistemas especialistas se mostram alternativas aos sistemas *fuzzy*, no entanto, requerem alta demanda computacional, alta complexidade e memória, não podendo ser executados em sistemas dedicados que exigem controle em tempo real. Em controladores *fuzzy*, por outro lado, as inferências são ativadas ao mesmo tempo, garantindo alta velocidade de processamento. (SHAW e SIMÕES, 2001)

Além disso, os sistemas *fuzzy* se mostram uma boa alternativa aos sistemas especialistas, pois conseguem tomar decisões melhores quando tratando de fontes intermitentes como a solar e eólica, segundo Souza (2018). Além disso, são úteis em problemas com modelagem matemática complicada ou não-linear e podem controlar várias variáveis de saída com apenas um controlador.

Já os sistemas multiagentes apresentam a vantagem da abordagem distribuída, onde cada agente pode operar de forma independente, mas ao mesmo tempo contribuir para um objetivo global. Conforme foi possível observar em outros trabalhos, os sistemas multiagentes têm grande aplicabilidade no gerenciamento de microrredes, principalmente pelo fato da microrrede ter que lidar com diversos objetivos, do gerenciamento de carga, baterias, tensão, frequência, até redução e custos e compartilhamento de energia com o mercado.

De tal forma, este trabalho visa a combinação destas inteligências artificiais em um sistema híbrido inteligente, composto de um sistema multiagentes com percepção *fuzzy* e aprendizagem por *Q-Learning*. A modelagem da microrrede, do sistema multiagentes, *fuzzy* e a forma que foi aplicado o algoritmo de aprendizagem por reforço podem ser vistas no capítulo a seguir.

4 MODELAGEM DOS SISTEMAS

4.1 INTRODUÇÃO

Este capítulo apresenta como cada sistema foi modelado, seja a microrrede, o sistema multiagentes, o sistema *fuzzy* e o algoritmo de aprendizagem por reforço. As considerações nos modelos de cada um são apresentadas, assim como equações e dados, quando aplicados.

A apresentação se dá de forma gradual, em um primeiro momento, é apresentada a forma que a microrrede foi modelada, tangente ao gerenciamento de energia. Este é o ambiente que será utilizado pelo sistema multiagentes.

Em um segundo momento, apresenta a modelagem do sistema multiagente em sua forma mais pura. Cada agente é apresentado, a sua comunicação e seus objetivos. No entanto, neste momento nenhuma outra inteligência artificial é aplicada, com exceção de uma árvore binária de decisão para tomar as decisões gerais relacionadas a microrrede.

Em seguida, é adicionada a percepção *fuzzy* a este sistema multiagentes. De tal forma, apresenta-se as funções de pertinências, os controladores e todos os detalhes inerentes à modelagem do sistema de lógica difusa.

Em um quarto e último momento, a adição do *Q-Learning* é discutida, substituindo a percepção *fuzzy*, mas permitindo a coexistência dessas duas inteligências com o objetivo de obter um gerenciamento eficientemente energético da microrrede de energia elétrica.

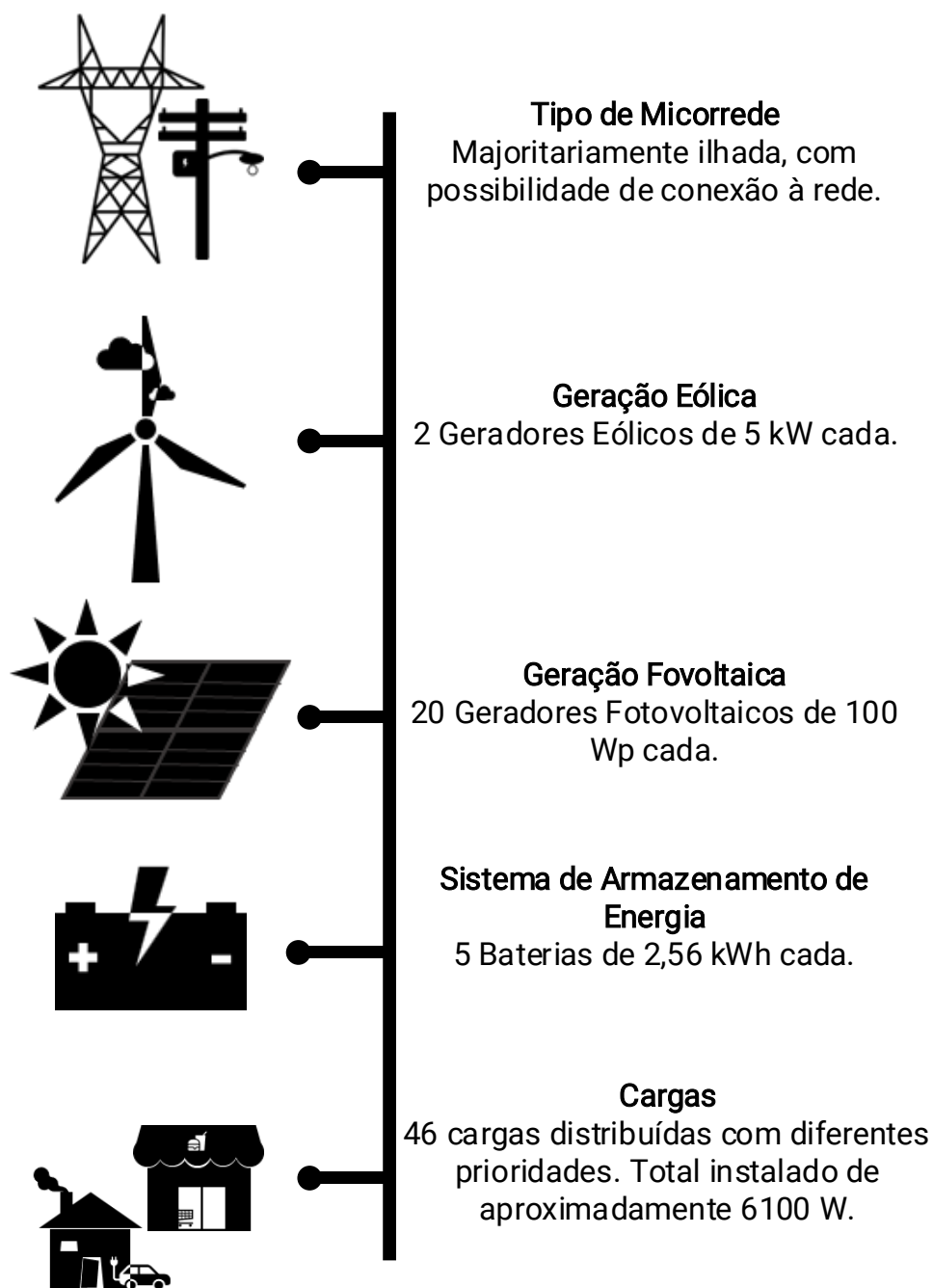
4.2 MODELAGEM DA MICRORREDE

Como a intenção deste trabalho é de aplicar um sistema híbrido inteligente para gerenciar eficientemente uma microrrede considerando o balanço energético e aproveitamento de energia limpa, a modelagem foi feita utilizando apenas no nível de geração, armazenamento e cargas. De tal forma, os controles primários e secundários relacionados à frequência e tensão foram ignorados. As linhas de distribuição foram consideradas ideais, logo, as suas perdas inerentes são desconsideradas.

A microrrede modelada é composta por geração fotovoltaica, eólica, sistemas de armazenamento e cargas, sendo que estas são organizadas em função de sua prioridade. Admite-se que a microrrede deve evitar a conexão com o sistema elétrico, operando no modo ilhado, no

entanto, a conexão pode ocorrer em casos de excesso de energia. Na Figura 15 é possível observar uma visão geral dos dispositivos da microrrede modelada.

Figura 15 - Microrrede Modelada.



As seções a seguir apresentam a forma que foi modelado cada dispositivo da microrrede, de forma individual, para somente posteriormente, serem integrados numa microrrede de energia.

4.2.1 FONTES INTERMITENTES

As fontes de energia intermitentes foram modeladas de forma a produzir sua potência máxima proporcional às condições climáticas de entrada, como radiação solar, velocidade do vento e temperatura ambiente, coletadas por meio de uma estação solarimétrica no campus Itumbiara. As equações para sua modelagem foram definidas por Filho (2007), que demonstrou uma relação entre a potência máxima gerada por sistemas eólico-fotovoltaicos e parâmetros característicos do gerador a partir de dados atmosféricos.

Para os geradores eólicos, com base no trabalho supracitado, o funcionamento de uma célula fotovoltaica foi implementado em *Python*, por meio da Equação (2) (FILHO, 2007), que possui variáveis que dependem da irradiação solar e da temperatura ambiente.

$$P_{MAXC} = \frac{V_{OCC}I_{SCC} - R_{SC}I_{SCC}^2 - V_{TC}I_{SCC} \ln \left(1 + \frac{V_{OCC}}{V_{TC}} \right)}{1 + V_{TC}/V_{OCC}} \quad (2)$$

Na qual:

P_{MAXC}	potência máxima da célula fotovoltaica para condições quaisquer;
V_{OCC}	tensão de circuito aberto da célula para condições quaisquer, que depende da temperatura ambiente;
I_{SCC}	corrente de curto-circuito da célula para condições quaisquer, que depende da irradiação solar;
R_{SC}	resistência série da célula fotovoltaica para condições quaisquer;
V_{TC}	tensão térmica da célula fotovoltaica para condições quaisquer, que depende da temperatura ambiente.

De tal forma, conhecendo a potência máxima da célula fotovoltaica, se torna possível calcular a potência máxima de um gerador, utilizando a Equação (3) definida por Filho (2007):

$$P_{MAXM} = N_{SC}N_{PC}P_{MAXC} \quad (3)$$

Na qual:

P_{MAXM}	potência máxima do módulo fotovoltaico;
N_{SC}	número de células em série;
N_{PC}	número de células em paralelo.

Assim, analogamente, com base na quantidade de módulos em série e módulos em paralelo, é possível estimar a potência do gerador fotovoltaico, como mostra a Equação (4) a seguir:

$$P_{MAXG} = N_{SM}N_{PM}P_{MAXM} \quad (4)$$

Na qual:

P_{MAXG} potência máxima do gerador fotovoltaico;
 N_{SM} número de módulos em série;
 N_{PM} número de módulos em paralelo.

Apesar de não estar explícito nas equações apresentadas acima, as variáveis apresentadas na Equação (2) e, portanto, a potência máxima do gerador fotovoltaico depende de constantes, como fator de idealidade do diodo, carga do elétron, dentre outras, características construtivas das células fotovoltaicas e, não menos importante, da temperatura do ambiente no momento e da irradiância no plano no momento.

Assim, fixando as características construtivas da célula fotovoltaica, o gerador fotovoltaico foi modelado em função da irradiância e temperatura, utilizando os parâmetros apresentados na Tabela 2 a seguir, sendo que cada gerador possui 3 módulos em paralelo. Estes dados são os mesmos utilizados em Filho (2007), e podem ser encontrados na folha de dados do módulo.

Tabela 2 – Especificações para o gerador fotovoltaico.

Especificações do gerador fotovoltaico	
Número de células em série	36
Número de células em paralelo	2
Área de células do módulo	0,72/m ²
Temperatura nominal de operação da célula (800 W/m ² , 20°C, AM 1,5, 1 m/s)	47 °C
Tensão nominal	12 V
Potência máxima	100 W _p ± 10%
Corrente de curto-circuito	6,54 A
Tensão de circuito aberto	21,6 V
Corrente de potência máxima	5,74 A
Número de módulos em paralelo	3

Fonte: elaborado pelo autor com base em Filho (2007).

O modelo, portanto, é capaz de estimar a potência máxima do gerador fotovoltaico para um período do dia, com base na irradiação no plano medida naquele momento e a temperatura do ambiente.

Utilizando equações demonstradas no mesmo trabalho, o gerador eólico foi modelado de forma mais simples. A partir da equação da potência da turbina eólica, apresentada na Equação (5), utilizando um coeficiente de Betz de 0,5926, o que significa um aproveitamento de 59,29% da energia contida no ar, teoricamente.

$$P_E = \frac{1}{2} \rho c_p \eta A v^3 \quad (5)$$

Na qual:

P_E	potência extraída pela turbina eólica.
ρ	massa específica do ar;
c_p	coeficiente de potência/coeficiente de Betz;
η	eficiência de conversão eletromecânica;
A	área do rotor;
v	velocidade do vento, em metros por segundo.

Considerando que as variáveis, exceto a velocidade do vento, são constantes ou podem ser consideradas constantes, a potência extraída pela turbina eólica é diretamente proporcional à velocidade do vento em determinado instante. O gerador eólico, portanto, foi modelado de acordo com os parâmetros apresentados na Tabela 3, com dados de placa obtidos de um modelo real (ENERGYBRAS, 2015).

Tabela 3 – Especificações para o gerador eólico.

Especificações do gerador eólico	
Diâmetro do rotor	6,4 m
Altura da medição do vento	3,30 m
Sobrevivência à velocidade do vento	50 m/s
Altura da torre do aerogerador	14 m
Tipo de terreno	Plano
Fator de superfície a	0,1
Eficiência da conversão eletromecânica média	68,81%
Coeficiente de potência	59,26%

Fonte: elaborado pelo autor com base em Filho (2007) e Energybras (2015).

Conforme ressaltado por Filho (2007), a potência do gerador é nula quando a velocidade supera a velocidade de sobrevivência do vento, que neste caso é de 50 m/s, conforme Tabela 3. Além disso, o fato de o gerador estar instalado em uma altura e a medição do vento ocorrer em outra altura acaba gerando dados incorretos, portanto, a velocidade teve que ser corrigida nestes casos, utilizando a Equação (6) da relação da potência do vento:

$$\frac{v_1}{v_2} = \left(\frac{h_1}{h_2}\right)^a \quad (6)$$

Na qual:

v_1	velocidade do vento para a altura h_1 .
v_2	velocidade do vento para a altura h_2 .
a	fator de superfície.

Conhecendo, portanto, a medição do vento em uma determinada altura, é possível encontrar a velocidade do vento em outra altura desejada. Isto depende do tipo de terreno, que define o valor do fator de superfície. Neste caso, para um terreno plano, o valor pode variar de 0,08 a 0,12.

Os geradores foram modelados de acordo com parâmetros apresentados e foram inseridos 2 geradores eólicos e 20 fotovoltaicos, sendo que cada gerador fotovoltaico possui 3 módulos em paralelo, cada um com potência nominal 100 Wp, enquanto os eólicos possuem potência nominal de 5kW cada.

4.2.2 BATERIAS

O sistema de armazenamento foi modelado na forma de baterias, com base em alguns aspectos, como a sua capacidade de armazenamento, seus limites superiores e inferiores para o estado de carga (*SOC*, do inglês *state of charge*), que definem os valores máximos de segurança para a bateria, isto é, o mínimo de armazenamento que se deseja manter e o máximo para não a danificar. Além disso, a sua modelagem também leva em consideração as potências mínimas e máximas de carga e descarga. A modelagem, considerando as restrições supracitadas, segue a Equação (7) (ZHAO, ZHANG, *et al.*, 2013).

$$SOC_{t+\Delta t} = SOC_t \pm \Delta P [kW] * \frac{\Delta t [h]}{Capacidade [kWh]} \quad (7)$$

Na qual:

$SOC_{t+\Delta t}$	estado de carga no próximo momento;
SOC_t	estado de carga no momento atual;
ΔP	quantidade de potência retirada ou adicionada da bateria no intervalo de tempo;
Δt	intervalo de tempo.

A variável SOC é adimensional, variando de 0 a 100%, representando a porcentagem de energia armazenada na bateria. O sinal da equação depende se potência está sendo adicionada ou retirada da bateria.

Foram modeladas 5 baterias, com características diferentes, a fim de representar o SAE da microrrede. Apesar de possuir características diferentes, apresentadas na Tabela 4, todas possuem capacidade de 2,56 kWh, com limites superiores e inferiores do SOC de 25% e 85%, respectivamente. Assim como um limite inferior de potência de 50 W. As diferenças se concentram no limite máximo de carga e descarga e o SOC inicial.

Tabela 4 – Parâmetros ímpares nas baterias.

Bateria	Potência máxima de carga/descarga [W]	SOC inicial [%]
1	600	30
2	400	80
3	500	26
4	500	90
5	300	100

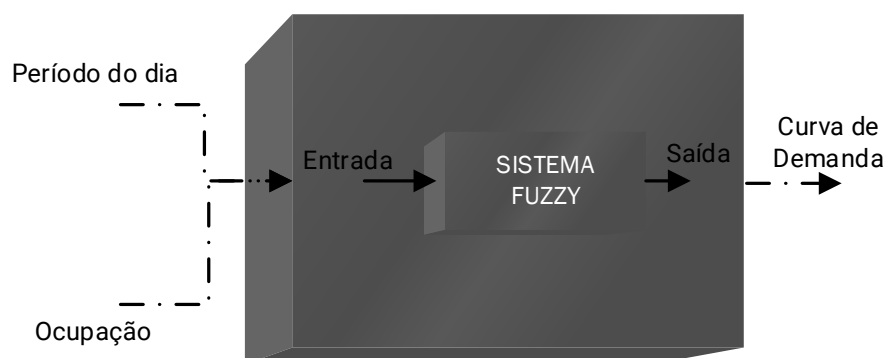
Fonte: elaborado pelo autor.

4.2.3 CARGAS

A modelagem das cargas se resumiu em definir a potência que cada uma consome em determinado instante de tempo, ao longo do dia, e sua prioridade, caso seja necessário. No entanto, quando não se possui os dados de consumo oriundos de medições, encontra-se a dificuldade de representá-las de forma que sejam fiéis ao seu comportamento real.

Santos (2016), conforme já citado anteriormente, construiu um modelo baseado em lógica *fuzzy* para estimar a demanda de um perfil de carga residencial, de acordo com o período do dia e a ocupação desta residência, como mostra a Figura 16. O autor foi capaz de obter, de forma satisfatória, a representação de curvas de demanda que representam com fidelidade o comportamento real observado em cargas reais, apenas utilizando regras linguísticas para o controlador, cruzando as possibilidades das variáveis de entrada.

Figura 16 – Modelo de sistema *fuzzy* para estimar curva de demanda.



Fonte: elaborado pelo autor com base em Santos, 2016.

As regras utilizadas estão apresentadas na Tabela 5, representadas por rótulos linguísticos combinados em regras do tipo se isto é observado nas entradas então aquilo é estimado para a saída. Para as variáveis que representam o período do dia, foram atribuídos rótulos que representam os períodos do dia, como Período de Sono (PS), Café da Manhã (CM), Tarde (T), Almoço (AL), dentre outros. Para a quantidade de pessoas ocupando a residência ou comércio, atribuíram-se variáveis que representassem este nível de ocupação, variando de Baixa (B) até Alta (A). Com base nessas variáveis, estima-se um consumo variando também de Muito Baixo (MB) até Muito Alto (MA). As curvas 1 e 2 foram otimizadas com base nas regras elaboradas pelo autor, unificando regras que possuíam redundância, enquanto a curva 3 foi gerada considerando alterações nas bases de regras da primeira curva.

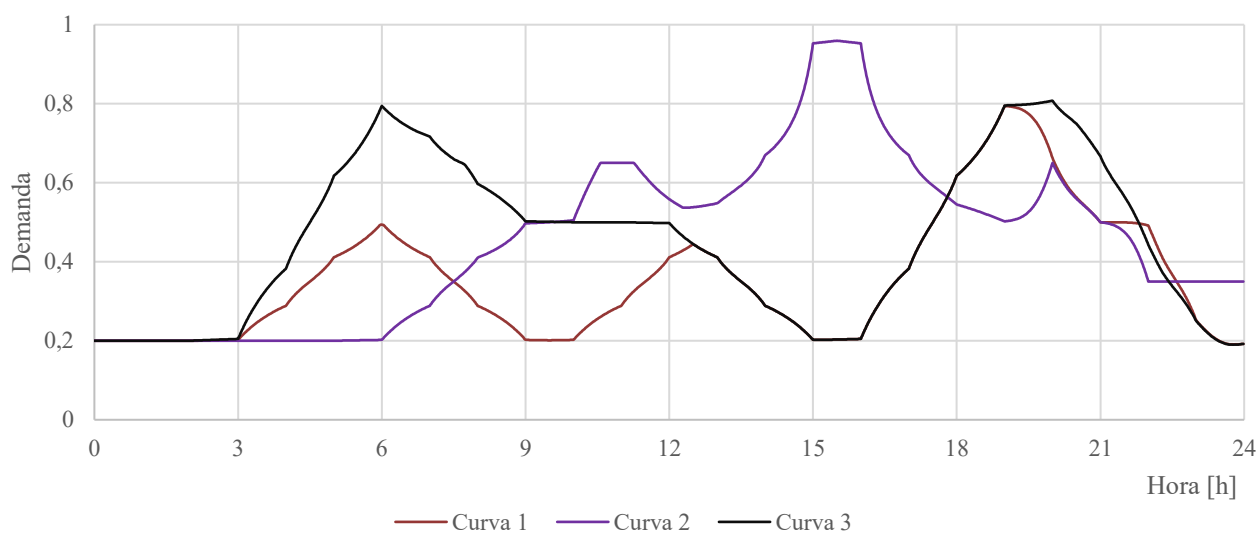
Com base nas regras definidas para o controlador difuso, foram geradas três curvas de demanda diferentes a fim de representar todas as cargas da microrrede modelada, conforme Figura 17. Esta demanda varia de 0 a 100%, sendo a percentagem de carga instalada utilizada em cada instante de tempo.

As cargas, então, também foram modeladas em *Python*, possuindo como parâmetros sua potência instalada, curva de demanda e prioridade. A prioridade é o parâmetro responsável por definir quais cargas possuem maior importância em relação às outras. No caso de cargas com prioridade 1, estas devem estar sempre sendo alimentadas, representando equipamentos que devem continuar operando independentemente das anomalias que o sistema elétrico possa apresentar.

Tabela 5 – Regras para gerar as curvas de demanda.

Regras Curva 1 – Residencial			Regras Curva 2 - Comercial			Regras Curva 3 – Residencial 2		
Período do Dia	Ocupação	Consumo	Período do Dia	Ocupação	Consumo	Período do Dia	Ocupação	Consumo
PS1	A1	B	PS1	A1	B	PS1	A1	B
PS1	A1	MB	PS1	M2	MB	PS1	M2	M
CM	A1	M	CM	A1	B	CM	A1	A
CM	B1	B	CM	B1	B	CM	B1	MA
CM	M1	M	CM	M1	B	CM	M1	MA
T1	-	B	T1	A1	M	T1	-	M
AL	-	M	AL	B1	M	AL	-	M
T2	-	B	AL	M1	M	T2	-	B
JA	A2	A	AL	B1	A	JA	A2	A
JA	M2	MA	T2	-	MA	DE	M2	MA
DE	M2	M	JA	A2	M	DE	A3	MA
DE	A3	A	JA	A2	M	PS2	M2	M
PS2	M2	M	JA	M2	A	PS2	A3	MB
PS2	A3	MB	DE	M2	M	PS2	A3	B
PS2	A3	B	DE	A3	B	-	-	-
-	-	-	PS2	M1	A	-	-	-

Fonte: elaborado pelo autor com base em Santos, 2016.

Figura 17 – Curvas de Demanda Geradas via Sistema *Fuzzy*.

Fonte: elaborado pelo autor.

Para cada grupo de prioridade, exceto para prioridade 1 que foi definida como uma carga de 600 W, as cargas foram inseridas em escada, sendo que para cada prioridade a primeira carga possui 20 W e as demais são acrescidas de 10 W até alcançar ou ultrapassar o total instalado. A

Tabela 6 apresenta as curvas definidas para cada prioridade e a potência instalada total para cada grupo de prioridade.

Tabela 6 – Parâmetros das Cargas.

Prioridade	Total instalado [W]	Curva de Demanda
1	600	1
2	3000	2
3	2500	3

Fonte: elaborado pelo autor.

Com a microrrede finalmente modelada, considerando os aspectos de geração, armazenamento e consumo essenciais para o seu gerenciamento energético, o próximo passo é definir a inteligência que irá gerenciar os recursos, assim como a forma que isso ocorre.

4.3 SISTEMA MULTIAGENTES

O sistema multiagente foi construído, assim como o modelo da microrrede, em linguagem de programação *Python*, rodando em rede, paralelamente à microrrede modelada. No entanto, a fim de facilitar a sua implementação, foi utilizada a biblioteca PADE (do inglês, *Python Agent Development framework*) que se trata de uma interface para desenvolvimento, execução e gerenciamento de sistemas multiagentes em ambientes de computação distribuída, desenvolvido por brasileiros com foco em aplicações no sistema elétrico (MELO, SAMPAIO, *et al.*, 2019).

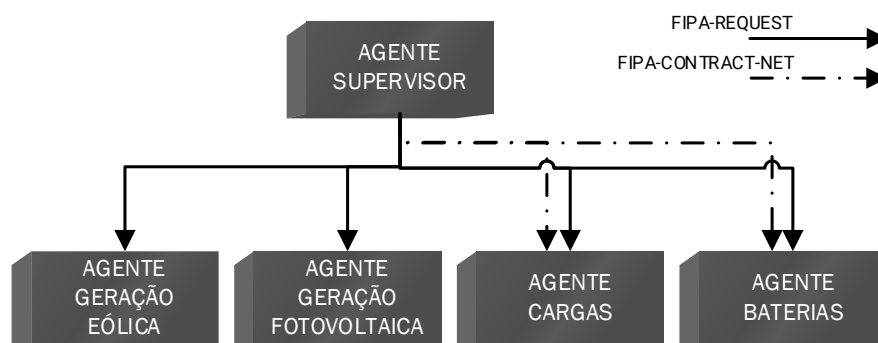
A biblioteca utiliza orientação a objetos de forma abstrata para construir os agentes e seus comportamentos. De tal forma, o agente é construído de forma separada e a ele é atribuído quantos comportamentos o programador achar necessário. Existem diversas formas de desenvolver um comportamento para um agente utilizando o PADE, herdando características de comportamentos pré-definidos ou não. Neste trabalho, serão utilizados os comportamentos temporais, ou cíclicos, como também são chamados, e os comportamentos que utilizam os protocolos FIPA para requisição e negociação.

O comportamento cíclico é uma característica de agentes temporais, que executam ações de tempo em tempo de forma indefinida, ou até seu comportamento ser removido por meio de alguma condição especificada por linha de código. Já o comportamento baseado no protocolo FIPA-Request tem como característica o ato de padronizar a comunicação para requisições de informações entre os agentes, conforme a Figura 11 já apresentada. O mesmo ocorre com o

comportamento *FIPA-Contract-Net* já apresentado, que padroniza a comunicação para negociações entre os agentes.

A biblioteca facilita a implementação destes protocolos, sendo a definição do funcionamento e comportamento dos agentes a parte crucial da implementação do sistema multiagente. O sistema multiagente construído possui 5 agentes, com característica bem definidas, cada um responsável por lidar com um aspecto da microrrede: cargas, baterias, geração eólica, fotovoltaica, além de um agente supervisor, responsável por gerenciar as informações entre os agentes e tomar as decisões globais quanto ao gerenciamento da microrrede. A estrutura hierárquica dos agentes mescla tanto a característica distribuída dos sistemas multiagentes com uma abordagem centralizada, ao permitir que um agente tome decisões com base em informações obtidas de outros agentes. Esta estrutura, assim como as comunicações que ocorrem entre os agentes estão apresentados na Figura 18.

Figura 18 – Modelo Hierárquico do Sistema Multiagentes.



Fonte: elaborado pelo autor.

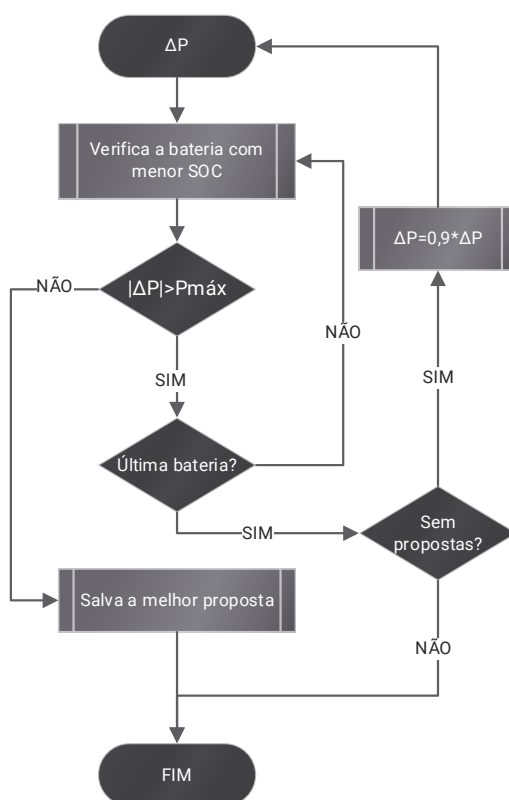
Cada agente possui seus próprios objetivos, apesar de depender do agente supervisor para realizar certas ações. Os agentes geração eólica e geração fotovoltaica são agentes passivos, não realizam nenhuma ação que possa interferir no meio, isto se dá devido a característica das fontes renováveis, que são fontes intermitentes. Estes atuam como agentes participantes na comunicação *FIPA-Request*.

O agente baterias possui poder de decisão sobre qual bateria carrega ou descarrega, além de verificar se a potência disponibilizada no momento atende seus limites de carga e descarga e níveis limítrofes do SOC. De tal forma, o estado de carga médio das baterias sempre estará limitado

a 25%, no mínimo, e 85%, no máximo, conforme modelo descrito anteriormente. O agente sempre prioriza carregar a bateria com o menor estado de carga e descarregar a com maior estado de carga, desde que os limites sejam atendidos, conforme Figura 19, onde é apresentado o funcionamento para uma requisição para carregar as baterias com determinada potência $\Delta P > 0$. Conforme pode ser observado, caso não haja uma bateria que atenda aos critérios, a potência é diminuída por um fator de 0,9 até encontrar uma potência que atenda uma das cargas. O funcionamento para descarga é análogo a este, no entanto, considerando a bateria com maior estado de carga.

Quanto aos seus comportamentos, o agente baterias possui, além do comportamento *FIPA-Request*, um comportamento *FIPA-Contract-Net*, no entanto, age como agente participante nas duas comunicações, respondendo às solicitações do agente supervisor.

Figura 19 – Fluxograma do Agente Baterias.



Fonte: elaborado pelo autor.

O agente cargas também atua ativamente apenas como participante, assim como o agente baterias. Este é responsável por decidir quais cargas e quantas cargas, de acordo com a prioridade, serão removidas ou adicionadas, com base em uma solicitação advinda do agente supervisor. O agente sempre prioriza a remoção de cargas com menor potência e menor prioridade, e sempre prioriza a adição de cargas com menor potência e maior prioridade.

O agente supervisor é o responsável por iniciar toda e qualquer comunicação, seja para requisição de informações ou para iniciar negociações com os outros agentes. Este possui três comportamentos.

O primeiro comportamento atribuído ao agente supervisor é um comportamento temporal, que define que de tempos em tempos este irá ativar os seus comportamentos *FIPA-Request* e *FIPA-Contract-Net*. De tal forma, requisita aos outros agentes informações como geração, SOC médio das baterias, quantidade de cargas conectadas e o consumo atual. Com estas informações, o agente é capaz de realizar o balanço energético da microrrede, conforme Equação (8). É importante saliente que neste primeiro momento o agente supervisor não considera a parcela das baterias no cálculo, adicionando este montante apenas a sua decisão.

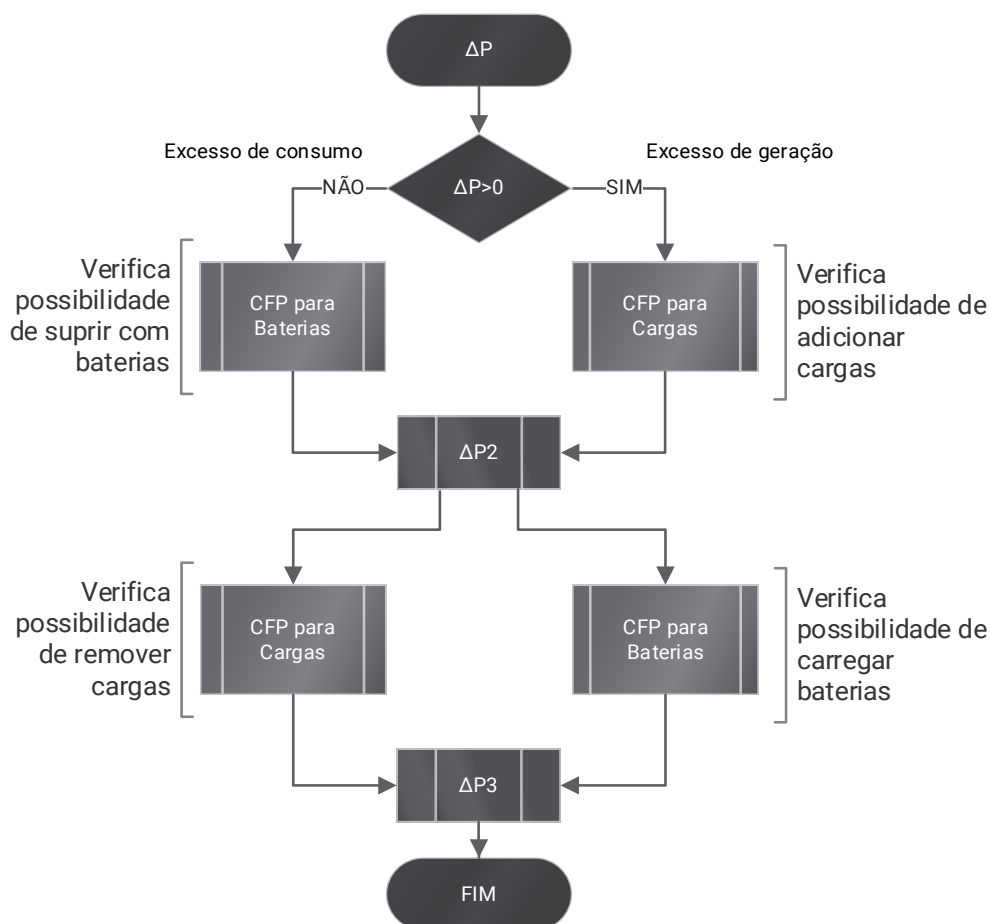
$$\Delta P_i = P_{fotovoltaica} + P_{eólica} - P_{consumo} \pm P_{baterias} \quad (8)$$

Na qual:

ΔP_i	balanço energético instantâneo calculado;
$P_{fotovoltaica}$	potência fotovoltaica gerada no instante;
$P_{eólica}$	potência eólica gerada no instante;
$P_{consumo}$	potência consumida pelas cargas no instante;
$P_{baterias}$	potência enviada ou recebida pelas baterias após decisão.

O agente supervisor então é capaz de verificar se há excesso de geração, caracterizado por um valor positivo do balanço energético, ou se já excesso de consumo de cargas. Com esta informação, ele solicita proposta para os outros agentes participantes (cargas e baterias), escolhendo um de acordo com o fluxograma da Figura 20. Neste caso, o agente envia a solicitação de proposta para apenas um agente, no entanto, existe a possibilidade de enviar as propostas para todos os agentes e analisar a que o melhor atende. Esta abordagem não foi utilizada, a fim de manter a escolha do agente supervisor como objeto de estudo para as inteligências artificiais, mesmo quando não se tem o conhecimento do próximo estado.

Figura 20 – Fluxograma do Agente Supervisor.



Fonte: elaborado pelo autor.

Recebida a proposta, o agente, conforme mostrado no fluxograma, irá aceitá-la se, e somente se, caso não seja apresentada uma potência nula. Com os dados enviados pelo agente, este calcula um novo balanço energético, representado por ΔP_2 , e envia uma informação dizendo que a proposta foi aceita, de tal forma, o agente que enviou a proposta está autorizado a realizar a ação que propôs. É importante ressaltar que, além da potência, o agente baterias envia uma informação contendo qual bateria será carregada/descarregada e novo SOC médio, e o agente cargas envia uma mensagem com a informação adicional de quantas cargas foram adicionadas ou removidas, além do novo consumo.

Caso necessário, o agente solicita uma nova proposta para o outro agente que não enviou a proposta anterior, realizando um novo balanço energético, definido por ΔP_3 , encerrando o ciclo. É

importante notar que os agentes baterias e cargas necessitam da autorização do agente supervisor para realizar as alterações na microrrede, no entanto, seus objetivos são decididos localmente quanto como realizar estas de melhor que suas políticas sejam cumpridas.

Apesar de ser funcional desta forma, o sistema multiagente ainda não está dotado de uma percepção *fuzzy*, ou seja, este não possui inteligência além da demonstrada no fluxograma para qual agente enviar a solicitação de proposta.

4.4 SISTEMA MULTIAGENTES COM PERCEPÇÃO FUZZY

A inclusão de uma percepção *fuzzy* no agente supervisor substituirá a escolha binária realizada anteriormente, onde decide-se qual agente receberá a primeira proposta. Para isto, é necessário inserir um controlador difuso no núcleo do agente.

Nesta abordagem, foram inseridos dois controladores difusos, conectados. O primeiro controlador é capaz de inferir se há excesso de geração ou falta de geração, com base nas variáveis de entrada radiação solar e períodos do dia. A variável velocidade do vento não foi incluída pois verificou-se que os dados de geração eólica para a localidade de Itumbiara, local onde foram realizadas as medições de velocidade do vento, quando comparados com a geração fotovoltaica da microrrede modelada são irrelevantes.

Antes de definir as regras *fuzzy* do controlador, foi necessário converter estas variáveis em variáveis do domínio dos conjuntos nebulosos. Para essa conversão, foram utilizadas funções gaussianas de pertinência de dois membros, que possui dois parâmetros de média e desvio padrão que determinam a forma da curva, combinando duas funções gaussianas. Esta função tem suavidade, moldando transições suaves graduais entre os valores de pertinência. Para as variáveis em questão, essa suavidade é vantajosa, pois as mudanças ocorrem de forma gradual. Além disso, possui simetria em relação a um ponto médio. A Equação (9) demonstra a forma que uma função gaussiana é matematicamente descrita, onde cada uma define um lado da função gaussiana combinadas. A Figura 21 apresenta as funções de pertinência para o primeiro controlador.

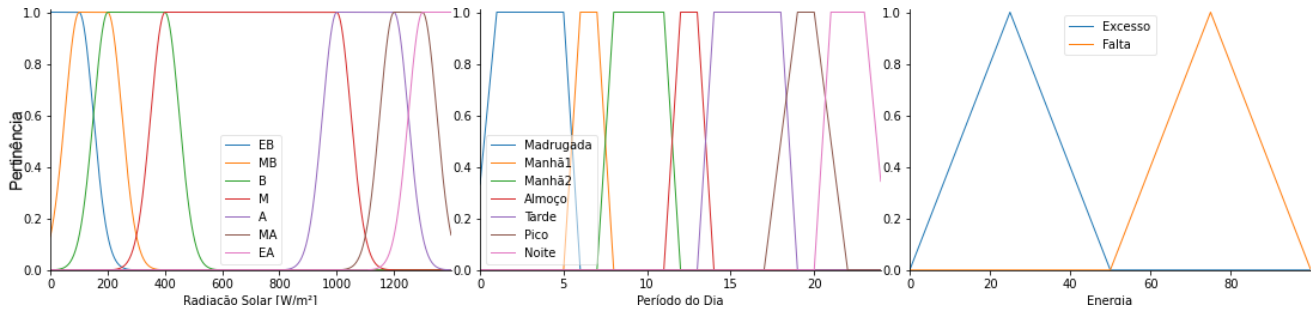
$$f(x, \sigma, \mu) = e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (9)$$

Na qual:

x	valor da variável de entrada;
σ	desvio padrão;

μ média.

Figura 21 – Funções de Pertinência do Primeiro Controlador *Fuzzy*.



Fonte: elaborado pelo autor.

Foram utilizados os rótulos EB para uma radiação extremamente baixa, MB para muito baixa, até o rótulo EA, que representa uma radiação extremamente alta, totalizando 7 rótulos. Para o período do dia, foram definidos os períodos rotulados como madrugada, manhã1, manhã2, almoço, tarde, horário de pico e noite.

Para a função de saída, foram utilizadas funções triangulares, conforme pode ser visto. A escolha desse tipo de função se deu pela praticidade de se implementar, a facilidade de interpretação das suas relações de pertinência. No entanto, o motivo decisivo foi o fato da estimação de excesso ou falta de energia se tratar de uma variável que se resume a duas escolhas opostas. A representação matemática pode ser vista na Equação (10).

$$f(x, a, b, c) = \begin{cases} 0, & x \leq a; \\ \frac{x - a}{b - a}, & a \leq x \leq b; \\ \frac{c - x}{c - b}, & c \leq x \end{cases} \quad (10)$$

Na qual:

- x valor da variável de entrada;
- a ponto inicial do triângulo;
- b ponto médio da função;
- c ponto final da função.

A base de regras do controlador foi definida conforme mostra a Tabela 7, onde cada par radiação e hora tem um resultado para a situação do balanço energético a ser estimado.

O segundo controlador, por sua vez, depende diretamente da saída do primeiro, alterando suas regras de acordo com o resultado, utilizando como variáveis de entrada o SOC médio das

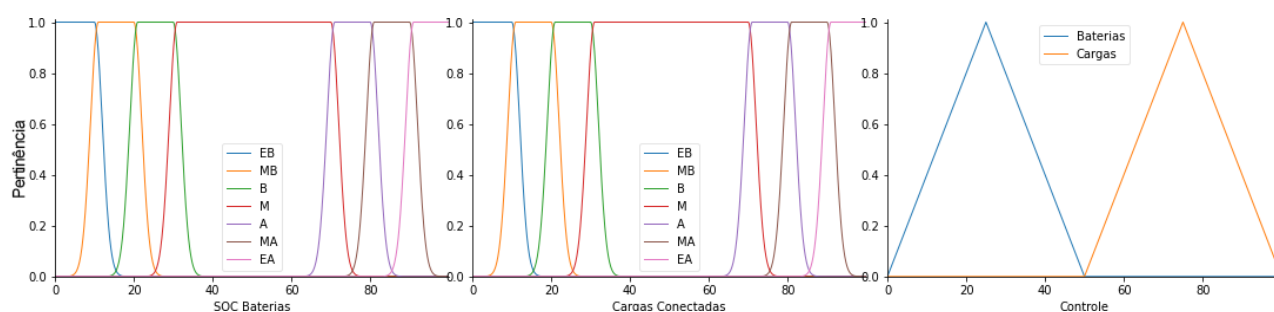
baterias e a quantidade de cargas. Estas duas variáveis foram transformadas em variáveis do domínio difuso utilizando, assim como no outro caso, funções de pertinência gaussiana de dois membros, conforme Figura 22.

Tabela 7 – Regras *Fuzzy* do Primeiro Controlador.

Radiação/Hora	Madrugada	Manhã1	Manhã2	Almoço	Tarde	Pico	Noite
EB	Falta	Falta	Falta	Falta	Falta	Falta	Falta
MB	Falta	Falta	Falta	Falta	Falta	Falta	Falta
B	Falta	Falta	Falta	Falta	Falta	Falta	Falta
M	Excesso	Excesso	Falta	Falta	Falta	Falta	Falta
A	Excesso	Excesso	Excesso	Falta	Excesso	Falta	Excesso
MA	Excesso	Excesso	Excesso	Falta	Excesso	Falta	Excesso
EA	Excesso	Excesso	Excesso	Excesso	Excesso	Falta	Excesso

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 22 – Funções de Pertinência do Segundo Controlador *Fuzzy*.



Fonte: elaborado pelo autor.

O resultado deste controlador é a escolha de qual agente vai receber a primeira solicitação de proposta, definido como funções triangulares. As regras do segundo controlador, a depender do resultado do primeiro, estão apresentadas nas Tabela 8 e Tabela 9.

Tabela 8 – Regras *Fuzzy* do Segundo Controlador – Caso Excesso.

SOC/Cargas	EB	MB	B	M	A	MA	EA
EB	Baterias	Baterias	Baterias	Baterias	Baterias	Baterias	Baterias
MB	Baterias	Baterias	Baterias	Baterias	Baterias	Baterias	Baterias
B	Baterias	Baterias	Baterias	Baterias	Baterias	Baterias	Baterias
M	Cargas	Cargas	Baterias	Baterias	Baterias	Baterias	Baterias
A	Cargas	Cargas	Cargas	Baterias	Baterias	Baterias	Baterias
MA	Cargas	Cargas	Cargas	Cargas	Cargas	Baterias	Baterias
EA	Cargas	Cargas	Cargas	Cargas	Cargas	Cargas	Cargas

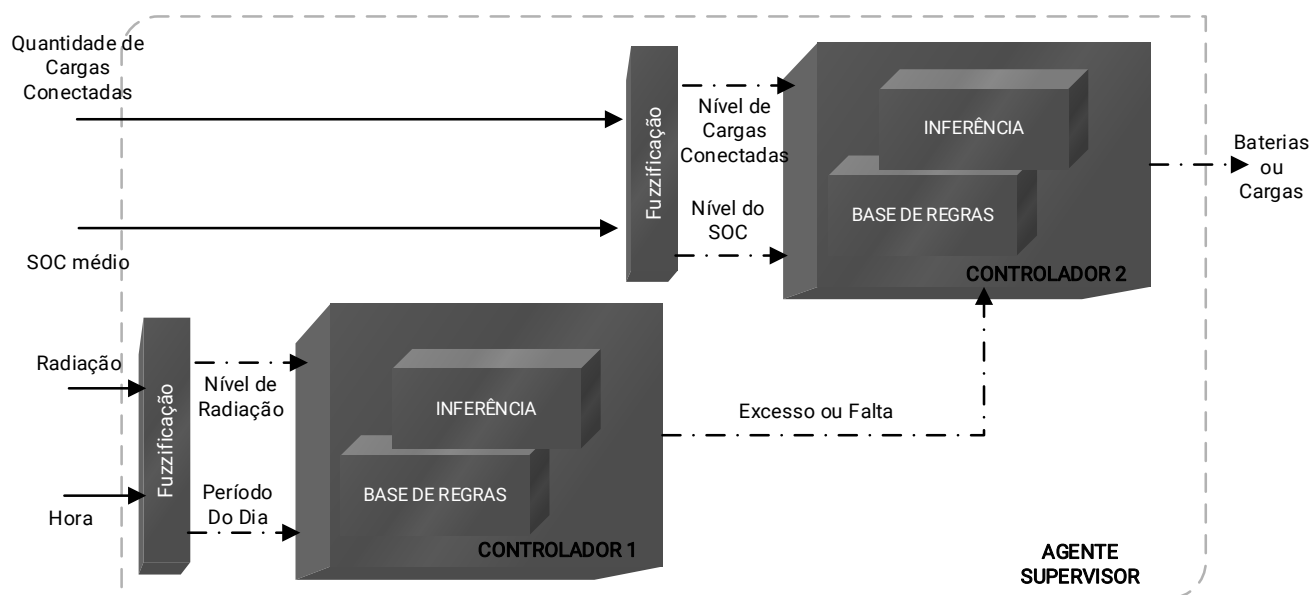
Fonte: elaborado pelo autor.

Tabela 9 – Regras *Fuzzy* do Segundo Controlador – Caso Falta.

SOC/Cargas	EB	MB	B	M	A	MA	EA
EB	Cargas	Cargas	Cargas	Cargas	Cargas	Cargas	Cargas
MB	Baterias	Cargas	Cargas	Cargas	Cargas	Cargas	Cargas
B	Baterias	Cargas	Cargas	Cargas	Cargas	Cargas	Cargas
M	Cargas	Baterias	Cargas	Cargas	Cargas	Cargas	Cargas
A	Cargas	Baterias	Baterias	Cargas	Cargas	Cargas	Cargas
MA	Cargas	Baterias	Baterias	Baterias	Baterias	Cargas	Cargas
EA	Cargas	Baterias	Baterias	Baterias	Baterias	Baterias	Baterias

Fonte: elaborado pelo autor.

Finalmente, o agente supervisor está dotado de uma percepção *fuzzy*, como mostrada na Figura 23, sendo capaz de inferir, com base nas variáveis mostradas se deve enviar uma solicitação de proposta para o agente baterias ou para o agente cargas, num primeiro momento. Após isso, o processo é semelhante ao fluxograma da Figura 20, onde o agente supervisor realiza uma nova solicitação ao outro agente caso o balanço energético seja não-nulo. A Figura 23 mostra o agente supervisor com seus dois controladores difusos,

Figura 23 –Agente Supervisor com Percepção *Fuzzy*.

Fonte: elaborado pelo autor.

4.5 SISTEMA MULTIAGENTE COM APRENDIZADO POR *Q-LEARNING*

Apesar da adição da percepção *fuzzy*, o agente pode ainda decidir de forma mais eficiente quanto ao gerenciamento energético da microrrede ao se adicionar o aprendizado por reforço utilizando o algoritmo *Q-Learning*.

Neste caso, o *Q-Learning* irá treinar o agente supervisor para, com base nos seus conhecimentos adquiridos, tentar, sempre que possível, decidir pela ação que maximiza sua recompensa, neste caso, visando um balanço energético o mais próximo de zero.

Assim como a percepção *fuzzy* substituiu a decisão binária do agente, *Q-Learning* irá substituí-la. No entanto, essa percepção será aproveitada como a exploração do algoritmo. Isto significa que quando o algoritmo não escolher a estratégia de encontrar o maior Q-Valor na Q-Tabela, este irá decidir utilizando a percepção difusa.

A implementação do algoritmo de aprendizagem por reforço se deu, assim como os outros modelos deste trabalho, em linguagem de programação *Python*. Primeiramente, definiu-se as variáveis que iriam identificar o estado da microrrede num momento qualquer: o SOC médio das baterias, a demanda das cargas, a quantidade de cargas conectadas, a geração renovável fotovoltaica atual e a hora do dia. Os estados são, portanto, combinações de todas as possibilidades destas variáveis. É notório ressaltar que quanto mais variáveis representarem um estado, melhor será o treinamento do agente.

Pensando em termos computacionais, a combinação destas 5 variáveis contínuas resultaria em infinitas combinações, devido aos diversos valores que podem assumir. Para reduzir os possíveis estados da microrrede utilizou-se o processo já apresentado de *fuzzificação* das variáveis, reduzindo as possibilidades de cada variável para 7 rótulos linguísticos. De tal forma, os estados possíveis se reduzem a 16.807 possibilidades. Os rótulos para as quatro primeiras variáveis são os mesmos já apresentados anteriormente, com as mesmas funções de pertinência (EB, MB, B, M, A, MA, EA), assim como o período do dia possui as mesmas características já apresentadas.

A Q-Tabela, portanto, é formada por todas as combinações dos estados possíveis. Caso o nível de SOC seja “EA”, por exemplo, a demanda seja “A”, a quantidade de cargas conectadas seja “B”, a geração renovável seja “M” e a hora do dia seja “Tarde”, o estado que representa a microrrede é definida pela tupla (EA, A, B, M, Tarde). Cada linha da Q-Tabela é ocupada por um estado. As colunas são rotuladas com as possíveis ações. De tal forma, para cada linha existem as

colunas com as ações disponíveis, no presente caso, a escolha entre os agentes cargas e baterias. A Tabela 10 representa a forma desta Q-Tabela, inicialmente preenchida apenas com zeros.

Tabela 10 – Q-Tabela Inicial.

Estado (SOC, Demanda, Cargas Conectadas, Geração Renovável, Período do Dia)	Ação	
	Cargas	Baterias
(EB, EB, EB, EB, Madrugada)	0	0
(EB, EB, EB, EB, Manhã1)	0	0
...	...	...
(EB, EB, EB, MB, Madrugada)	0	0
...	...	...
(EA, EA, EA, EA, Pico)	0	0
(EA, EA, EA, EA, Noite)	0	0

Fonte: elaborado pelo autor.

Inicializada a Q-Tabela, o próximo passo é definir os parâmetros do algoritmo. Definiu-se a taxa de aprendizagem α durante o treinamento como 0,9 e 0,1 após o treinamento. Essa métrica define que, durante o treinamento, o agente supervisor irá aprender mais rápido, isto é, a função de atualização do Q-Valor permitirá que este seja incrementado ou decrescido com maior rapidez, conforme Equação (1). Após o treinamento, a taxa é alterada para permitir que o agente continue aprendendo, mas com menor rapidez.

O fator de desconto γ leva em consideração a importância de recompensas imediatas e recompensas futuras no aprendizado. Quanto mais próximo de 1, mais o algoritmo valoriza recompensas futuras, ao passo que próximo de 0 valoriza recompensas imediatas. Neste caso, o episódio possui um único passo, pois o agente irá maximizar a recompensa em cada instante. De tal forma, o fator de desconto pode ser definido como um valor próximo de 0. No entanto, decidiu-se por configurá-lo como 0,8 a fim de, apesar de não ter um impacto significativo em episódios de um único passo, verificar a possibilidade de um comportamento orientado para o futuro.

A política de exploração do algoritmo seguiu o fluxograma mostrado na Figura 24, onde um número aleatório é gerado, caso este número seja menor que o parâmetro ϵ , o agente supervisor irá escolher a ação com base no maior Q-Valor para o estado. Caso não ocorra, o agente irá explorar o ambiente, no entanto, não ocorrerá de forma aleatória como é comum em trabalhos envolvendo este aprendizado de máquina. Neste caso, a percepção *fuzzy* será a exploração do algoritmo.

O parâmetro ϵ foi definido como 0,1 durante o treinamento, significando que o agente irá explorar o ambiente, sem consultar a Q-Tabela, em 90% dos episódios. Desta porcentagem,

80% das decisões foram selecionadas com base na percepção *fuzzy* e 10% escolhidas aleatoriamente. Após o treinamento, o parâmetro foi ajustado para 0,7, definido que a consulta à Q-Tabela ocorresse em 70% dos episódios, enquanto o restante da porcentagem ficou restrita à percepção *fuzzy*.

A recompensa foi definida com base no balanço energético encontrado após executar a ação, independentemente da política escolhida. A Equação (11) mostra as possíveis recompensas para as faixas do balanço energético. A recompensa pode ser composta de diferentes formas, podendo considerar o nível de carregamento de baterias e a quantidade de cargas. No entanto, neste trabalho optou-se por considerar apenas uma recompensa oriunda do balanço energético observado devido a escolha da ação pelo agente supervisor.

$$r_{t+1} = r_{\Delta P} = \begin{cases} +2, & |\Delta P| \leq 50; \\ +1, & 50 < |\Delta P| \leq 100; \\ -1, & 100 < |\Delta P| \leq 500; \\ -2, & |\Delta P| > 500. \end{cases} \quad (11)$$

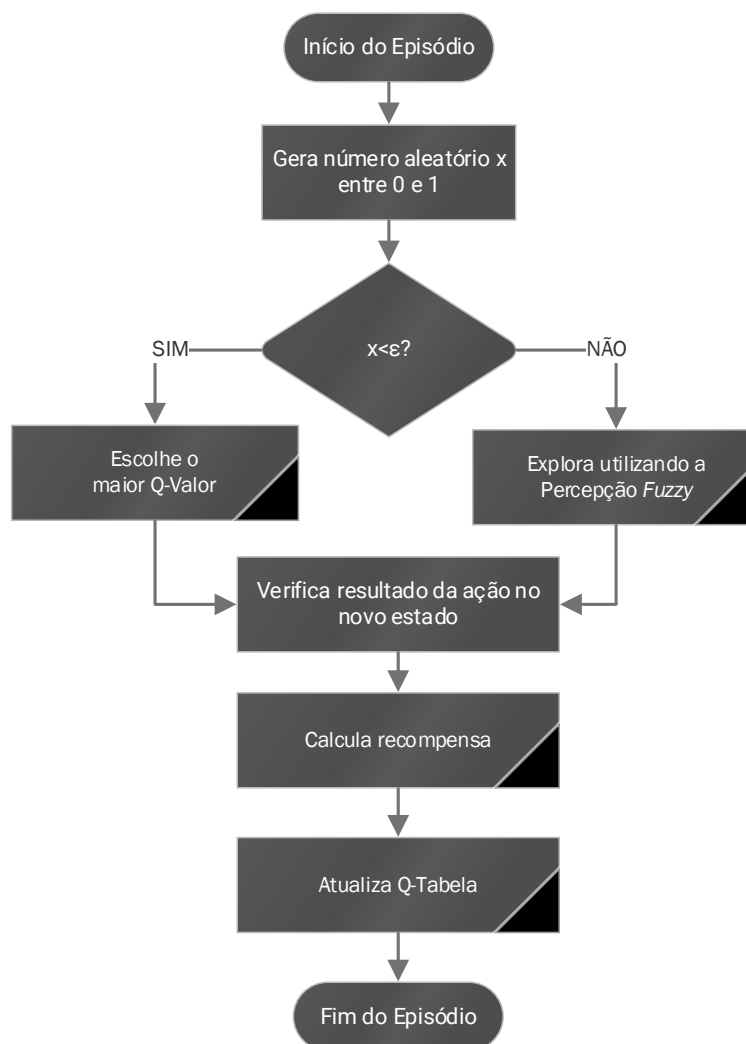
Na qual:

r_{t+1}	recompensa total observada;
$r_{\Delta P}$	recompensa observada baseada em ΔP ;
$ \Delta P_1 $	módulo do balanço energético após realizar a ação escolhida.

De forma semelhante às abordagens já realizadas, após calcular um segundo balanço energético, o agente supervisor irá enviar uma nova proposta para o outro agente, caso não obtenha um balanço nulo.

Implementado o algoritmo de aprendizagem no núcleo do agente supervisor integrado à percepção *fuzzy*, este precisa ser treinado para começar a preencher a Q-Tabela com os Q-Valores observados em cada estado da microrrede ao executar uma das duas ações disponíveis. Os dados levantados para o treinamento, assim como o estudo de caso principal deste trabalho são apresentados a seguir.

Figura 24 – Política de Exploração do Algoritmo *Q-Learning* Implementado.



Fonte: elaborado pelo autor.

4.6 ASPECTOS DAS SIMULAÇÕES

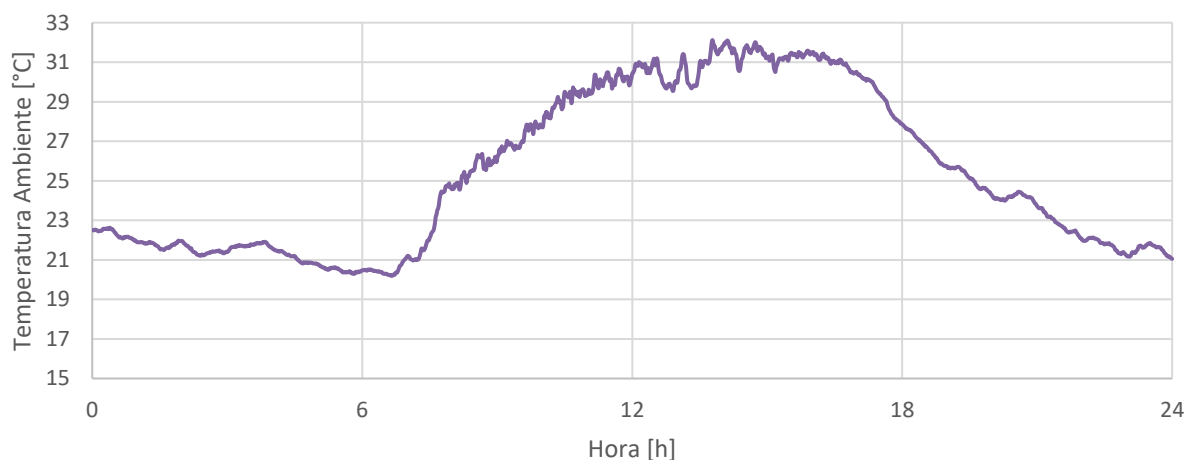
A microrrede modelada necessita, além dos parâmetros já configurados, de dados de entrada para as fontes renováveis para estimar suas saídas, conforme já apresentado. Apenas de tal forma o modelo instaurado para estas fontes pode estimar a potência em cada instante para que o modelo de gerenciamento possa ser utilizado.

Além das variáveis, precisa-se definir o intervalo de tempo que se irá realizar a simulação, aqui definido como um dia de 24 horas, onde são considerados 1440 instantes, distantes no tempo de 1 minuto. De tal forma, a cada minuto do dia o gerenciamento da microrrede é realizado.

Foram realizadas simulações em dois dias diferentes, cada um com suas características, que apresentam os dados de radiação solar, velocidade do vento e temperatura utilizados como entrada para as fontes renováveis em cada dia. Estes dados atmosféricos foram obtidos por meio da estação solarimétrica do Instituto Federal de Goiás, no campus Itumbiara, capaz de armazenar e disponibilizar os dados coletados ao longo do dia, minuto a minuto, para diferentes variáveis atmosféricas, servindo de suporte para diversas pesquisas.

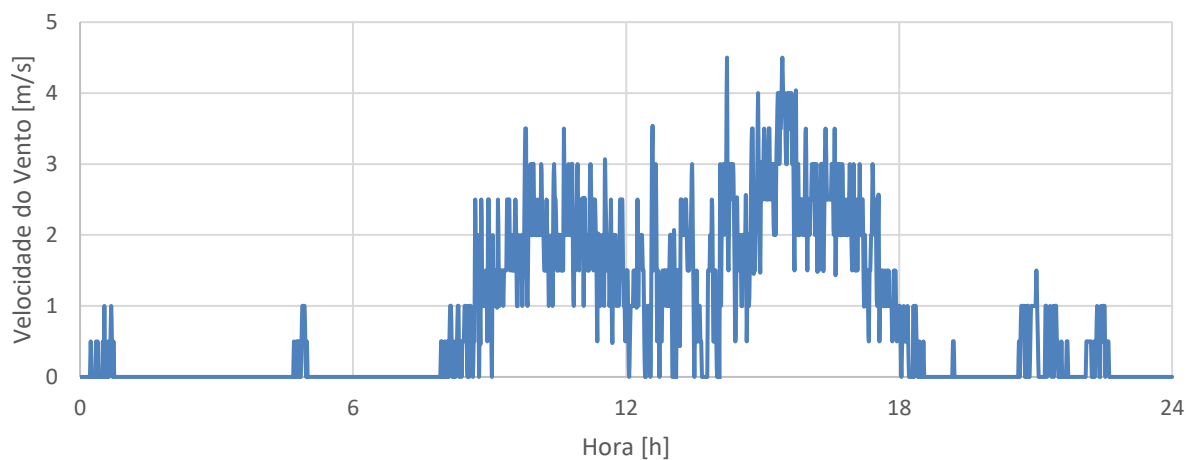
O primeiro dia apresenta dados coletados durante o dia 29 de abril de 2023, representando um caso em que a radiação solar possui uma curva ao longo do dia com presença de vales, o que impacta diretamente na geração de energia, logo, impactando na microrrede. As variáveis deste dia podem ser observadas na Figura 25, Figura 26 e Figura 27.

Figura 25 – Temperatura Coletada - Dia 1: 29 de abril de 2023.



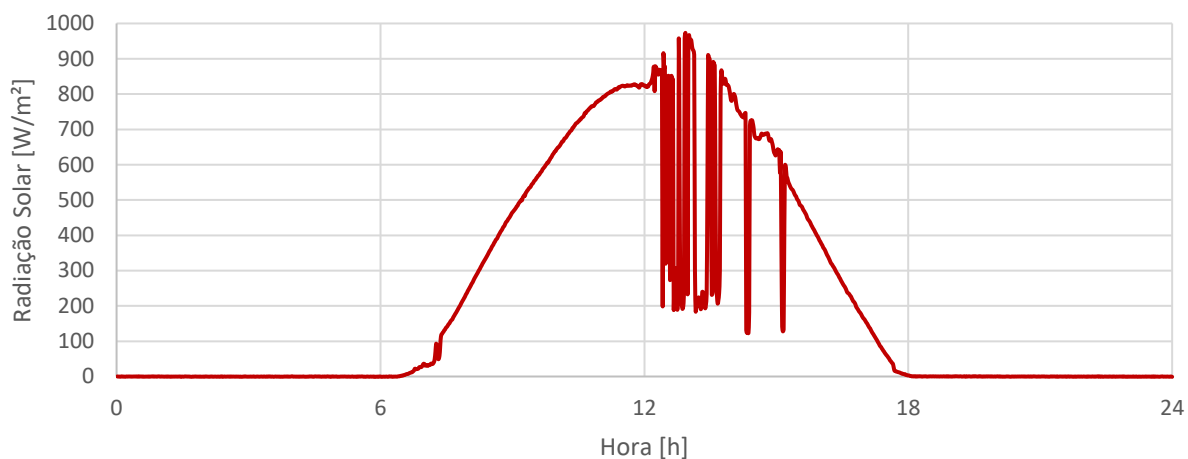
Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 26 – Velocidade do Vento Coletada - Dia 1: 29 de abril de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

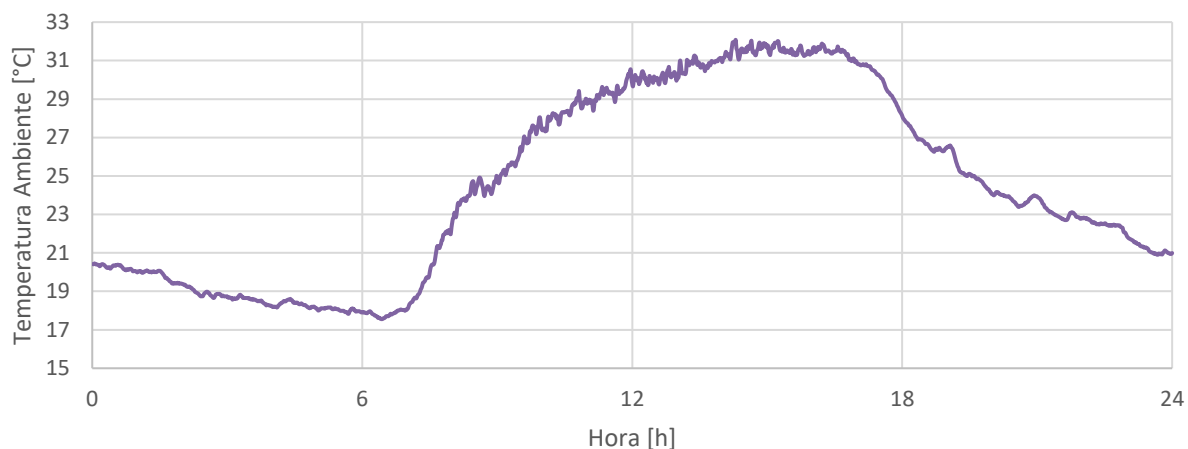
Figura 27 – Radiação Solar Coletada - Dia 1: 29 de abril de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

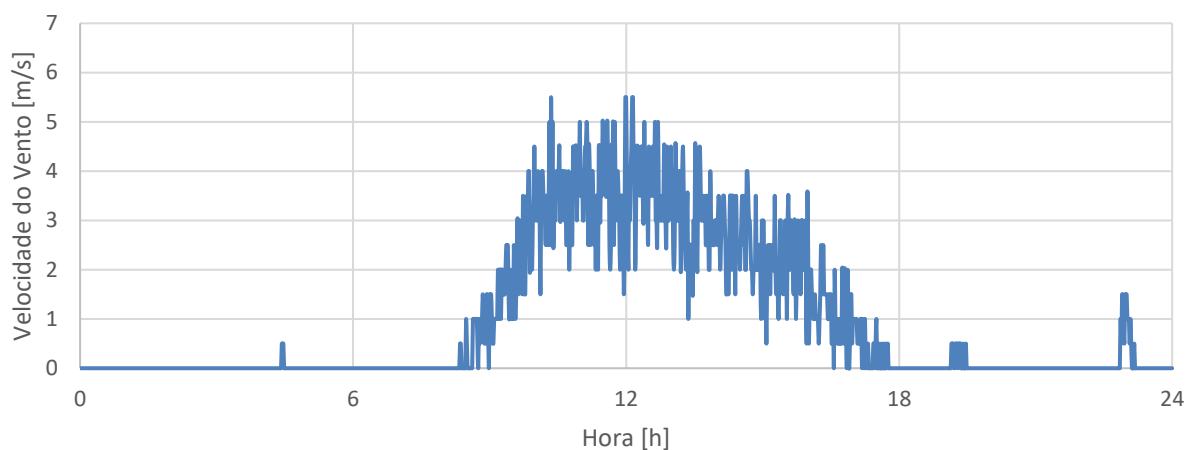
O segundo dia, com dados coletados em 06 de maio de 2023, apresenta um dia com a irradiação com curva mais próxima do ideal, sem deformações que impactam bruscamente na geração de energia. As variáveis coletadas para este dia podem ser vistas na Figura 28, Figura 29 e Figura 30.

Figura 28 – Temperatura Coletada - Dia 2: 06 de maio de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

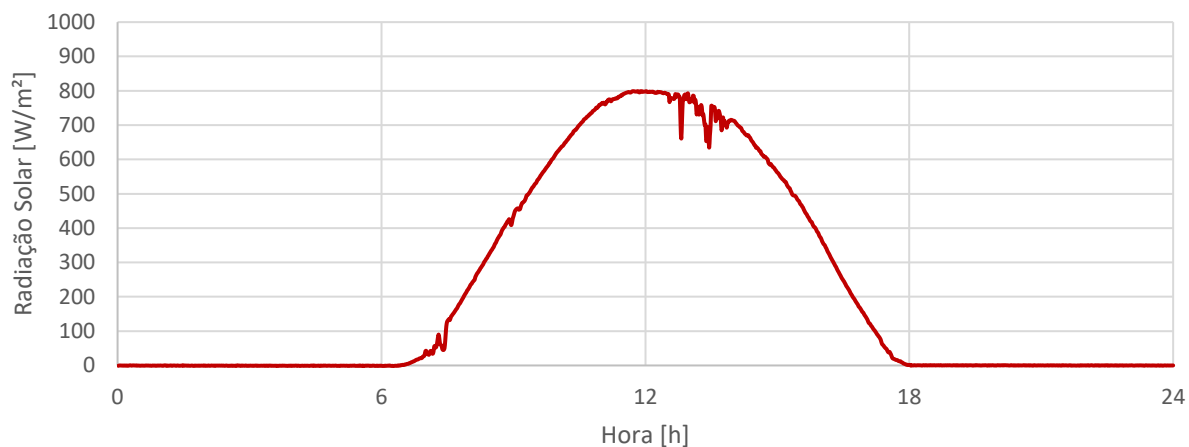
Figura 29 – Velocidade do Vento Coletada - Dia 2: 06 de maio de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

Para cada sistema de gerenciamento modelado nas seções anteriores é realizada a simulação ao longo do dia para os dois dias apresentados. De tal forma, é possível comparar o desempenho do sistema multiagentes agindo por si só, do sistema multiagentes com percepção fuzzy e do sistema multiagentes com aprendizado de máquina e percepção fuzzy. Rotulados como Caso I, Caso II e Caso III, respectivamente, a comparação se dará por meio da análise do balanço energético, cargas conectadas e estado de cargas das baterias ao longo do dia.

Figura 30 – Radiação Solar Coletada - Dia 2: 06 de maio de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

Outro aspecto que necessita de dados de entrada é o treinamento do agente supervisor quando este está utilizando o algoritmo *Q-Learning*. Para isto, dados de temperatura, velocidade do vento e radiação solar de dias compreendidos entre 31 de dezembro de 2022 e 04 de maio de 2023 foram utilizados para o treinamento. O treinamento foi realizado com dados de 24 dias com características diferentes, de forma a tornar o processo de decisão do agente baseado na Q-Tabela mais eficaz. Apenas após o treinamento que a simulação com os dados dos aqui rotulados como Dias 1 e 2 foi realizada.

Em cada simulação armazenou-se os dados de estado de carga de cada bateria em cada instante, assim como a potência gerada por cada fonte renovável, a quantidade de cargas conectadas, a potência consumida por estas cargas, a demanda original caso todas as cargas estivessem conectadas e os balanços energéticos realizados pelo agente supervisor nos três instantes. Estes dados foram analisados e comparados, a fim de verificar o desempenho e a importância da aplicação de um sistema híbrido inteligente no gerenciamento energético de uma microrrede.

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

5.1 INTRODUÇÃO

A utilização de várias inteligências artificiais combinadas num sistema híbrido inteligente apresenta diversos benefícios, conforme pode ser visto na literatura. A combinação das inteligências pode complementar as lacunas de cada uma, obtendo resultados mais satisfatórios.

No quesito das microrredes, a melhoria pode ocorrer tanto no balanço energético, que pode ocorrer de forma mais satisfatória, quanto no gerenciamento dos recursos como fontes, cargas e baterias, ao permitir que mais cargas se mantenham conectadas ao longo do dia e que mais energia limpa seja aproveitada para armazenar energia.

Portanto, a seguir apresenta-se os resultados de cada simulação para os rotulados Dias 1 e 2, para cada etapa de adição de inteligência ao sistema multiagentes, a fim de torná-lo mais inteligente em um sistema híbrido.

Primeiramente, apresenta-se os resultados do gerenciamento para o caso em que apenas o sistema multiagentes com decisão binária no agente supervisor é utilizado. Em seguida, são discutidas as observações quando a percepção fuzzy é adicionada. As implicações da utilização do sistema híbrido inteligente na forma de um sistema multiagente com percepção fuzzy e *Q-Learning* são finalmente mostradas, com uma breve comparação entre os métodos.

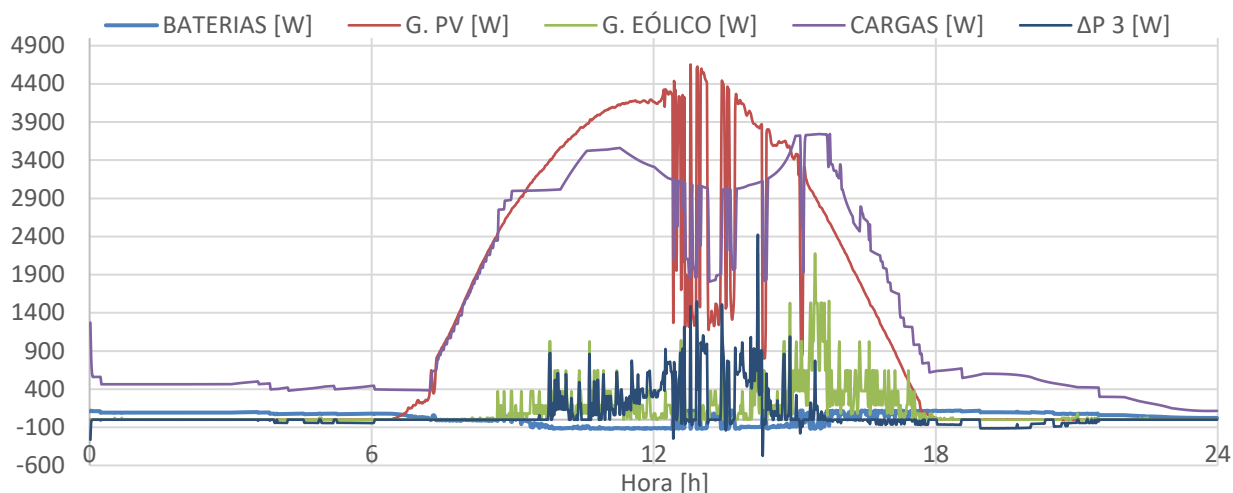
5.2 CASO I: SISTEMAS MULTIAGENTES

Considerando apenas a utilização do sistema multiagentes com a decisão binária, o gerenciamento foi analisado ao longo dos dois dias estudados. Para o primeiro dia, onde a radiação solar apresentava vales, pode-se observar o balanço energético na Figura 31, onde são apresentados tanto os dados de geração fotovoltaica, eólica, demanda das cargas conectadas, as potências de entrada e saída das baterias em cada instante quanto o balanço energético ao longo do dia. A Figura 32 em sequência apresenta o mesmo gráfico para o segundo dia, onde a radiação solar possuía um comportamento mais estável.

Conforme pode ser notado, o gerenciamento utilizando apenas o sistema multiagentes com decisão binária apresenta um balanço final, denotado nos gráficos por ΔP_3 , indicando que, mesmo que existam, são poucos os momentos em que há falta de energia na microrrede. No entanto, o

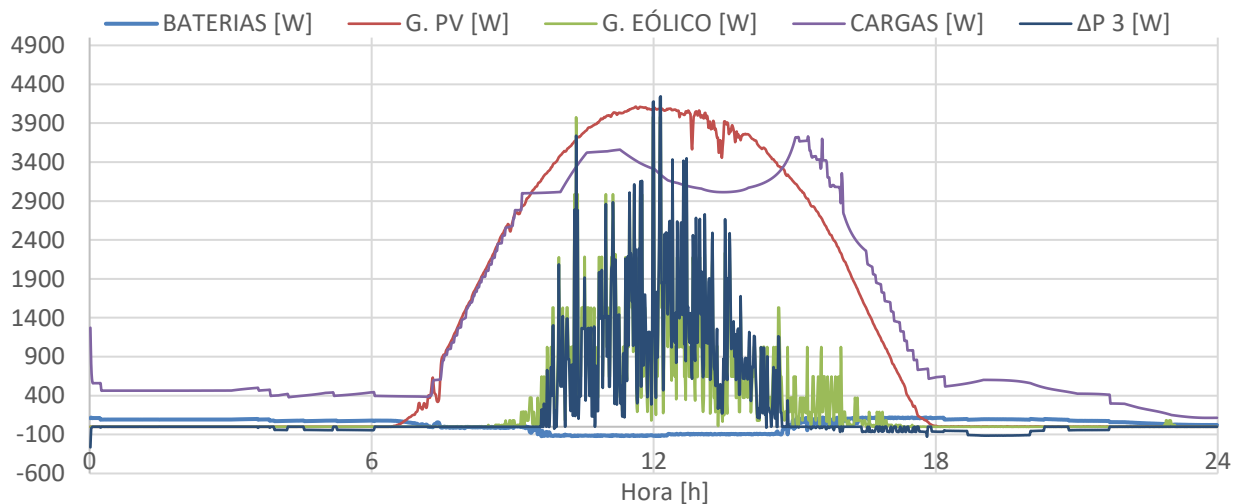
excesso de energia pode ser notado em grande escala, podendo otimizar o controle a fim de aproveitar de forma satisfatória essa energia excedente.

Figura 31 – Balanço Energético – Caso I – Dia 1: 29 de abril de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 32 – Balanço Energético – Caso I – Dia 2: 06 de maio de 2023.

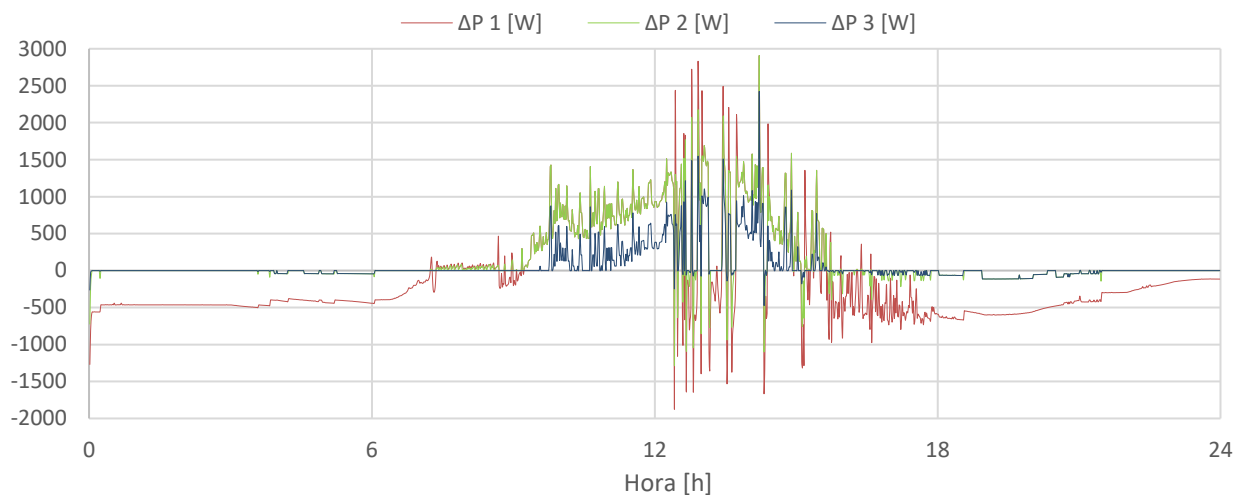


Fonte: elaborado pelo autor.

Como o balanço é realizado em etapas diferentes, os balanços energéticos intermediários são apresentados para cada caso nas Figura 33 e Figura 34. Apesar de todo o balanço energético estar relacionado com a escolha do agente supervisor, o balanço denotado por ΔP_2 é o diretamente conectado a esta decisão. Logo, o primeiro balanço apresentado refere-se ao que ocorre na microrrede, sem gerenciamento algum ocorrendo, o segundo balanço já apresenta o estado da

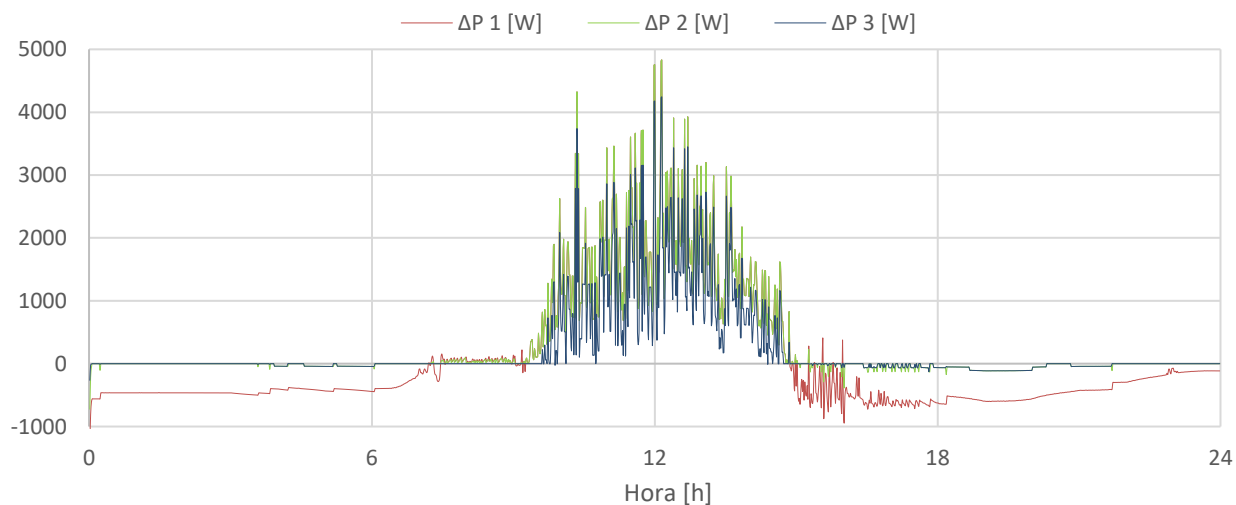
microrrede após a ação do agente supervisor, assim como o terceiro balanço, onde o agente supervisor realiza uma nova chamada de proposta de forma a complementar o gerenciamento.

Figura 33 – Balanço Energético por Etapas – Caso I – Dia 1: 29 de abril de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 34 – Balanço Energético por Etapas – Caso I – Dia 2: 06 de maio de 2023.



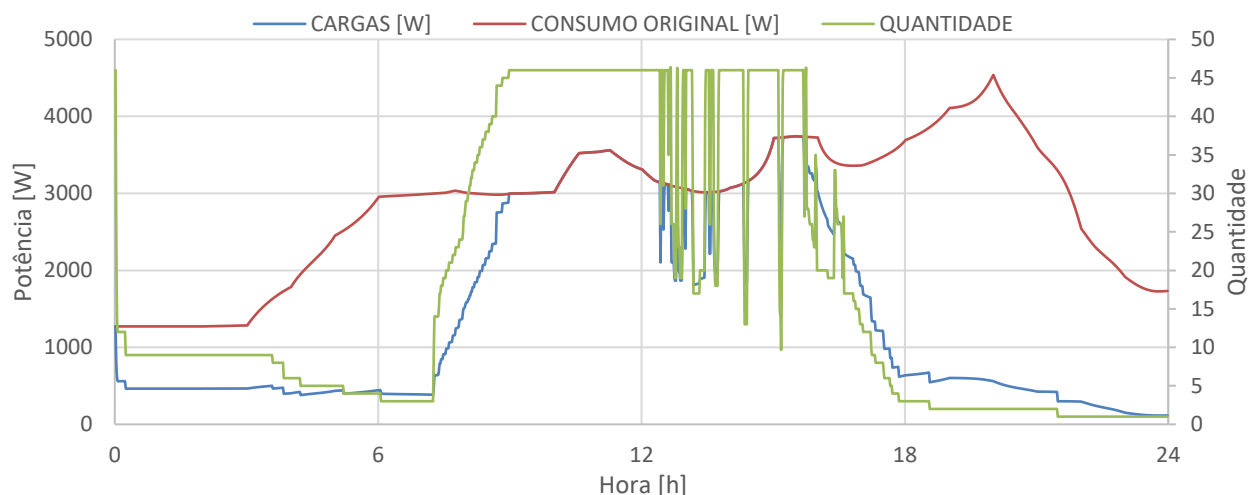
Fonte: elaborado pelo autor.

Conforme pode ser observado nas figuras supracitadas, ao realizar a primeira escolha, o agente supervisor não é capaz em apenas uma iteração de eliminar toda a falta ou excesso de energia, considerando os limites da microrrede.

Outra característica que pode ser observada para avaliar o desempenho do gerenciamento é relacionada às cargas da microrrede. Quanto melhor o gerenciamento, mais cargas estarão

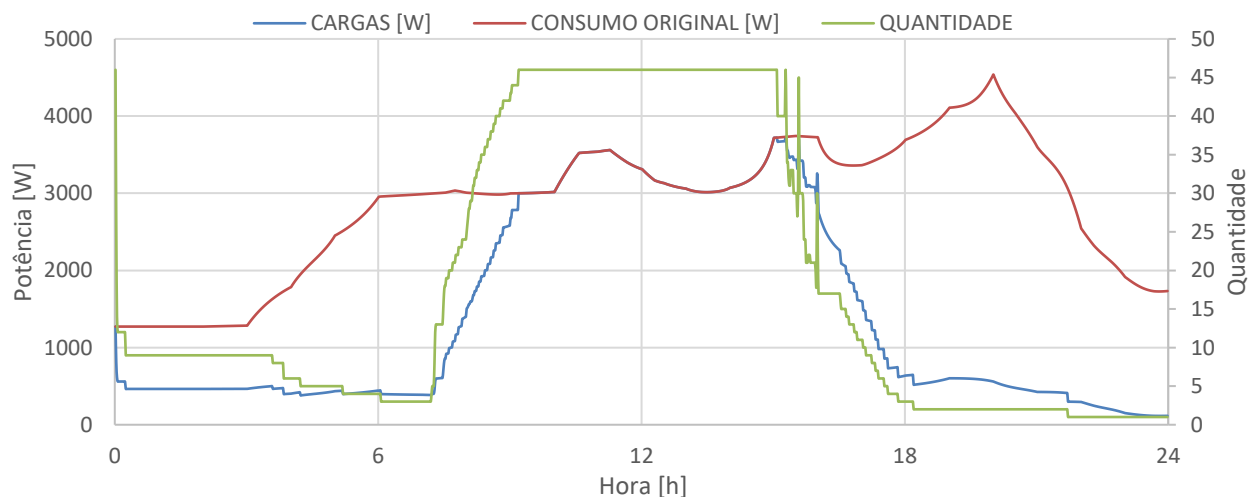
conectadas. Este aspecto, sob responsabilidade do agente cargas, pode ser observado na Figura 35 e Figura 36, que apresentam a demanda original das cargas, a demanda ajustada pelo gerenciamento e a quantidade de cargas ao longo de cada dia.

Figura 35 – Gerenciamento de Cargas – Caso I – Dia 1: 29 de abril de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 36 – Gerenciamento de Cargas – Caso I – Dia 2: 06 de maio de 2023.



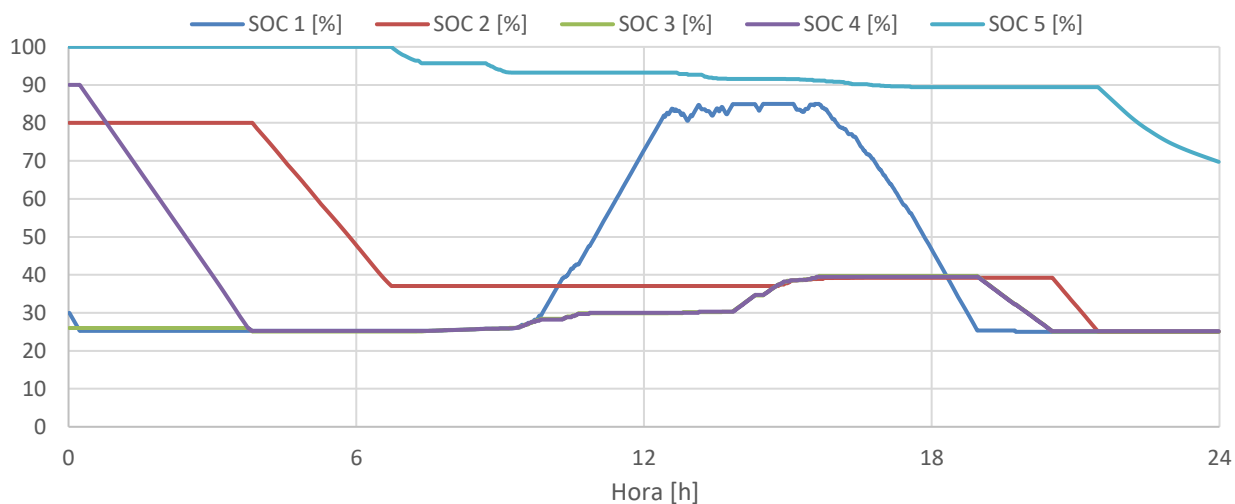
Fonte: elaborado pelo autor.

Em ambos os dias, no início da madrugada, devido à baixa disponibilidade de geração renovável e os limites das baterias, há um gerenciamento de cargas conectadas, diminuindo a quantidade de acordo com o que a microrrede pode suprir. Quando a geração aumenta, estas cargas

são adicionadas a depender da geração disponível. No primeiro dia, os efeitos das oscilações da geração renovável são graficamente visíveis, afetando o gerenciamento de cargas.

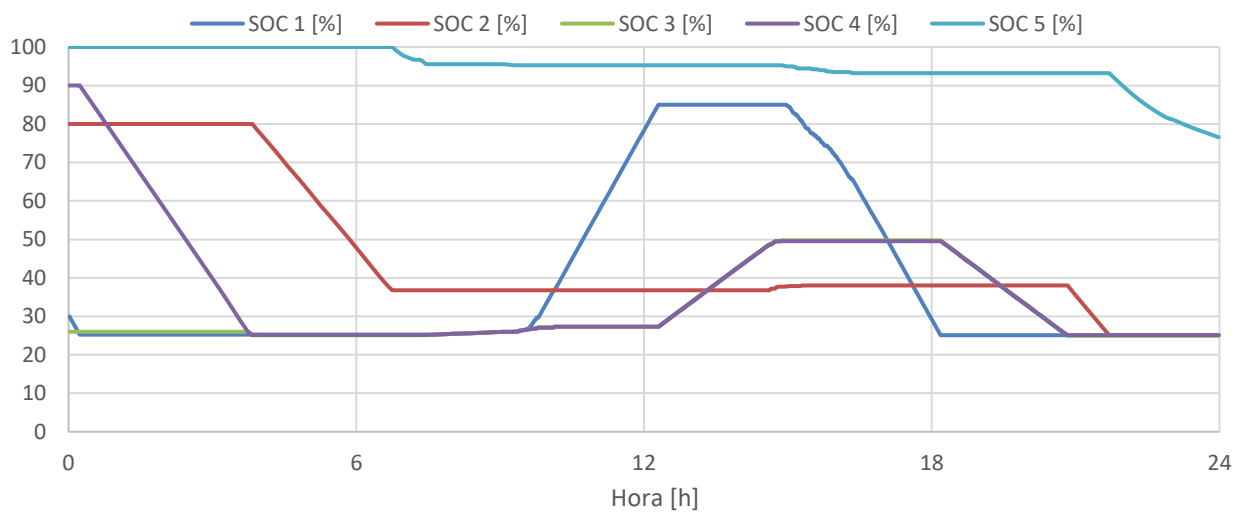
O desempenho do agente baterias pode ser visto na forma do estado de carga das baterias para cada instante do dia. A Figura 37 e Figura 38 apresentam esta informação para cada bateria ao longo de cada dia.

Figura 37 – Gerenciamento de Baterias – Caso I – Dia 1: 29 de abril de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 38 – Gerenciamento de Baterias – Caso I – Dia 2: 06 de maio de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

Nos gráficos apresentados, as curvas ascendentes indicam o carregamento das baterias, quando há energia renovável excedente. As curvas descendentes mostram o descarregamento das mesmas. Note que em cada instante apenas uma bateria é carregada ou descarregada, como foi definido no gerenciamento do agente baterias.

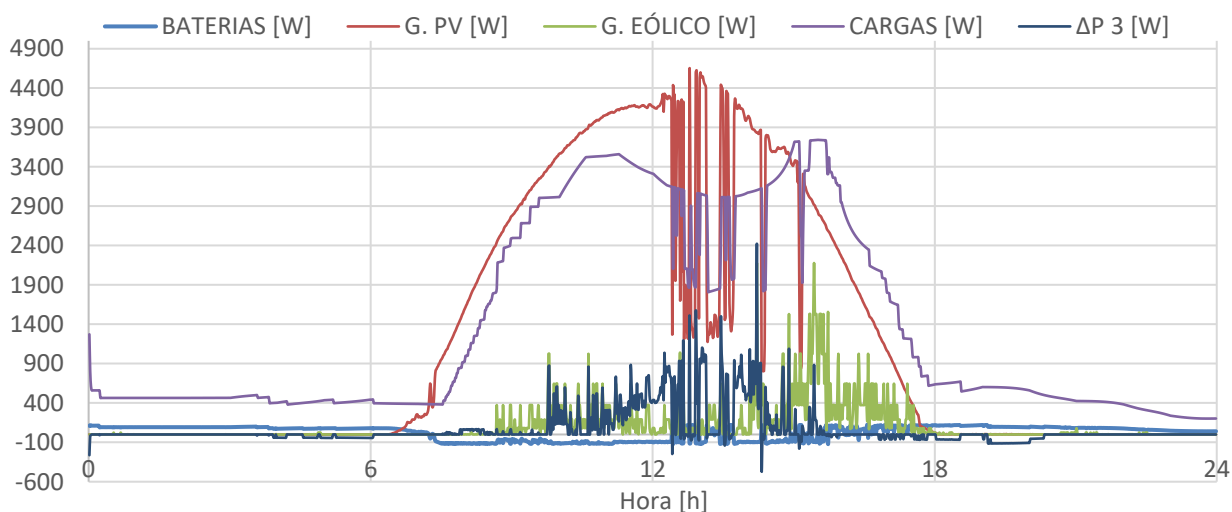
A aplicação da percepção *fuzzy* e aprendizagem por reforço neste sistema multiagentes visa melhorar o gerenciamento via sistemas híbridos inteligentes. As figuras supracitadas são os medidores de desempenho do gerenciamento da microrrede. As seções a seguir apresentarão estes mesmos gráficos para os Casos II e III, discutindo suas melhoras e particularidades.

5.3 CASO II: MULTIAGENTES COM PERCEPÇÃO FUZZY

Ao adicionar a percepção *fuzzy* ao agente supervisor, com os mesmos dados de entrada, é possível verificar o desempenho do gerenciamento ao longo do dia. Ao observar e comparar o balanço energético resultante das decisões do agente supervisor, o gerenciamento de cargas realizado pelo agente cargas sob supervisão e gerenciamento das baterias realizado pelo agente baterias, também alinhado às decisões do agente supervisor.

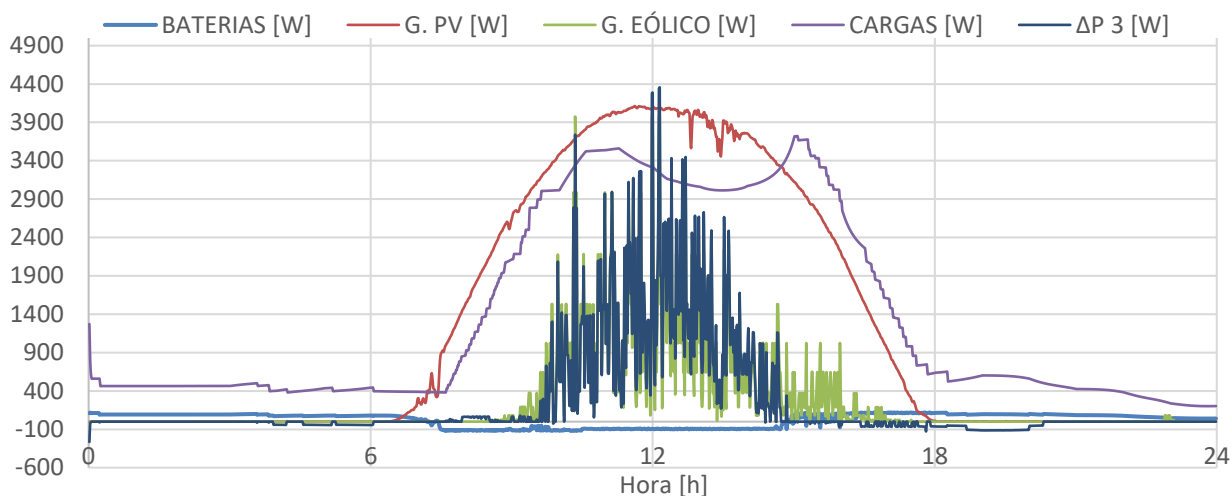
Quanto ao gerenciamento do agente supervisor, os resultados são semelhantes ao caso apenas com o sistema multiagentes. No primeiro dia, conforme visto na Figura 39, as cargas são ajustadas de maneira mais suave ao final do dia, comparado ao gerenciamento anterior. O mesmo pode ser visto no segundo dia, mostrado na Figura 40.

Figura 39 – Balanço Energético – Caso II – Dia 1: 29 de abril de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 40 – Balanço Energético – Caso II – Dia 2: 06 de maio de 2023.



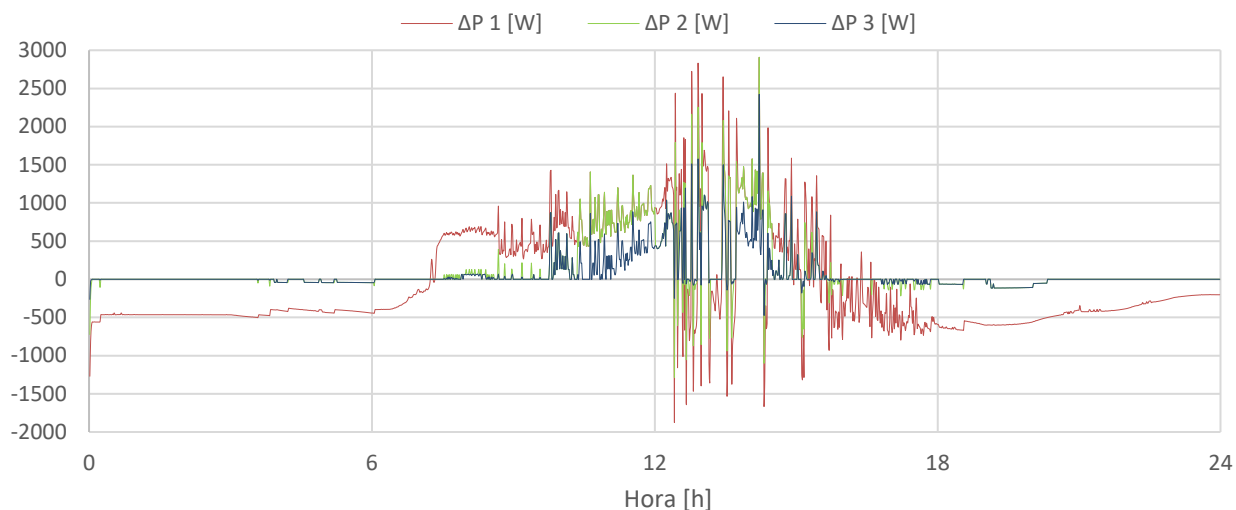
Fonte: elaborado pelo autor.

Apesar deste aspecto mais suave, o gerenciamento com a adição da percepção *fuzzy* apresenta diferenças quanto as etapas realizadas pelo agente supervisor. No primeiro dia, apresentado pela Figura 41, é possível verificar que o primeiro balanço apresenta diferenças quando comparado ao caso anterior.

Mesmo que o segundo balanço energético apenas possua relação direta com as decisões do agente supervisor, é notório que as decisões passadas deste influenciam no balanço energético da microrrede nos próximos momentos. De tal forma, uma ação tomada num momento qualquer pode impactar em um outro momento futuro. Logo, na Figura 41 pode se verificar um excesso de energia num momento em que anteriormente não havia, em horário próximo às 7 da manhã. No entanto, na segunda etapa do balanço energético e etapa final, após a ação do agente supervisor, os resultados são praticamente idênticos. O mesmo ocorre com o segundo dia, apresentado na Figura 42.

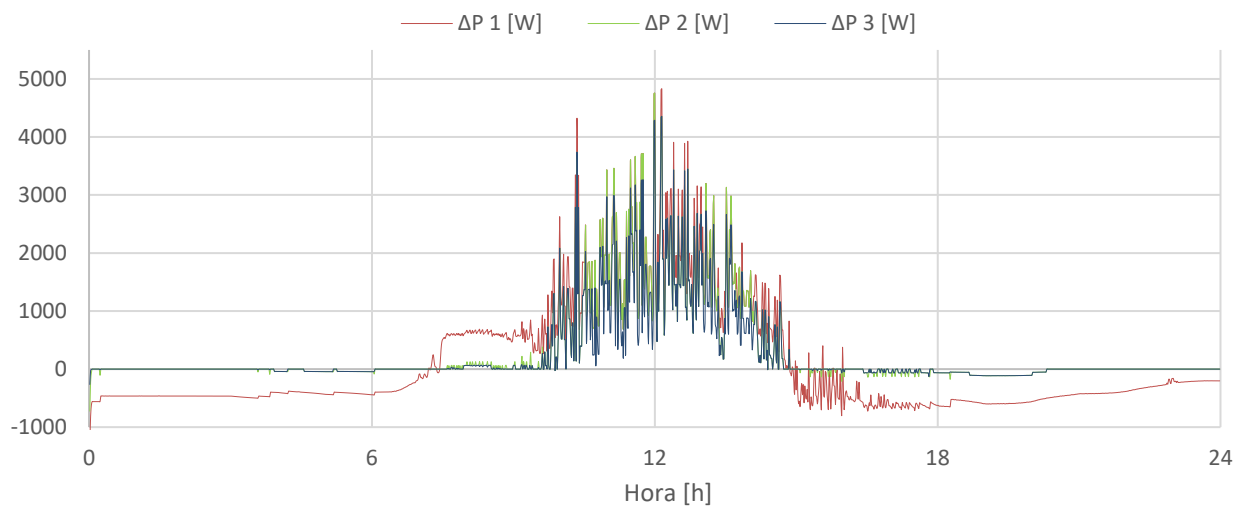
Como pode ser visto, o gerenciamento energético no quesito balanço de energia teve um resultado final praticamente idêntico, no entanto, as outras medidas de desempenho devem ser analisadas. Quanto ao gerenciamento realizado pelo agente cargas, mesmo que não tenha sofrido alteração, sofreu consequências devido a inserção da percepção *fuzzy* no agente supervisor.

Figura 41 – Balanço Energético por Etapas – Caso II – Dia 1: 29 de abril de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

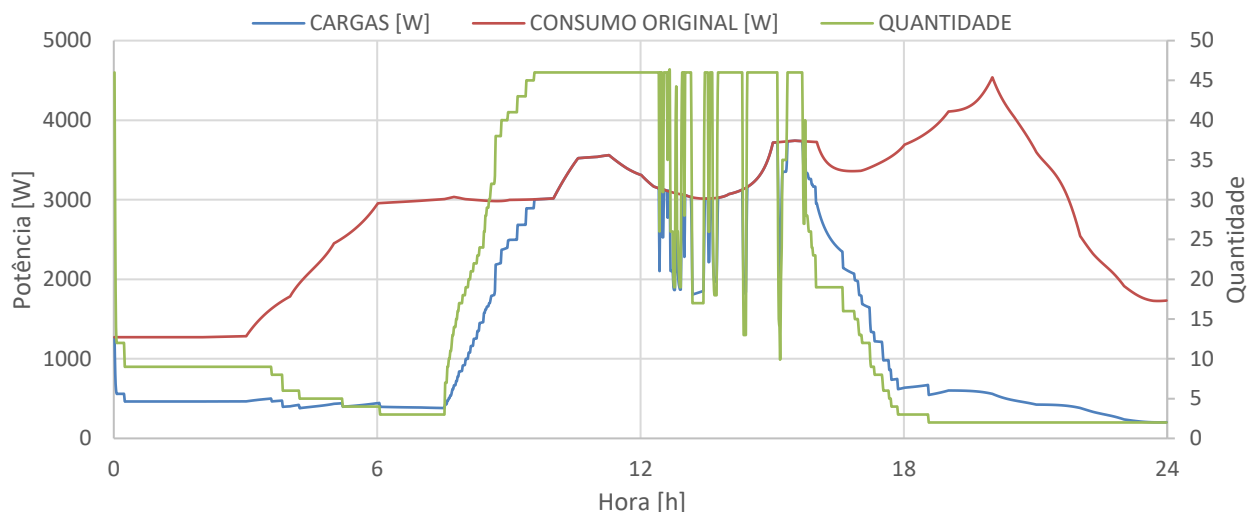
Figura 42 – Balanço Energético por Etapas – Caso II – Dia 2: 06 de maio de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

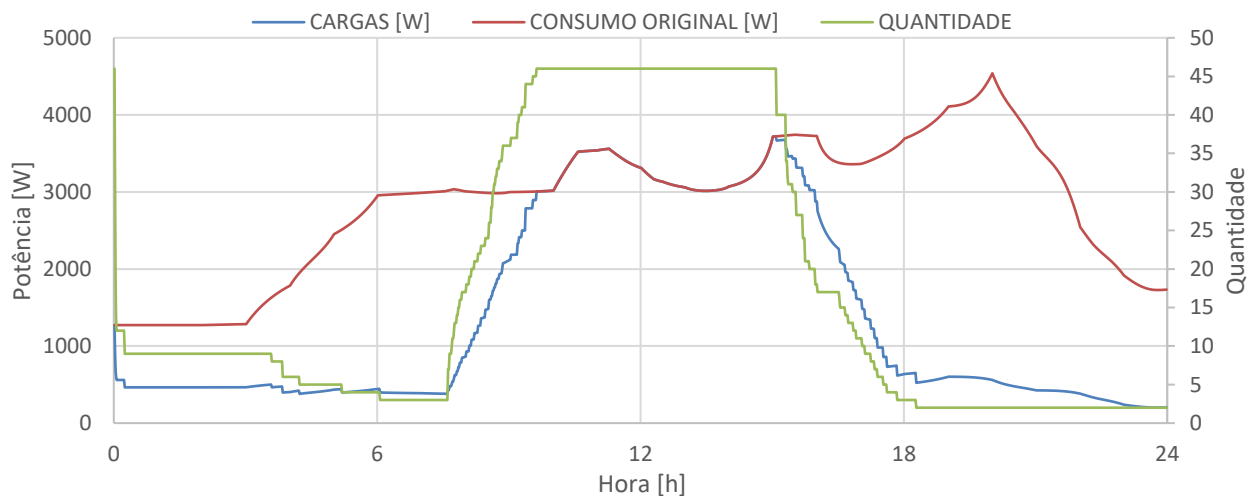
No primeiro dia, conforme Figura 43, nota-se que o gerenciamento das cargas, conforme evidenciado anteriormente, se tornou mais suave, com menos oscilações. Isto permite que as cargas não sejam conectadas e desconectadas do sistema em sequência. O mesmo ocorre no segundo dia e pode ser verificado na Figura 44.

Figura 43 – Gerenciamento de Cargas – Caso II – Dia 1: 29 de abril de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

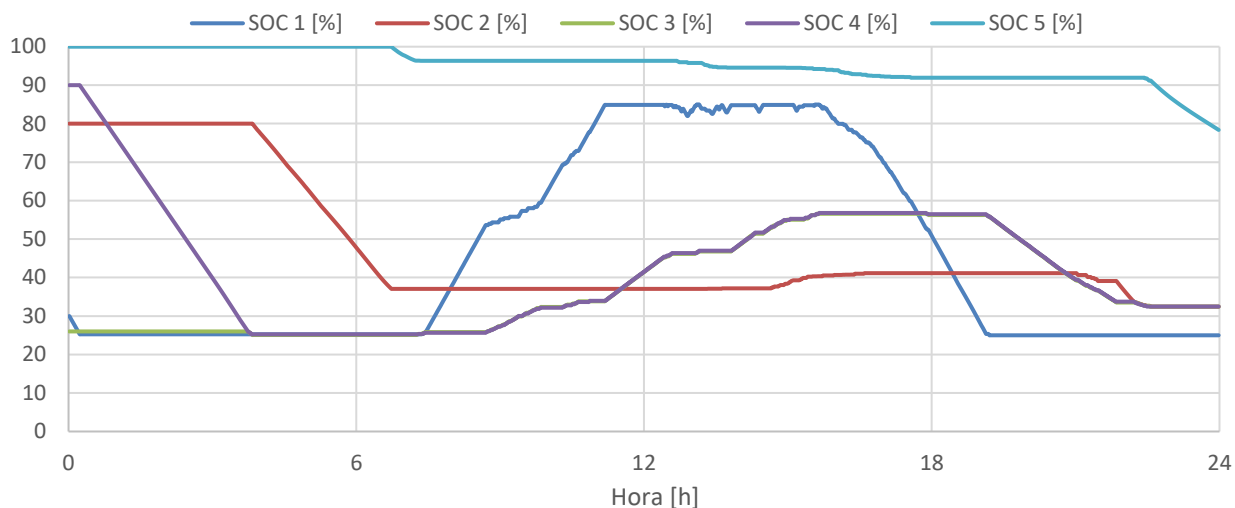
Figura 44 – Gerenciamento de Cargas – Caso II – Dia 2: 06 de maio de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

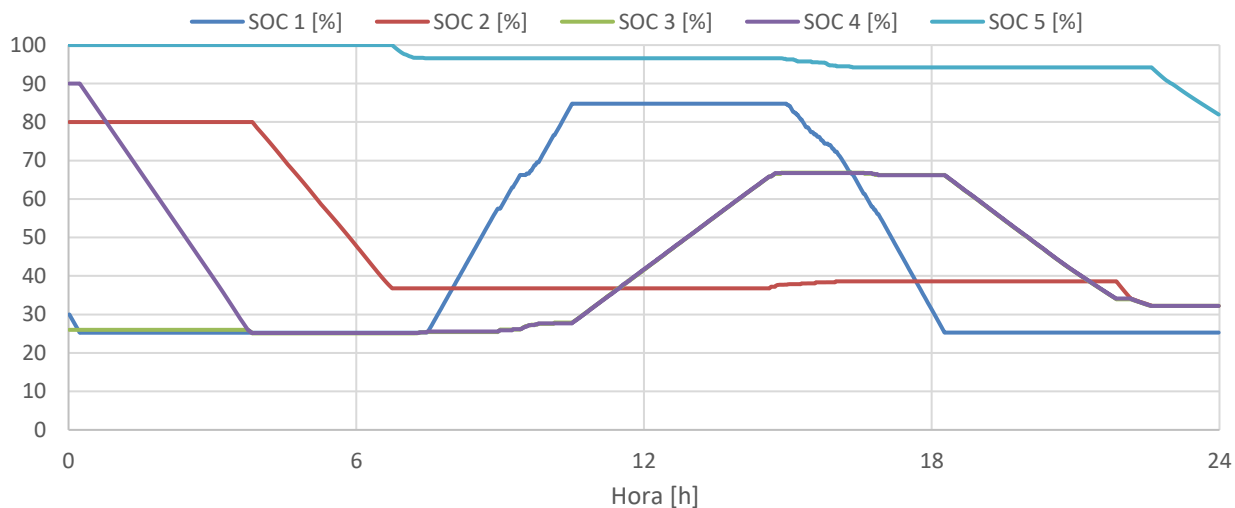
Quanto ao gerenciamento do agente baterias, também subordinado ao agente supervisor, este também apresenta um desempenho diferente. No final do primeiro dia, o agente baterias consegue manter o estado de carga das baterias em um nível maior considerando o gerenciamento realizado apenas pelo sistema multiagentes. Enquanto no Caso I apenas a bateria número 5 manteve um SOC diferente do mínimo ao final do dia, no Caso II apenas a bateria 1 se encontrou com este valor, conforme Figura 45. O segundo dia apresentou os mesmos padrões, que podem ser verificados na Figura 46.

Figura 45 – Gerenciamento de Baterias – Caso II – Dia 1: 29 de abril de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 46 – Gerenciamento de Baterias – Caso II – Dia 2: 06 de maio de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

Logo, pode-se verificar que quanto ao balanço energético final, a adição da percepção *fuzzy* não resultou em grandes melhorias de desempenho. No entanto, a mudança no agente supervisor quanto a qual agente ele envia uma solicitação de proposta primeiro refletiu no gerenciamento dos agentes bateria e cargas, tornando o gerenciamento da microrrede como um todo mais eficiente.

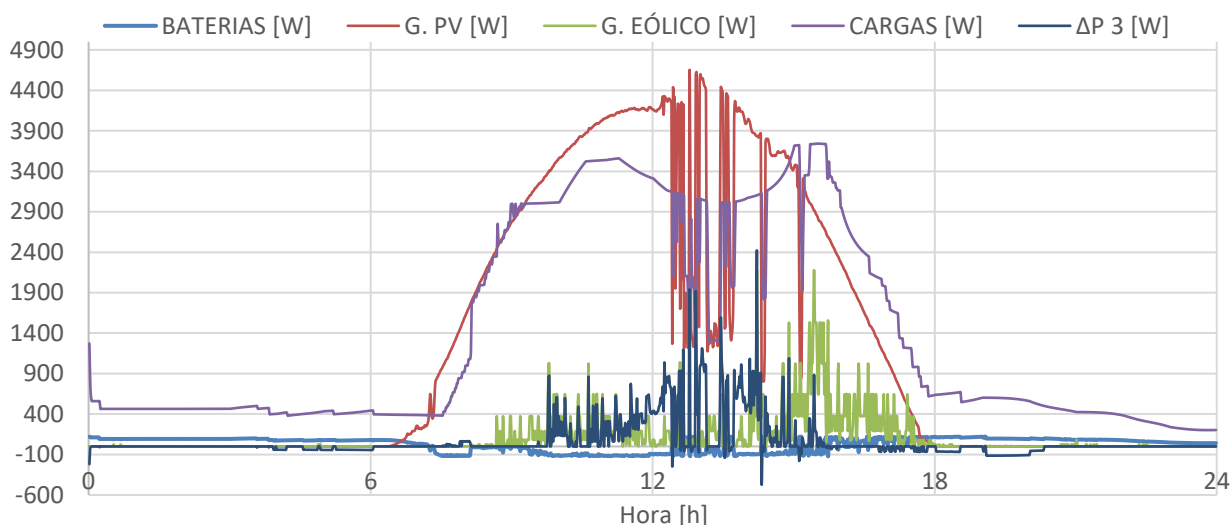
5.4 CASO III: MULTIAGENTES COM PERCEPÇÃO FUZZY E Q-LEARNING

Adicionando a aprendizagem por reforço utilizando o algoritmo *Q-Learning*, espera-se que o agente supervisor torne o gerenciamento mais eficiente, complementando as lacunas deixadas pela percepção *fuzzy*, ao aprender com o tempo quais são as melhores decisões. No entanto, o número de treinamentos influencia diretamente nessas decisões, sendo que quanto mais treinamentos forem realizados mais dados sobre as decisões estarão disponíveis.

Comparado aos outros casos, a adição da aprendizagem por reforço acaba tornando o balanço energético mais eficiente, no entanto, como o treinamento é realizado majoritariamente com a utilização da percepção *fuzzy* como exploração, os resultados acabam seguindo este mesmo comportamento, conforme pode ser notado na Figura 47 e Figura 48.

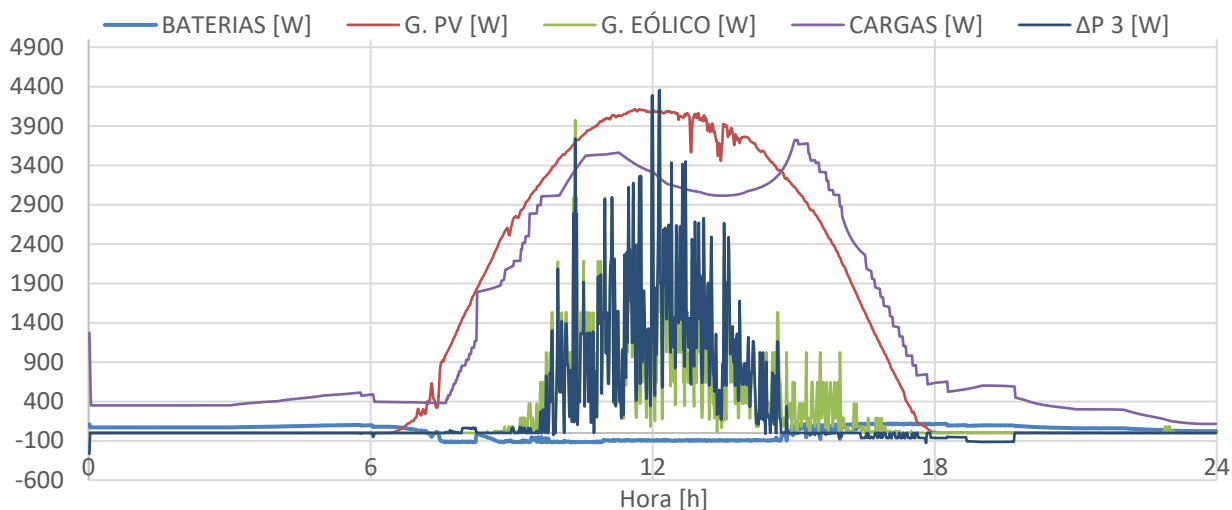
Nota-se que no primeiro dia, há um momento pela manhã em que, praticamente, toda energia renovável gerada é utilizada para alimentar as cargas, o que se mostra um avanço comparado à percepção *fuzzy* que não lida bem com este momento. No segundo dia, no entanto, apesar do gerenciamento tentar seguir este mesmo comportamento, as decisões caminham de forma semelhante à anterior com a percepção *fuzzy*.

Figura 47 – Balanço Energético – Caso III – Dia 1: 29 de abril de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

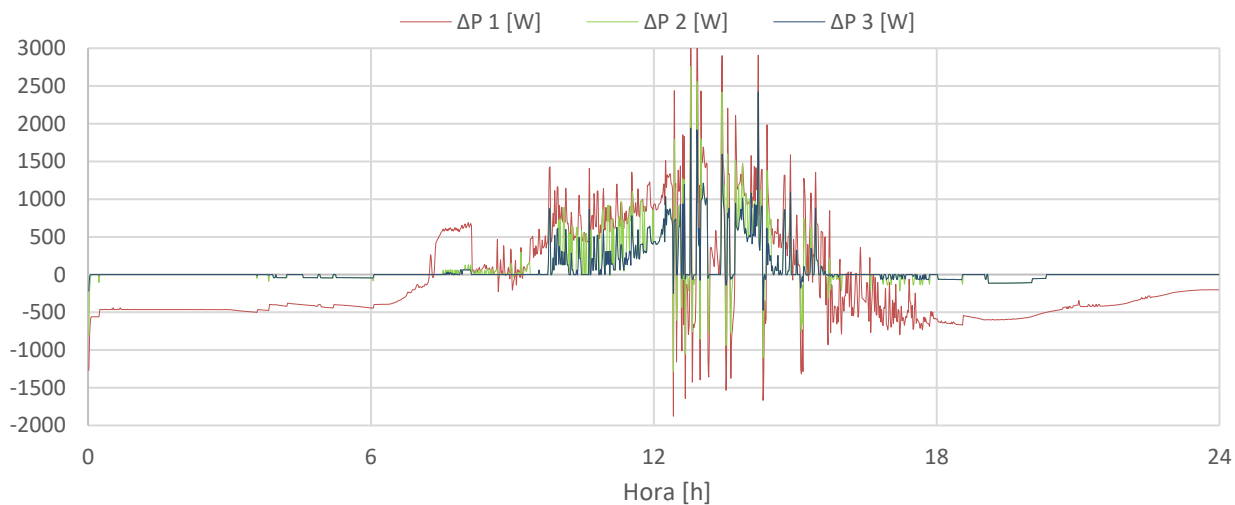
Figura 48 – Balanço Energético – Caso III – Dia 2: 06 de maio de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

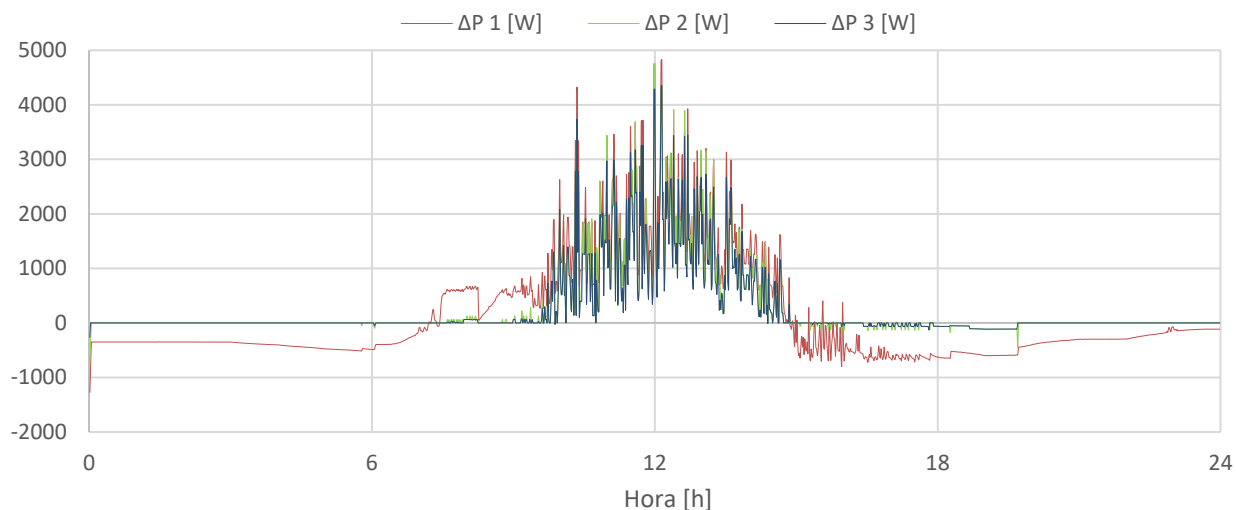
A mudança afetou também o balanço energético em cada etapa. No primeiro dia, durante o momento da manhã supracitado, o balanço energético já é próximo de zero na primeira etapa, conforme pode ser visto na Figura 49. Quando ao segundo dia, o agente também consegue em um momento específico da manhã um gerenciamento eficiente na primeira etapa, mas com o balanço energético no geral se comportando da mesma forma que na percepção *fuzzy*, conforme Figura 50.

Figura 49 – Balanço Energético por Etapas – Caso III – Dia 1: 29 de abril de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

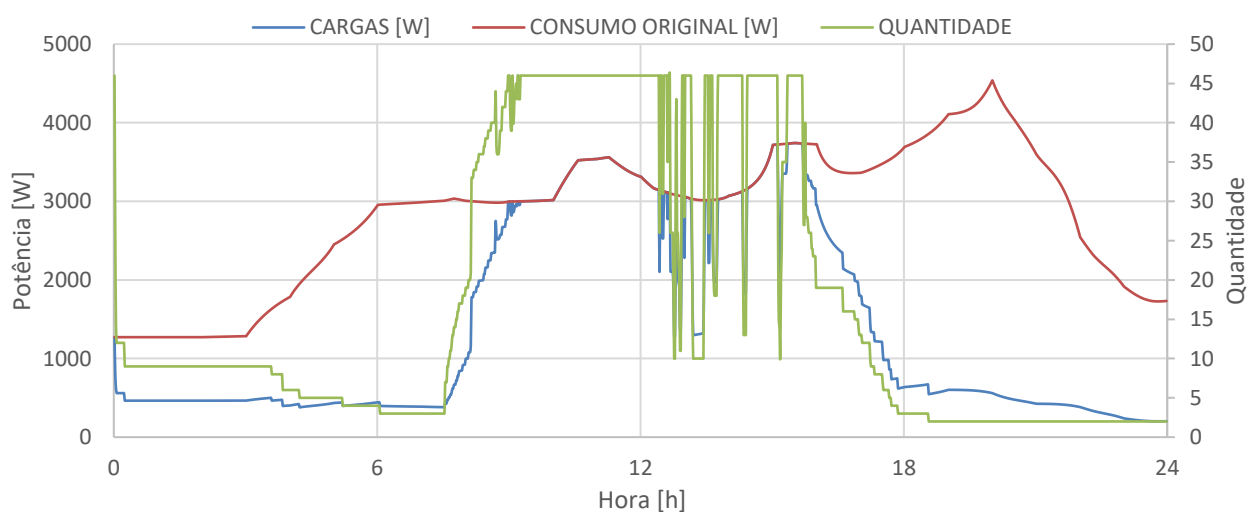
Figura 50 – Balanço Energético por Etapas – Caso III – Dia 2: 06 de maio de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

Essas alterações devido a escolha do agente supervisor são reflexos do gerenciamento individual dos agentes cargas e baterias. O gerenciamento realizado pelo agente cargas no primeiro dia, apesar de dado momento ocorrer de forma mais satisfatória, nos momentos em que há oscilações da energia disponível, este ocorre de forma menos eficiente, como mostra a Figura 51.

Figura 51 – Gerenciamento de Cargas – Caso III – Dia 1: 29 de abril de 2023.

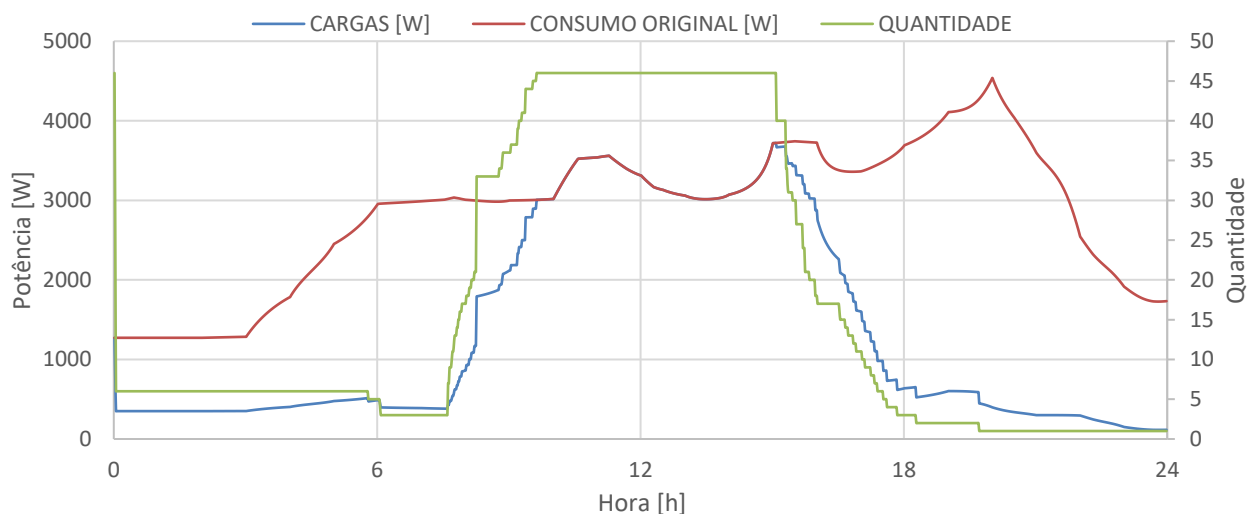


Fonte: elaborado pelo autor.

Nota-se que em certos momentos há oscilações na quantidade de cargas conectadas, o que não é interessante para um sistema que deve garantir uma confiabilidade. No segundo dia,

apresentado pela Figura 52, estas oscilações ocorrem com menos frequência, sendo comparável ao gerenciamento com percepção *fuzzy*. Além disso, nota-se que as cargas são reestabelecidas ao sistema com maior velocidade.

Figura 52 – Gerenciamento de Cargas – Caso III – Dia 2: 06 de maio de 2023.

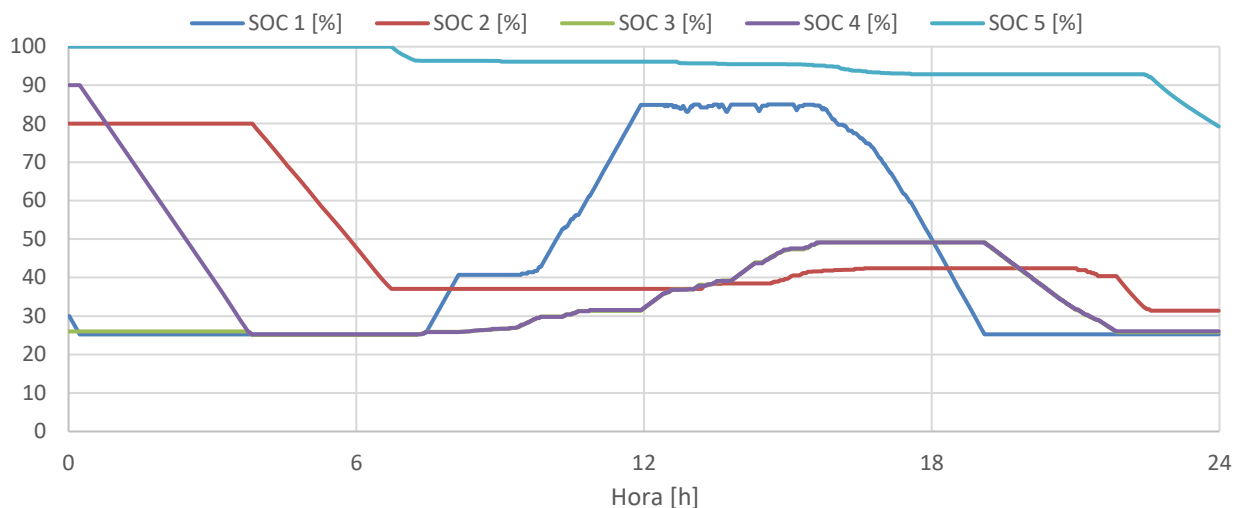


Fonte: elaborado pelo autor.

O gerenciamento das baterias também tem um fator importante no resultado final do gerenciamento da microrrede. Podendo ser observado, para cada caso, na Figura 53 e Figura 54. Enquanto no primeiro dia para a simulação do caso com percepção *fuzzy* houve uma melhora no estado de carga ao final do dia, neste caso há uma piora. Isto é um reflexo do gerenciamento das cargas, onde em certos momentos a energia renovável foi inteiramente utilizada para alimentar as cargas, enquanto nos outros casos uma parcela foi utilizada para carregar as baterias.

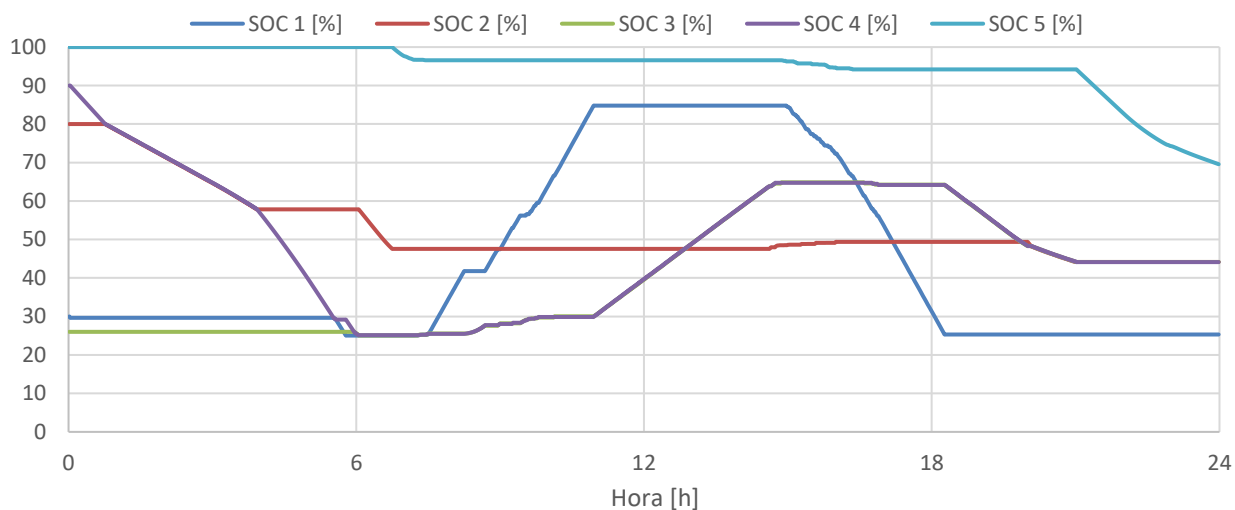
No segundo dia, por outro lado, a adição da aprendizagem por reforço permitiu que o agente, com base nos seus conhecimentos adquiridos, elevasse os níveis do SOC das baterias 2, 3 e 4, e aproveitasse melhor a bateria 5, que possui uma potência máxima de carga e descarga com menor valor, o que impede seu uso constante.

Figura 53 – Gerenciamento de Baterias – Caso III – Dia 1: 29 de abril de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 54 – Gerenciamento de Baterias – Caso III – Dia 2: 06 de maio de 2023.



Fonte: elaborado pelo autor.

5.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A adição de cada inteligência passo a passo permite verificar o impacto que cada uma causa no gerenciamento energético da microrrede, seja melhorias ou não. Cada inteligência artificial inserida apresenta um aspecto da inteligência humana que é traduzido em linguagem de programação.

Os sistemas multiagentes, utilizado como base do sistema híbrido inteligente aqui desenvolvido, apresenta a característica social do comportamento humano, além da característica de sistema distribuído. Cada agente possui suas próprias responsabilidades, mas podem se comunicar para conseguir informações relevantes para alcançarem seus objetivos finais.

A adição da percepção *fuzzy*, uma inteligência que representa o raciocínio dedutivo, mostrou-se consideravelmente eficaz em melhorar o desempenho do gerenciamento, principalmente quanto à utilização das baterias, que ao final do dia acabaram com maior estado de carga. Esta inteligência depende das regras que são inseridas, além de outros aspectos, logo, é necessário que o processo seja conhecido e traduzido em regras e funções de pertinência.

Já a aprendizagem por reforço via algoritmo *Q-Learning* possui uma característica do comportamento humano que é o de aprender com o tempo com base em tentativas e erros. Neste caso, não há necessidade de se conhecer o processo de gerenciamento, sendo necessário apenas conhecer as métricas de um resultado aceitável ou rejeitável para definir as recompensas. Apesar de apresentar algumas melhorias, a adição da aprendizagem por reforço necessita de mais treinamento para atualizar seu conhecimento, o que pode acabar acarretando num gerenciamento mais adequado. Além disso, utilizar a percepção *fuzzy* como uma parte do treinamento de exploração pode induzir o comportamento do agente supervisor a replicar o comportamento instaurado a partir do conjunto de regras do controlador difuso. Para mitigar este efeito, utilizou-se uma porcentagem de decisões aleatórias, visando permitir uma real exploração do agente supervisor.

6 CONCLUSÕES

As microrredes são sistemas que estão notoriamente em ascensão, sendo o futuro da geração distribuída. Assim como seu conceito evoluiu ao longo dos anos, incluindo sua arquitetura e componentes, as suas técnicas de gerenciamento vêm se aprimorando visando acompanhar esta evolução e permitir que a microrrede opere de forma confiável, com qualidade e autonomia.

A utilização de inteligência artificial já se mostra eficaz, e a combinação de diferentes técnicas num sistema híbrido inteligente se mostra promissor ao permitir combinar os benefícios de cada uma. Neste trabalho, foi implementado passo a passo um sistema híbrido inteligente que utiliza um sistema multiagentes como base, com adição de percepção *fuzzy* e aprendizagem por reforço via *Q-Learning*.

A combinação destas técnicas permitiu um gerenciamento mais eficaz comparado à situação base, onde o balanço energético ao longo do dia apresentado para os dois dias diferentes ocorreu de forma eficaz e semelhante. No entanto, a adição destas inteligências aprimorou o uso de baterias, permitindo que estas possuam um maior estado de carga ao final do dia para ser utilizadas posteriormente.

Apesar da combinação destas inteligências tornar o gerenciamento mais eficientemente energético, ao replicar diferentes aspectos da inteligência humana, a adição de outras inteligências, ou até mesmo a substituição de uma por outra mais adequada, pode tornar o gerenciamento mais rebuscado, expandindo as possibilidades ao adicionar novas funcionalidades ao gerenciamento energético.

A possibilidade de adição de novos agentes, cada um com suas características, expande ainda mais as possibilidades, sendo que podem ser inseridos novos agentes, seja de novas fontes de energia, cargas, ou para lidar com outras características da microrrede, aqui negligenciadas, como a tensão e frequência.

Quanto ao gerenciamento, o atendimento das cargas prioritárias pode ser observado ao longo do dia, garantindo o funcionamento básico da microrrede, mesmos em condições onde não há geração renovável. No entanto, em aplicações reais e com necessidades de mais cargas conectadas, a adição de uma fonte despachável deve ser considerada, não mantendo a microrrede dependente apenas dos sistemas de armazenamento e da geração renovável, aumentando a confiabilidade da mesma.

Logo, as possibilidades da aplicação de sistemas híbridos inteligentes em uma microrrede são infinitas, mas pode-se perceber que, mesmo na aplicação mais básica de um sistema multiagente com percepção *fuzzy* e aprendizagem por reforço, os benefícios de sua utilização se refletem num gerenciamento eficientemente energético.

6.1 TRABALHOS FUTUROS

No decorrer deste trabalho foram identificadas diferentes abordagens e investigações que podem ser realizadas de forma a aprimorar o gerenciamento da microrrede a partir de um sistema híbrido inteligente:

- Utilização de outros cenários meteorológicos para realizar análises onde a velocidade do vento pode impactar na geração fotovoltaica;
- Expansão do gerenciamento para outros níveis, considerando o controle de tensão e frequência, por exemplo;
- Adicionar uma fonte despachável de energia para complementar a geração da microrrede, reduzindo a dependência das condições climáticas;
- Adição de um modelo de mercado de energia, considerando o fator do preço da geração de energia em cada fonte, exportação e compra de energia de outras microrredes/concessionária, para tomar decisões considerando os menores custos;
- Substituição da percepção fuzzy por uma desenvolvida a partir de um modelo *neuro-fuzzy*, tornando o processo de criação de regras mais eficaz com base em aprendizagem, não dependendo do conhecimento humano preestabelecido;
- Substituição do algoritmo *Q-Learning* por outro tipo de aprendizagem, a fim de comparar o desempenho;
- Investigação do gerenciamento de sistemas híbridos inteligentes quando tratando de agrupamentos de microrredes que comunicam entre si a fim de alcançar seus objetivos;
- Aplicação de um modelo de gerenciamento de microrrede utilizando sistemas híbridos inteligentes em laboratório ou em campo, considerando todos os aspectos de sensoramento, processamento das informações em tempo hábil, comunicação, tomada de decisões e atuação no sistema.

As possibilidades vão ainda além, devido as diferentes combinações de inteligências artificiais e arquitetura de microrredes que se mostram possíveis.

REFERÊNCIAS

- ALCÂNTARA, M. V. P. Microrredes inteligentes: um novo modelo de negócio para a distribuição de energia elétrica. **O setor elétrico**, v. 71, p. 36-45, 2011.
- ALMEIDA, L. F. A. **Gerenciamento de fluxo de potência em microrredes com abordagens heurística e evolucionária para comercialização de energia elétrica**. Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais. Belo Horizonte. 2019.
- AOKI, A. R.; OTTO, R. B. O Mercado de Microrredes. **ABMR - Associação Brasileira de Microrredes**, Foz do Iguaçu, 2020.
- BELLIDO, M. M. H. **Microrredes elétricas: Uma proposta de implementação no Brasil**. Tese de Doutorado. Universidade Federal do Rio de Janeiro. 2018.
- BORGES, P. V. D. S. **Análise regulatória e econômica de microrredes elétricas no Brasil**. Universidade Federal do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro. 2016.
- BRASIL. LEI Nº 14.300, DE 6 DE JANEIRO DE 2022, 2022. Disponível em: <<https://in.gov.br/en/web/dou/-/lei-n-14.300-de-6-de-janeiro-de-2022-372467821>>. Acesso em: 04 Janeiro 2022.
- BÜHLER, A. J. et al. Energia solar fotovoltaica e o setor elétrico brasileiro: situação atual e perspectivas. **Avances en Energías Renovables y Medio Ambiente-AVERMA**, v. 19, p. 11-21, 2015.
- CAMELLO, I. **Análise da difusão de microrredes no Brasil pelo Método do Modelo de Bass**. Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Santa Catarina. Florianópolis. 2021.
- CANEPPELE, F. D. L. **Desenvolvimento de um modelo fuzzy para otimização de energia gerada por um sistema híbrido (solar-fotovoltaico e eólico)**. UNESP. Botucatu. 2007.
- DIMEAS, A. et al. Microgrids Control Issues. In: HATZIARGYRIOU, N. **Microgrids Architectures and Control**. Athens: John Wiley & Sons, 2014. Cap. 2.
- DUNN, S. **Micropower: the next electrical era**. Washington, DC: Worldwatch Institute, 2000.
- ENERGYBRAS. Modelo H6.4 - 500 W. **Energybras Energias Renováveis**, 2015. Disponível em: <<http://energybras.com.br/produtos/aerogeradores/modelo-h64-5000w>>. Acesso em: Janeiro 2023.
- FALCÃO, D. M. Smart Grids e Microredes: o futuro já é presente. **Simpósio de Automação de Sistemas Elétricos**, v. 8, 2009.
- FARIA, I. D. M. **A supervisão de uma microrrede baseada em um sistema multiagente**. USP. São Carlos. 2019.

FARIAS, G. P.; DIMURO, G. P.; COSTA, A. C. D. R. Aplicação de agentes BDI com percepção Fuzzy em um modelo presa-predador fuzzy. **RITA**, v. 17, n. 3, p. 299-324, 2010.

FILHO, L. R. A. G. **Análise e modelagem geométrica da potência gerada por um sistema híbrido solar fotovoltaico eólico**. Universidade Estadual Paulista. Botucatu. 2007.

FIPA, T. FIPA TC Communication. **Foundation for Intelligent Physical Agents**, 2003. Disponível em: <<http://fipa.org/repository/standardspecs.html>>.

GIL, S.; SALAZAR, O. M.; OVALLE, D. A. A fuzzy-based multi-agent model to control the micro-grid operation based on energy market dynamics. **Communications in Computer and Information Science**, 2018. 299-311.

HUHNS, M. N.; STEPHENS, L. M. Multiagent Systems and Societies of Agents. In: WEISS, G. **Multiagent Systems: a modern approach to distributed artificial intelligence**. Massachusetts: MIT press, 1999. Cap. 2.

JUNIOR, M. E. T. S.; COELHO, E. A. A.; DE FREITAS, L. C. G. O que são microrredes? - Conceitos, componentes e controle. **XVII CEEL Conferência de Estudos em Engenharia Elétrica**, Uberlândia, 2019.

JUNIOR, M. E. T. S.; DE FREITAS, L. C. G. Microrredes: Estado da arte, desafios e tendências para geração, distribuição e uso sustentável de energia elétrica. **Brazilian Applied Science Review**, v. 4, n. 6, 2020.

KABALCI, E. Hierarchical Control in Microgrid. In: TABATABAEI, N. M.; KABALCI, E.; BIZON, N. **Microgrid, Architectures, Control and Protection Methods**. [S.l.]: Springer, 2020. Cap. 15.

KARAARSLAN, A.; SEKER, M. E. Distributed Control of Microgrids. In: MAHDAVI, T. N.; KABALCI, E.; BIZON, N. **Microgrids Architectures, Control and Protection Methods**. [S.l.]: Springer, 2020. Cap. 16.

KOFINAS, P.; VOUIROS, G.; DOUNIS, A. I. Energy management in solar microgrid via reinforcement learning using fuzzy reward. **Advances in building energy research**, 2017.

LA ROVERE, E. L. O Brasil e a COP-21. **Centro de Estudos Integrado Sobre Meio Ambiente e Mudanças Climáticas – COPPE**, Rio de Janeiro, 2016.

LAGE, E. S.; PROCESSI, L. D. **Panorama do setor de energia eólica**. Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social. Rio de Janeiro. 2013.

LASSETER, R. H. Microgrids. **2002 IEEE Power Engineering Society Winter Meeting. Conference Proceedings (Cat. No. 02CH37309)**, p. 305-308, 2002.

LOBENSTEIN, R.; SULZBERGER, C. Eyewitness to de history. **IEEE Power and Energy Magazine**, v. 6, n. 3, p. 84-90, 2008.

MARTINEZ BOLAÑOS, J. R. **Controlador supervisor inteligente para sistemas híbridos eólico-diesel0bateria de pequeno porte**. Universidade de São Paulo. São Paulo. 2007.

MATEUS, G. P. **Um framework baseado em sistemas multiagentes e lógica fuzzy para acompanhamento de alunos em um ambiente virtual de ensino-aprendizagem**. Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis. 2010.

MELO, L. S. et al. Python-based multi-agent platform for application on power grids. **Int Trans Electr Energ Syst**. 2019;e12012., <https://doi.org/10.1002/2050-7038.12012>, 2019.

NASCIMENTO JR, C. L.; YONEYAMA, T. **Inteligência artificial em controle e automação**. São Paulo: Blucher, 2000.

NETTO, R. S. **Framework em tempo real para sistema de gerenciamento de energia de uma smart microgrid utilizando sistema multiagente**. Universidade Federal de Itajubá. Itajubá. 2018.

NETTO, R. S. et al. Sistema multi-agentes como plataforma de monitoramento de qualidade de energia elétrica em uma microgrid. **XI Conferência Brasileira sobre Qualidade da Energia Elétrica (CQBEE)**, Campina Grande, 2015.

OLIVEIRA, G. A. **Microrredes em Mercados de Energia Elétrica**. Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis. 2017.

OSÓRIO, F. S.; VIEIRA, R. Sistemas Híbridos Inteligentes. **ENIA'99 - Encontro Nacional de Inteligência Artificial**, Rio de Janeiro, 1999. 1-59.

POMPERMAYER, M. L.; FURTADO, A. T. **A crise energética dos anos setenta e suas repercussões na economia dos países industrializados**. UNICAMP. 1998.

REIS, L. O. D. **Lógica fuzzy aplicada ao controle de um sistema híbrido de geração de energia elétrica: eólica, fotovoltaica e biogás**. Universidade Estadual Paulista. Guaratinguetá. 2002.

ROMA, J. V. M. et al. Gerenciamento de demanda em redes elétricas inteligentes usando sistemas multiagentes. **14º Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente - SBAI**, Ouro Preto, v. 1, p. 31-36, 2019.

RUSSELL, S.; NORVIG, P. **Inteligência Artificial**. 3ª. ed. Rio de Janeiro: Campus, 2013.

SANTOS, T. A. D. A. **Determinação de perfil de curva de carga residencial baseado num sistema-fuzzy**. UNESP. Ilha Solteira. 2016.

SCHWAEGERL, C.; TAO, L. The Microgrids Concept. In: HATZIARGYRIOU, N. **Microgrids Architectures and Control**. Athens: John Wiley & Sons, 2014. Cap. 1.

SERRAJI, M.; BOUMHIDI, J.; NFAOUI, E. H. MAS energy managment of a microgrid based on fuzzy logic control. **2015 Intelligent Systems and Computer Vision** , 2015.

SHAW, I. S.; SIMÕES, M. G. **Controle e Modelagem Fuzzy**. 2ª a. ed. São Paulo: Blucher, 2001.

SHAYEGHI, H.; YOUNESSI, A. Adaptive and Online Control of Microgrids Using Multi-agent Reinforcement Learning. In: TABATABAEI, N. M.; KABALCI, E.; BIZON, N. **Microgrid, Architectures, Control and Protection Methods**. [S.l.]: Springer, 2020. Cap. 24.

SILVA, D. D. P. E. **Gerenciamento de uma microrrede utilizando controle preditivo com incertezas meteorológicas**. Universidade Federal do Espírito Santo. Vitória. 2020.

SILVA, E. R. A. D. **Agenda 2030 - ODS - Metas nacionais dos objetivos de desenvolvimento sustentável: proposta de adequação**. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada. [S.l.]. 2018.

SILVA, J. L. D. S. et al. Análise do Avanço da Geração Distribuída no Brasil. **VII Congresso de Energia Solar - CBENS**, Gramado, 2018.

SOLANO, D. L. S. **Sistema de supervisão e controle de geração solar fotovoltaica para aplicação em microrredes inteligentes**. Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis. 2015.

SOUZA, B. P. D. **Gerenciamento de energia através da lógica fuzzy em um sistema híbrido isolado de geração de energia**. Instituto Federal de Santa Catarina. Florianópolis. 2018.

TEIXEIRA, P. R. **O Brasil pós-milagre econômico: os impactos do choque do petróleo na recessão de 1973 e o II PND**. Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis. 2015.

WATKINS, C. J. C. H. **Learning from delayed rewards**. King's College. Londres. 1989.

WOOLDBRIDGE, M. Intelligent Agents. In: WEISS, G. **Multiagent Systems: a modern approach to distributed artificial intelligence**. Massachusetts: MIT press, 1999.

WU, X. et al. Research on Microgrid and its Application in China. **Energy and Power Engineering**, v. 5, n. 4, p. 171, 2013.

ZHAO, B. et al. Operation Optimization of Standalone Microgrids Considering Lifetime Characteristics of Battery Energy Storage System. **IEEE transactions on sustainable energy**, v. 4, n. 4, p. 934-943, 2013.

APÊNDICE A: DIVULGAÇÃO DO TRABALHO

Trabalhos originados deste trabalho de conclusão de curso:

- *Trabalho completo publicado em anal de congresso:* SOARES, R. M.; OLIVEIRA, M. E., Microrredes: o conceito através da história, incentivos e o mercado brasileiro. **IX Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos**, 2022, Santa Maria - RS. Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos, 2022.
DOI: <http://dx.doi.org/10.20906/sbse.v2i1.2988>;
- *Resumo publicado em anal de congresso:* SOARES, R. M.; VIAJANTE, G.P.; OLIVEIRA, M. E., Gerenciamento eficientemente energético de microrrede de energia elétrica utilizando um sistema híbrido inteligente. **15º Seminário de iniciação científica e tecnológica (15º SICT/IFG/2022)**, 2022, Itumbiara - GO. 15º Seminário de iniciação científica e tecnológica (15º SICT/IFG/2022), 2022.

Outros trabalhos realizados durante a graduação:

- *Trabalho completo publicado em periódico:* SOARES, R.M.; OLIVEIRA, M. E.; FREITAS, M. A. A.; VIAJANTE, G.P.; CHAVES, E.N., Loss Analysis Due to Influence of Harmonics in a Distribution System. **RENEWABLE ENERGY & POWER QUALITY JOURNAL (RE&PQJ)**, v. 19, p. 402-406, 2021.
DOI: <http://dx.doi.org/10.24084/repqj19.304>;
- *Trabalho completo publicado em anal de congresso:* SOARES, R. M.; CAMARGO, G. R. P.; OLIVEIRA, M. E.; MARQUES, L. G., Extração de Dados via Web Scraping como Suporte em Análises Envolvendo a Geração Distribuída. **IX Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos**, 2022, Santa Maria - RS. Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos, 2022. DOI: <http://dx.doi.org/10.20906/sbse.v2i1.2932>;
- *Trabalho completo publicado em anal de congresso:* SOARES, R. M.; OLIVEIRA, M. E., Correlação entre Geração Distribuída e Fatores Sociais no Brasil Utilizando Conjuntos Fuzzy. **IX Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos**, 2022, Santa Maria - RS. Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos, 2022. DOI: <http://dx.doi.org/10.20906/sbse.v2i1.2926>.