UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO – USP
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS – EESC
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Jonas Villela de Souza

**Gerenciamento Inteligente dos Sistemas de
Armazenamento de Energia Elétrica para Arbitragem
Energética**

São Carlos – SP
2020

Jonas Villela de Souza

**Gerenciamento Inteligente dos Sistemas de
Armazenamento de Energia Elétrica para Arbitragem
Energética**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia de São Carlos, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciências.

Área de Concentração: Sistemas Elétricos de Potência

Orientador: Prof. Dr. Eduardo Nobuhiro Asada

São Carlos – SP

2020

Trata-se da versão corrigida da dissertação. A versão original se encontra disponível na EESC/USP que aloja o Programa de Pós-Graduação de Engenharia Elétrica.

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO,
POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS
DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Prof. Dr. Sérgio Rodrigues Fontes da
EESC/USP com os dados inseridos pelo(a) autor(a).

V735g Villela de Souza, Jonas
Gerenciamento Inteligente dos Sistemas de
Armazenamento de Energia Elétrica para Arbitragem
Energética / Jonas Villela de Souza; orientador Eduardo
Nobuhiro Asada. São Carlos, 2020.

Dissertação (Mestrado) - Programa de
Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Área de
Concentração em Sistemas Elétricos de Potência --
Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de
São Paulo, 2020.

1. Arbitragem Energética. 2. Distribuição de
Energia. 3. Mercado Energético. 4. Otimização por
Enxame de Partículas. 5. Lógica Fuzzy. 6. Sistemas de
Armazenamento de Energia. I. Título.

Eduardo Graziosi Silva - CRB - 8/8907

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato: **JONAS VILLELA DE SOUZA**

Título da dissertação: "Gerenciamento inteligente dos sistemas de armazenamento de energia elétrica para arbitragem energética"

Data da defesa: 12/02/2020

Comissão Julgadora

Resultado

Prof. Associado **Eduardo Nobuhiro Asada**
(Orientador)

(Escola de Engenharia de São Carlos – EESC/USP)

APROVADO

Prof^ª. Dr^ª. **Debora Rosana Ribeiro Penido Araujo**
(Universidade Federal de Juiz de Fora/UFJF)

APROVADO

Prof. Titular **Nelson Kagan**
(Escola Politécnica – EP/USP)

APROVADO

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica:
Prof. Titular **Ivan Nunes da Silva**

Presidente da Comissão de Pós-Graduação:
Prof. Titular **Murilo Araujo Romero**

Este trabalho é dedicado a todos que acreditam que através do conhecimento podemos realizar o impossível.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente agradeço a Deus, pela força, pela fé e principalmente por essa certeza que nos momentos mais difíceis, felizes e todos os outros esteve presente me guiando e indicando o caminho certo a seguir. Também agradeço a todos os seus emissários de luz.

Aos meus pais, José e Maria de Fátima, pelo amor incondicional, por sempre terem sido os meus maiores incentivadores, por sempre terem demonstrado exemplos de amor, esforço e resignação. Sentimentos esses que fizeram com que eu chegasse até aqui.

Aos meus irmãos, Júnior, João Vitor e Maria, obrigado por serem tão presentes. E as minhas amadas sobrinhas, Maria Vitória, Leonora, Maitê, Pérola e Valentina.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Eduardo Asada, pela confiança, dedicação e por sempre estar disposto a recomendar sugestões e conselhos para que este trabalho fosse melhorado.

A todos os colegas e amigos do Laboratório de Análise de Sistemas de Energia Elétrica (LASEE), pela amizade e companheirismo durante a realização deste trabalho. Estendo esses agradecimentos a todos os amigos que fiz durante o período de realização do mestrado.

Ao Programa de Pesquisa e Desenvolvimento Tecnológico do Setor de Energia Elétrica Regulado pela ANEEL: PD2866-0454/2016 - Sistema de Armazenamento Transportável para Suporte a Contingências Programadas em SEs (EESC-USP, CPqD e COPEL), agradeço por todo suporte ofertado.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

Por fim, agradeço o suporte financeiro oferecido pela Fundação Parque Tecnológico Itaipu (FPTI-BR) durante a realização deste trabalho.

“It’s the job that’s never started as takes longest to finish.”
(J.R.R. Tolkien, The Lord of the Rings)

RESUMO

SOUZA, J. V.. **Gerenciamento Inteligente dos Sistemas de Armazenamento de Energia Elétrica para Arbitragem Energética**. 122 p. Dissertação de Mestrado – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2020.

A demanda por fontes de energia renováveis aumentou o interesse por Sistemas de Armazenamento de Energia Elétrica (SAEEs) de maneira significativa. Isso se dá devido às suas características interessantes, como resposta rápida e por seu preço em queda. Os SAEEs podem ser utilizados em vários cenários conectados aos sistemas elétricos de potência. Dentre eles, destaca-se o retorno financeiro obtido através da compra e venda de energia elétrica, a arbitragem energética. O objetivo deste trabalho é desenvolver um modelo de gerenciamento inteligente para o SAEE. Neste sentido, são propostos três modelos distintos. O primeiro modelo utiliza o algoritmo de otimização mono-objetivo *Evolutionary Particle Swarm Optimization* (EPSO) em conjunto com um sistema correccional baseado na lógica fuzzy, sendo o sistema correccional capaz de corrigir as decisões tomadas pelo algoritmo de otimização no sentido de se obter uma maior arbitragem energética. Já o segundo e o terceiro modelo combinam o algoritmo multiobjetivo *Multi-objective Evolutionary Particle Swarm Optimization* (MEPSO) com o mesmo sistema correccional utilizado pelo primeiro. Os modelos buscam otimizar um *set* operacional para o SAEE com a utilização dos preços apresentados pelo *Day-Ahead Market* (DAM) e aplica-los durante as horas de operação *Real-Time Market* (RTM). Caso exista uma diferença entre os dois tipos de preço, o sistema correccional entra em atuação. O modelo que utiliza o EPSO busca maximizar a arbitragem energética como objetivo principal. Para os modelos que utilizam o MEPSO, além da arbitragem energética é esperado que seja empregado para a utilização do SAEE um outro objetivo. Em um dos modelos, é esperado que as perdas ativas nas linhas da Rede de Distribuição de Energia Elétrica (RDEE) sejam gerenciadas de forma que não aumentem substancialmente em relação a operação da rede sem a presença e operação do armazenador, ou quando possível, sejam reduzidas. No outro, é esperado que o perfil de tensão diário seja melhorado. Os modelos apresentados se mostram capazes de cumprir de forma satisfatória os seus objetivos. Os resultados são promissores, uma vez que os lucros obtidos pelos modelos propostos estão acima das demais estratégias testadas por este trabalho.

Palavras-chave: Arbitragem Energética. Distribuição de Energia. Mercado Energético. Otimização por Enxame de Partículas. Lógica Fuzzy. Sistemas de Armazenamento de Energia.

ABSTRACT

SOUZA, J. V.. **Intelligent Management of Energy Storage Systems for Energy Arbitrage.** 122 p. Master Dissertation – São Carlos School of Engineering, University of São Paulo, São Carlos, 2020.

Demand for renewable energy sources has increased interest in Energy Storage System (ESS) significantly. It is due to its interesting features such as fast response and its falling price. The ESS can be used in various scenarios connected to electrical power systems. Among them, we highlight the financial return obtained through the purchase and sale of electricity, energy arbitrage. This work aims to develop a smart management model for ESS. In this sense, three distinct models are proposed. The first model uses the mono-objective optimization algorithm Evolutionary Particle Swarm Optimization (EPSO) in conjunction with a correctional system based on fuzzy logic, the correctional system is capable of correcting the decisions made by the optimization algorithm to obtain a more significant energy arbitrage. The second and third combine the multi-objective algorithm Multi-objective Evolutionary Particle Swarm Optimization (MEPSO) with the same correctional system used by the first. The models seek to optimize an operational set for the ESS by utilizing the prices presented by Day-Ahead Market (DAM) and apply them during operating hours of the Real-Time Market (RTM). If there is a difference between the two types of price, the correctional system comes into play. The model using EPSO seeks to maximize energy arbitrage as its objective. For the models that use the MEPSO, besides the energy arbitrage, it is expected to achieve another goal by using the ESS. In one, active losses on the Distribution System (DS) lines are expected to be managed so that they do not increase substantially, or where possible, are reduced. On the other one, the daily voltage profile is expected to be improved. The models presented are capable of satisfactorily fulfilling their objectives. The results are promising since the profits obtained by the proposed models are above the other strategies tested.

Keywords: Energy Arbitration. Energy Distribution. Energy Market. Particle Swarm Optimization. Fuzzy Logic. Energy Storage Systems .

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Esquemático do SAEE.	30
Figura 2 – Diagrama do SAEE no estado de inatividade.	32
Figura 3 – Diagrama do SAEE no estado de carregamento.	34
Figura 4 – Diagrama do SAEE no estado de descarregamento.	35
Figura 5 – Representação da Conexão do Armazenador à RDEE para Modelagem Con- vencional.	41
Figura 6 – Fluxo do Mercado Energético.	44
Figura 7 – Região de Operação do <i>Midcontinent Independent System Operator</i> (MISO).	47
Figura 8 – Fluxograma básico do EPSO.	58
Figura 9 – População formada por 5 partículas.	60
Figura 10 – Soluções Pareto-ótimo para quatro combinações de otimização multiobjetivo.	61
Figura 11 – Fluxograma básico do MEPSO com NP sendo o número de partículas.	64
Figura 12 – Diagrama do Sistema <i>Fuzzy</i>	66
Figura 13 – Tomador de Decisões.	76
Figura 14 – Referência para as Funções de Pertinência.	78
Figura 15 – Codificação de uma Partícula Utilizada Durante o Processo de Otimização.	80
Figura 16 – Esquemático de Funcionamento dos Modelos de Gerenciamento Inteligente.	81
Figura 17 – Preços Ano de 2013: RTM e DAM.	84
Figura 18 – LoadShape do Ano 2013.	84
Figura 19 – Rede Teste de 33 Barras.	85
Figura 20 – Curva de Convergência do EPSO para o Dia 163.	89
Figura 21 – Curvas de Preço do Dia 163.	90
Figura 22 – MGI1: Estados de Carregamento do Dia 163.	91
Figura 23 – Perfil de Carga do Dia 220.	92
Figura 24 – Curvas de Preço do Dia 220.	93
Figura 25 – MGI1: Estados de Carregamento do Dia 220.	93
Figura 26 – MGI1: Arbitragem Acumulada Para o Ano de 2013.	95
Figura 27 – Fronteira de Pareto Encontrada Durante a Operação do MGI2 Para o Dia 163.	96
Figura 28 – Fronteira de Pareto Encontrada Durante a Operação do MGI2 Para o Dia 220.	96
Figura 29 – MGI2: Estados de Carregamento do Dia 163.	98
Figura 30 – MGI2: Estados de Carregamento do Dia 220.	99
Figura 31 – MGI2: Arbitragem Acumulada Para o Ano de 2013.	101
Figura 32 – Fronteira de Pareto Encontrada Durante a Operação do MGI3 Para o Dia 163.	102

Figura 33 – Fronteira de Pareto Encontrada Durante a Operação do MGI3 Para o Dia 220.	102
Figura 34 – MGI3: Estados de Carregamento do Dia 163.	103
Figura 35 – MGI3: Estados de Carregamento do Dia 220.	104
Figura 36 – MGI3: Perfil de Tensão Diário do Dia 220 Antes da Alocação do SAEE. . .	105
Figura 37 – MGI3: Perfil de Tensão Diário do Dia 220 Após a Alocação do SAEE. . .	105
Figura 38 – MGI3: Arbitragem Acumulada Para o Ano de 2013.	107

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Setores de aplicação dos SAEs.	30
Tabela 2 – Principais Recursos de Mercado do MISO.	48
Tabela 3 – Sistema Fuzzy 1 (FS1): Regras de Inferência	77
Tabela 4 – Sistema Fuzzy 2 (FS2): Regras de Inferência	77
Tabela 5 – FS1: Parâmetros do SOC	77
Tabela 6 – FS1: Parâmetros de Preço	78
Tabela 7 – FS2: Parâmetros de Carregamento	78
Tabela 8 – FS1: Parâmetros de Saída; e FS2: Parâmetros de Entrada e Saída	78
Tabela 9 – Parâmetros de Simulação do SAE	84
Tabela 10 – Parâmetros de Simulação: EPSO e MEPSO	86
Tabela 11 – Modelos de Gerenciamento Inteligente	87
Tabela 12 – Resultados Dia 163: SC - Sistema Correcional, EPSO - EPSO Baseado Apenas no DAM e MGI1 - EPSO + SC	90
Tabela 13 – Resultados Dia 220: SC - Sistema Correcional, EPSO - EPSO Baseado Apenas no DAM e MGI1 - EPSO + SC	92
Tabela 14 – Resultados Totais para o Ano 2013: SC - Sistema Correcional, EPSO - EPSO Baseado Apenas no DAM e MGI1 - EPSO + SC	94
Tabela 15 – Resultados Dia 163: SC - Sistema Correcional, MEPSO - MEPSO Baseado Apenas no DAM e MGI2 - MEPSO + SC	97
Tabela 16 – Resultados Dia 220: SC - Sistema Correcional, MEPSO - MEPSO Baseado Apenas no DAM e MGI2 - MEPSO + SC	98
Tabela 17 – Resultados Totais para o Ano 2013: SC - Sistema Correcional, MEPSO - MEPSO Baseado Apenas no DAM e MGI2 - MEPSO + SC.	99
Tabela 18 – Resultados Dia 163: SC - Sistema Correcional, MEPSO - MEPSO Baseado Apenas no DAM e MGI3 - MEPSO + SC	103
Tabela 19 – Resultados Dia 220: SC - Sistema Correcional, MEPSO - MEPSO Baseado Apenas no DAM e MGI3 - MEPSO + SC	104
Tabela 20 – Resultados Totais para o Ano 2013: SC - Sistema Correcional, MEPSO - MEPSO Baseado Apenas no DAM e MGI3 - MEPSO + SC	106
Tabela 21 – Carregamento Máximo das Barras do Sistema Teste de 33 Barras.	121
Tabela 22 – Dados de Linha do Sistema Teste de 33 Barras.	122

LISTA DE SIGLAS

ANEEL	<i>Agência Nacional de Energia Elétrica</i>
BMS	<i>Battery Management System</i>
COM	<i>Component Object Model</i>
DAM	<i>Day-Ahead Market</i>
EPSO	<i>Evolutionary Particle Swarm Optimization</i>
FERC	<i>Federal Energy Regulatory Commission</i>
FP	<i>Função de Pertinência</i>
FS1	<i>Sistema Fuzzy 1</i>
FS2	<i>Sistema Fuzzy 2</i>
GD	<i>Geração Distribuída</i>
ISO	<i>Independent System Operator</i>
LASEE	<i>Laboratório de Análise de Sistemas de Energia Elétrica</i>
LP	<i>Lista de Pareto</i>
LMP	<i>Locational Marginal Price</i>
MEPSO	<i>Multi-objective Evolutionary Particle Swarm Optimization</i>
MISO	<i>Midcontinent Independent System Operator</i>
MGII	<i>Modelo de Gerenciamento Inteligente 1</i>
MGI2	<i>Modelo de Gerenciamento Inteligente 2</i>
MGI3	<i>Modelo de Gerenciamento Inteligente 3</i>
NSGA-II	<i>Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II</i>
OpenDSS	<i>Open Distribution System Simulator</i>

<i>PCS</i>	<i>Power Conversion System</i>
<i>PSO</i>	<i>Particle Swarm Optimization</i>
<i>RDEE</i>	<i>Rede de Distribuição de Energia Elétrica</i>
<i>RTO</i>	<i>Regional Transmission Organization</i>
<i>RTM</i>	<i>Real-Time Market</i>
<i>SAEB</i>	<i>Sistema de Armazenamento de Energia a Bateria</i>
<i>SAEE</i>	<i>Sistema de Armazenamento de Energia Elétrica</i>
<i>SC</i>	<i>Sistema Corretivo de Operação Baseado em Lógica Fuzzy</i>
<i>SD</i>	<i>Sistema de Distribuição</i>
<i>SEP</i>	<i>Sistema Elétrico de Potência</i>
<i>SOC</i>	<i>Estado de Carregamento</i>
<i>TIR</i>	<i>Taxa Interna de Retorno</i>
<i>VTLD</i>	<i>Variação de Tensão de Longa Duração</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	25
1.1	Estado da Arte	26
1.2	Contribuições	27
1.3	Organização do Trabalho	28
2	SISTEMAS DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA ELÉTRICA	29
2.1	Composição do SAE	29
2.2	Estados de Operação	31
2.2.1	Estado de Inatividade	31
2.2.2	Estado de Carregamento	33
2.2.3	Estado de Descarregamento	35
2.3	Barreiras Encontradas na Utilização dos SAEs	36
2.4	Possibilidades de Lucro Através da Utilização dos SAEs	37
3	ARBITRAGEM ENERGÉTICA	39
3.1	Modelagem Matemática Convencional para Arbitragem Energética	40
3.1.1	Modelagem Matemática da Arbitragem Energética como Função Objetivo	40
3.1.2	Restrições de Otimização do Modelo Matemático	42
3.2	Mercado Energético	43
3.2.1	Mercado Atacadista	44
3.2.2	Mercado Varejista	45
3.3	<i>Midcontinent Independent System Operator</i> (MISO)	46
3.3.1	<i>Day-Ahead Market</i> (DAM)	46
3.3.2	<i>Real-Time Market</i> (RTM)	48
3.4	Contextualização Teórica	49
3.4.1	Contextualização da Arbitragem Energética	50
3.4.2	Contextualização da Pesquisa	51
4	MODELAGEM DO SISTEMA DE GERENCIAMENTO INTELIGENTE	53
4.1	O <i>Software</i> OpenDSS	53
4.2	Metaheurísticas	54
4.3	EPSO	55
4.4	Conceitos de Otimização Multiobjetivo em Metaheurísticas	57
4.4.1	Conceito de Dominação	58

4.4.2	Conceito de Otimalidade Pareto	60
4.4.3	Conceito de Distância de Multidão	62
4.5	Otimização Multiobjetivo por Metaheurística	62
4.5.1	Multi-objective Evolutionary Particle Swarm Optimization (MEPSO)	63
4.6	Lógica <i>Fuzzy</i>	65
4.7	Gerenciamento Inteligente dos SAEs para Arbitragem Energética	68
4.7.1	Funções de Desempenho	68
4.7.1.1	Perdas Ativas	68
4.7.1.2	Perfil de Tensão	68
4.7.1.3	Arbitragem Energética Aplicada	70
4.7.2	Formulação Mono-objetivo: Arbitragem Energética	73
4.7.3	Formulação Multiobjetivo: Arbitragem Energética + Perdas Ativas	73
4.7.4	Formulação Multiobjetivo: Arbitragem Energética + Melhoria do Perfil de Tensão	74
4.7.5	Restrições dos Problemas de Otimização	75
4.7.6	Sistema Corretivo de Operação Baseado em Lógica <i>Fuzzy</i> (SC)	75
4.7.7	Modelo de Gerenciamento Inteligente	79
4.7.7.1	Escolha da Solução Otimizada	82

5 RESULTADOS 83

5.1	Recursos e Especificações	83
5.1.1	Recursos Computacionais	83
5.1.2	Especificações do SAE	83
5.1.3	Dados de Mercado e Demanda	83
5.1.4	Rede Teste	85
5.2	Parâmetros e Critério de Parada	85
5.2.1	Parâmetros EPSO e MEPSO	85
5.2.2	Critério de Parada	86
5.3	Gerenciamento Inteligente dos SAEs para Arbitragem Energética	86
5.3.1	Modelo de Gerenciamento Inteligente 1	88
5.3.1.1	Análise Diária	88
5.3.1.2	Análise Anual	92
5.3.2	Modelo de Gerenciamento Inteligente 2	95
5.3.2.1	Análise Diária	95
5.3.2.2	Análise Anual	99
5.3.3	Modelo de Gerenciamento Inteligente 3	101
5.3.3.1	Análise Diária	101
5.3.3.2	Análise Anual	105
5.4	Análise Conclusiva	107

6	CONSIDERAÇÕES FINAIS	109
6.1	Continuidade do Trabalho	110
6.2	Trabalhos Científicos	110
6.2.1	Colaborações	111
	REFERÊNCIAS	113
	ANEXO A DADOS DA REDE DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA	121

INTRODUÇÃO

As Redes de Distribuição de Energia Elétrica (RDEEs) sofreram mudanças drásticas na operação nos últimos anos devido, entre outros fatores, à conexão de unidades de Gerações Distribuídas (GDs). Apesar dos muitos desafios operacionais colocados pela mudança da natureza historicamente passiva dos sistemas de distribuição, a inserção de GDs também apresentam vantagens, como melhorar a estabilidade e a qualidade da energia fornecida ao Sistema de Distribuição (SD) ([VAZQUEZ *et al.*, 2011](#)). Particularmente, um recurso que se destaca é a oportunidade de aprimorar os índices de continuidade da rede devido à possibilidade de planejar e operar microrredes ([LASSETER, 2011](#)).

Microrredes são definidas na literatura específica como uma região com um ponto de acoplamento comum bem definido com o SD composto por um conjunto de cargas e um grupo de geradores ([D'ADAMO; JUPE; ABBEY, 2009](#); [PARHIZI *et al.*, 2015](#)). Devido à característica intermitente da maioria das fontes primárias de GDs (sol e vento), é fundamental associar GDs à Sistemas de Armazenamento de Energia Elétrica (SAEEs) para que, durante quedas de energia, as microrredes possam operar adequadamente isoladas do alimentador principal. Nesse sentido, alguns autores sugerem o emprego do SAEE devido à sua ação rápida, o que permite uma resposta ágil em situações de contingência ([ZHANG *et al.*, 2017](#); [ARDUINI *et al.*, 2019](#)).

No cenário atual, os custos de investimento para comprar um SAEE são altos, assim como apontado pelo relatório desenvolvido pela *International Renewable Energy Agency* (IRENA) em 2017, os custos de instalação de tais equipamentos podem ir de 473 a 1200 dólares por kWh ([IRENA, 2017](#)). Portanto, é essencial destacar que, além da possibilidade de fornecer energia para parte das cargas durante situações de contingência, o SAEE pode oferecer outros benefícios, favorecendo os operadores do sistema. Esses benefícios incluem: (1) a prestação de serviços ancilares e o gerenciamento de perdas ativas ([WU *et al.*, 2008](#)), e (2) a possibilidade da realização de *peak-shaving* através da operação controlada do SAEE ([VEN *et al.*, 2013](#)). Em países, como o Brasil, as agências reguladoras começaram a exigir das empresas de distribuição

investimentos em pesquisas sobre a utilização dos SAEs e suas aplicações para os serviços mencionados acima. Um exemplo é a chamada para Projetos Estratégicos de P&D, número 21/2016, da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), que busca desenvolver aplicações de armazenamento de energia no sistema elétrico brasileiro (SOUZA *et al.*, 2019a). Pesquisas mais recentes abordando o SAE também mostram a viabilidade de usar a volatilidade dos preços do mercado de eletricidade para armazenar e injetar energia em momentos oportunos para obter retorno financeiro. Essa operação é denominada arbitragem energética (AKHAVAN-HEJAZI; MOHSENIAN-RAD, 2014; KRISHNAMURTHY *et al.*, 2017; WANKMÜLLER *et al.*, 2017; KHANI; FARAG, 2019; SOUZA *et al.*, 2019b).

Em vista disso, esta pesquisa busca explorar e analisar, através da volatilidade dos preços dos mercados energéticos exteriores, a maximização da arbitragem energética. Além disso, também será analisada a utilização do SAE para a realização da arbitragem energética em conjunto a outro objetivo. Para tanto, o problema será modelado como um problema de otimização que investiga o melhor gerenciamento do SAE atuando em uma rede simulada em um *software* amplamente difundido, o *Open Distribution System Simulator* (OpenDSS). Serão buscados os melhores pontos de carregamento e descarregamento para o SAE baseados nas incertezas impostas pelo mercado energético, nas restrições da RDEE.

1.1 Estado da Arte

Considerando o mercado livre de eletricidade, tanto as concessionárias quanto os comercializadores livres de energia podem conectar o SAE às redes de distribuição. No trabalho de Khani e Farag (2019), a estimativa da arbitragem energética é feita considerando que um vendedor particular de energia possui o SAE. Um modelo matemático para otimização da arbitragem de energia do SAE é desenvolvido, os preços para o *Day-Ahead Market* (DAM) e para o *Real-Time Market* (RTM) são estimados considerando as incertezas associadas ao custo da energia e, em seguida, a operação de armazenamento é definida. Vale ressaltar que, nessa abordagem, nem as limitações técnicas do sistema nem as funções ancilares do sistema de armazenamento são consideradas.

O modelo apresentado por Wankmüller *et al.* (2017) trata da arbitragem energética, avaliando o impacto da degradação na receita obtida com a utilização do SAE. Os autores afirmam que essa é uma proposição mais realista e os resultados apontam que a redução da vida útil da bateria afeta drasticamente a taxa de retorno financeiro da arbitragem energética. O problema é tratado como uma otimização linear inteira-mista variante no tempo, de maneira que é possível ser resolvido com a utilização de *softwares* amplamente utilizados para resolução de problemas do gênero. É importante apontar que, apesar de serem consideradas restrições de funcionamento do SAE, o impacto do armazenador durante sua operação nas limitações técnicas da RDEE não é avaliado.

O estudo apresentado por [Bradbury, Pratson e Patiño-Echeverri \(2014\)](#) apresenta um estudo realizado com várias fontes primárias e vários tipos de armazenamento, nos quais os autores buscam apontar as melhores opções econômicas. Nesta abordagem, os modelos simulados são comparados através da Taxa Interna de Retorno (TIR), que permite contrastar tecnologias com diferentes vidas úteis. A otimização linear é usada para a resolução do problema. Os autores apontam que as características tecnológicas do SAEE têm influência direta no resultado obtido para arbitragem energética. Além disso, são exploradas as características do armazenador e suas restrições, observando o equipamento como uma entidade única, não sendo observada sua conexão à RDEE.

1.2 Contribuições

Considerando as seguintes hipóteses de que as empresas de distribuição podem controlar os itens abaixo com a utilização de um SAEE conectado à rede:

- O congestionamento das redes de distribuição;
- Os níveis de tensão nas barras da RDEE;
- Reduzir as perdas do sistema através de ajustes na operação do SAEE;
- E que os itens elencados anteriormente são importantes para os indicadores de qualidade e/ou rentabilidade da RDEE.

Com base nessas hipóteses, é do interesse das empresas de distribuição empregar a utilização dos sistemas de armazenamento. Sendo assim, esta pesquisa considera que o SAEE pertence à empresa de distribuição. Além disso, baseado no fato de que nos trabalhos explorados na Seção 1.1, a operação do SAEE é planejada com 24 horas de antecedência, considerando os preços previstos pelo mercado de energia e as limitações técnicas do sistema. As principais contribuições deste trabalho para a literatura específica são:

1. A proposição de uma ferramenta de otimização multiobjetivo para maximizar a arbitragem energética e minimizar as perdas ativas no RDEE;
2. A proposição de uma ferramenta de otimização multiobjetivo para maximizar a arbitragem energética e melhorar o perfil de tensão diário da RDEE;
3. Utilização de um modelo de simulação que considera o perfil de carga realizado pela distribuidora para o período em análise;
4. Desenvolvimento de uma ferramenta computacional para planejar a operação de um SAEE com base nos preços do tipo DAM, com a possibilidade da correção da operação em caso de discrepância entre os preços dos tipos DAM e RTM.

1.3 Organização do Trabalho

Este trabalho é dividido em seis capítulos, este primeiro, apresenta uma introdução a contextualização do problema, bem como o método escolhido para que os objetivos dessa pesquisa sejam alcançados.

No Capítulo 2, são apresentados os principais componentes e o equacionamento do modelo utilizado pelo OpenDSS do SAEE. Também é discutido sobre as barreiras encontradas na utilização do SAEE e sobre formas alternativas de se obter retorno financeiro com a implementação dos sistemas de armazenamento.

No Capítulo 3, é introduzida a contextualização da arbitragem energética. É apresentada sua modelagem matemática convencional e as restrições de otimização. Além disso é feita a descrição do mercado energético utilizado por essa pesquisa. Por fim, a contextualização sobre a arbitragem energética é aprofundada e o contexto da pesquisa apresentado.

No Capítulo 4, é apresentada a modelagem do sistema de gerenciamento inteligente. Para tanto, são relacionados o *software* de fluxo de potência e a rede teste utilizada para o desenvolvimento dos métodos de gerenciamento. Adicionalmente, são apresentados os métodos fundamentais para o desenvolvimento do gerenciamento inteligente dos SAEEs para Arbitragem Energética.

No Capítulo 5, são apontados os resultados obtidos por esta pesquisa. Primeiramente, são apresentados os recursos e as especificações utilizadas para a realização das simulações. Em seguida, são apresentados os resultados advindos da utilização dos gerenciamentos inteligentes desenvolvidos.

Finalmente, o Capítulo 6, apresenta as considerações finais da pesquisa baseando-se nos resultados do capítulo anterior.

SISTEMAS DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA ELÉTRICA

Os Sistemas de Armazenamento de Energia Elétrica (SAEEs) possuem a capacidade de reescrever a forma como as redes de energia elétrica são operadas e projetadas ([CHEN *et al.*, 2009](#)). As redes elétricas apresentam a necessidade de que as gerações atendam sua demanda energética. A integração de SAEEs à rede pode amenizar tal problema através de sua capacidade de armazenar energia quando existe excesso de geração e mantê-la armazenada até que a mesma seja necessária ([BRADBURY; PRATSON; PATIÑO-ECHEVERRI, 2014](#)). Tal capacidade de reserva pode proporcionar uma gama enorme de aplicações, além de proporcionar diversos benefícios aos Sistemas Elétricos de Potência (SEPs).

Pensando nos benefícios obtidos através da utilização de tais tecnologias, os SAEEs são amplamente aplicados e examinados em aplicações que envolvem geração, distribuição e transmissão de energia elétrica ([XU *et al.*, 2016](#)). Para tanto, os SAEEs têm a flexibilidade de operar diretamente com a venda e compra de energia nos mercados energéticos através da arbitragem energética, em atividades ancilares, oferecendo reserva, qualidade de energia, redução de demanda e operações ilhadas ([XU *et al.*, 2016](#); [BRADBURY; PRATSON; PATIÑO-ECHEVERRI, 2014](#); [STAFFELL; RUSTOMJI, 2016](#)). A Tabela 1 apresenta algumas das diversas aplicações possíveis para utilização dos SAEEs.

2.1 Composição do SAEE

O modelo adotado para o SAEE é o modelo padrão do *software Open Distribution System Simulator* (OpenDSS) e pode ser visualizado na Figura 1. O modelo é composto pelo armazenador, *Power Conversion System* (PCS), uma impedância constante (Y_{idle}) e *Battery Management System* (BMS). Sendo o último o que possibilita o gerenciamento inteligente do SAEE. A descrição de tais elementos pode ser vista a seguir:

Tabela 1 – Setores de aplicação dos SAEEs.

Setores	Descrição
Fornecimento de Energia	Arbitragem Energética; Suporte a capacidade de fornecimento de energia; Suporte a intermitência de gerações renováveis.
Atividades Ancilares	<i>Peak Shaving</i> ; Regulação de tensão; Reserva de energia; Ligação de grandes cargas; Regulação de frequência.
T&D	Redução do custo de renovação da rede; Redução de fluxo de potência nas linhas.
Consumo	Qualidade de energia elétrica; Confiabilidade; Disponibilidade; Demanda máxima requisitada.

Fonte: Adaptada de Eyer e Corey (2010).

Figura 1 – Esquemático do SAEE.

Fonte: Adaptada de Dugan, Taylor e Montenegro (2017).

- Armazenador: Onde é localizada a tecnologia de armazenamento. Em Lawder *et al.* (2014) são citadas diversas tecnologias de armazenamento, sendo elas dos tipos, Li-Ion (LiCoO (LCO), LiMnO (LMO), LiFePO (LFP), LiNiMnCoO (NMC), LiNiCoAlO (NCA) e Redox-Flow. Além dessas tecnologias existem diversas outras disponíveis no mercado;
- PCS: É o sistema responsável pela conversão CC-CA bidirecional e é utilizado para a conexão com a Rede de Distribuição de Energia Elétrica (RDEE). Tais conversores são encontrados em duas topologias distintas, de um ou de dois estágios. A primeira apresenta um custo de implementação inferior a segunda topologia, no entanto, a segunda garante uma maior versatilidade na operação do PCS (LI *et al.*, 2010);
- Y_{idle} : Os elementos que integram a construção do SAEE sempre consomem energia,

mesmo quando o sistema se encontra em estado de inatividade. Esse consumo de energia é representado por essa impedância constante;

- BMS: É responsável por controlar as operações realizadas pela bateria (LAWDER *et al.*, 2014). Neste trabalho o BMS é utilizado para mandar as informações pertinentes ao estado de operação para o SAEE, ou seja, é através dele que será apontado se o SAEE irá carregar, descarregar ou irá permanecer inativo.

2.2 Estados de Operação

Assim como apresentado por Rocha e Radatz (2018), é importante notar que o elemento *storage* do OpenDSS calcula a potência a ser despachada de maneira evolutiva, ou seja, a potência despachada foi calculada em um dado instante t da simulação e essa operação ocorre independentemente do estado de operação escolhido. Isto é, para qualquer estado de operação determinado pelo BMS, já foi calculada a potência que será despachada e se manterá constante até o próximo passo de tempo, $t + \Delta t$. A descrição matemática dos estados de operação são apresentados nessa seção, sendo eles, inatividade, carregamento e descarregamento. Nesta Seção são levadas em consideração as seguintes nomenclaturas no desenvolvimento das Equações:

- S_{SAEE} é a potência aparente nominal do elemento *storage*;
- $\%P_{idle}$ é a potência ativa nominal consumida pelos componentes internos do SAEE durante sua operação;
- $\%Q_{idle}$ é a potência reativa nominal consumida pelos componentes internos do SAEE durante sua operação;
- $s[t]$ é a porcentagem de taxa de carga que o SAEE irá operar;
- η_{ch} é a eficiência durante o carregamento do SAEE;
- η_{dch} é a eficiência durante o descarregamento do SAEE;
- SOC é o estado de carregamento do armazenador;
- Δt é o passo de tempo adotado durante a simulação, dado em horas.

2.2.1 Estado de Inatividade

Neste estado, o SAEE entra em inatividade e as perdas por inatividade são subtraídas diretamente da RDEE, fazendo com que o SAEE funcione como uma carga, o que explica o fato de que o SAEE permanece dissipando energia mesmo estando inativo. Dessa maneira, o Estado de Carregamento (SOC) do SAEE não é afetado, se mantendo constante. A representação desse fato é apresentada na Figura 2.

Figura 2 – Diagrama do SAEE no estado de inatividade.

Fonte: Adaptada de [Dugan, Taylor e Montenegro \(2017\)](#).

Como mencionado na Seção 2.1, as perdas por inatividade acontecem em qualquer estado de operação e é o consumo de energia elétrica realizado pelos elementos que integram o SAEE, sendo a respectiva perda representada por uma impedância constante. No OpenDSS, essa impedância é modelada a partir de uma porcentagem da potência nominal do armazenador. É importante apontar que as perdas por inatividade podem ser de origem tanto ativa como reativa e no elemento *storage* são especificadas como $\%P_{idle}$ e o $\%Q_{idle}$, os dois parâmetros podem ser estabelecidos dentro do intervalo $[0,1]$.

Uma carga trifásica conectada em estrela equilibrada, composta respectivamente por uma carga puramente resistiva, com uma resistência R , e por uma carga puramente reativa, com uma reatância X . Estando a respectiva carga na condição de tensão nominal de linha, $\dot{V} = \dot{V}_{LL}$, possui as respectivas potências ativa e reativa nominais:

$$P_N = \frac{|\dot{V}_{LL}|^2}{R} \quad (2.1)$$

$$Q_N = \frac{|\dot{V}_{LL}|^2}{X} \quad (2.2)$$

Para o elemento *storage* do OpenDSS as perdas P_N e Q_N são tratadas como perdas nominais por inatividade e são representadas em função dos parâmetros $\%P_{idle}$ e o $\%Q_{idle}$. Em adição aos parâmetros já apresentados, também é levado em consideração a potência nominal do elemento *storage*, nomeada como S_{SAEE} , resultando na seguinte relação:

$$P_N = \%P_{idle} \times S_{SAEE} [W] \quad (2.3)$$

$$Q_N = \%Q_{idle} \times S_{SAEE} [Var] \quad (2.4)$$

Dessa maneira, relacionando as Equações (2.1) e (2.2) com as Equações (2.3) e (2.4) obtemos a resistência R em termos de $\dot{V}_{LL}$, $\%P_{idle}$ e S_{SAEE} . A admitância X em termos de $\dot{V}_{LL}$, $\%Q_{idle}$ e S_{SAEE} também é encontrada. Assim como apontado anteriormente, na modelagem do elemento *storage* no OpenDSS tais valores são inseridos em valores presentes no intervalo entre 0 e 1. As respectivas Equações são apresentadas a seguir:

$$R = \frac{|\dot{V}_{LL}|^2}{\%P_{idle} \times S_{SAEE}} [\Omega] \quad (2.5)$$

$$X = \frac{|\dot{V}_{LL}|^2}{\%Q_{idle} \times S_{SAEE}} [\Omega] \quad (2.6)$$

Com R e X definidos é possível determinar a impedância constante ($\bar{Y}_{idle}$), sendo ela apresentada na Equação (2.8).

$$\bar{Y}_{idle} = \frac{1}{R} + \frac{1}{jX} \quad (2.7)$$

$$\bar{Y}_{idle} = (\%P_{idle} - j\%Q_{idle}) \times \frac{S_{SAEE}}{|\dot{V}_{LL}|^2} \quad (2.8)$$

Sendo $\dot{V}_{FN}$ a tensão aplicada diretamente na fase FN_n , que é caracterizada pela diferença entre a tensão na fase F e a tensão de neutro e n o número de fases, finalmente é possível determinar a perda por inatividade em termos de potência aparente do elemento *storage* com a ligação trifásica à RDEE do OpenDSS. A referida perda é apresentada na Equação (2.9).

$$\bar{S}_{idle} = \sum_{n=1}^3 \bar{Y}_{idle}^* \times |\dot{V}_{FN_n}|^2 [VA] \quad (2.9)$$

Após definir a perda por inatividade em termos de potência aparente é possível separá-la em termos de potência ativa e reativa, visualizadas nas Equações (2.10) e (2.11) em um dado instante de simulação t .

$$P_{idle}[t] = \text{Re}\left\{ \sum_{n=1}^3 \bar{Y}_{idle}^* \times |\dot{V}_{FN_n}[t]|^2 \right\} [W] \quad (2.10)$$

$$Q_{idle}[t] = \text{Im}\left\{ \sum_{n=1}^3 \bar{Y}_{idle}^* \times |\dot{V}_{FN_n}[t]|^2 \right\} [VAr] \quad (2.11)$$

2.2.2 Estado de Carregamento

É o estado em que o SAEE está carregando, ou seja, armazenando energia a partir da RDEE. É determinado pelo OpenDSS que para o elemento *storage* entre em estado de carga

é necessário que a quantidade de carga armazenada no SAEE seja menor que o SOC máximo nominal e superior à reserva de armazenamento. A Figura 3 é a representação do fluxo de potência para o carregamento do SAEE.

Figura 3 – Diagrama do SAEE no estado de carregamento.

Fonte: Adaptada de Dugan, Taylor e Montenegro (2017).

Apesar das perdas reativas (Q_{idle}) terem parte na formulação das perdas por inatividade e refletirem na resposta do elemento *storage*, apenas as perdas ativas (P_{idle}) são levadas em consideração no que se trata a energia que é efetivamente armazenada, e o mesmo acontece em relação a potência que é injetada no SAEE pela RDEE. A expressão que determina a potência ativa injetada (P_{AC}^{IN}) no SAEE é representada pela Equação (2.12) em um dado instante de simulação t . Onde, $s[t]$ é representação da porcentagem de taxa de carga que o SAEE será carregado, S_{SAEE} é a representação da potência nominal do armazenador e fp é o fator de potência para qual o SAEE foi regulado.

$$P_{AC}^{IN}[t] = \begin{cases} 0, & \text{se } fp[t] = 0 \\ \text{Re}\{s[t] \times S_{SAEE} \times (1 + j \frac{\sqrt{1-fp[t]^2}}{fp[t]})\}, & \text{se } fp[t] \neq 0 \end{cases} \quad [W] \quad (2.12)$$

Após a determinação da potência que é injetada no armazenador e as perdas por inatividade, temos que as perdas geradas durante o carregamento do SAEE somadas às perdas por inatividade resultam nas perdas totais durante o estado de carregamento em um dado instante de simulação t e é determinada como segue:

$$Perdas_{ch}[t] = P_{AC}^{IN}[t] \times (1 - \eta_{ch}) + P_{idle}[t] \times \eta_{ch} \quad [W] \quad (2.13)$$

Como pode ser observado na Figura 3 a potência que efetivamente carrega o SAEE é apresentada na Equação (2.14).

$$P_{ef}^{IN}[t] = \eta_{ch} \times (P_{AC}^{IN}[t] - P_{idle}[t]) \quad [W] \quad (2.14)$$

Logo, a energia armazenada após um passo de tempo, ou seja, $t + \Delta t$, é determinada pelo elemento *storage* como segue:

$$SOC[t + \Delta t] = SOC[t] + P_{ef}^{IN}[t] \times \Delta t \text{ [Wh]} \quad (2.15)$$

$$SOC[t + \Delta t] = SOC[t] + (P_{AC}^{IN}[t] - P_{idle}[t]) \times \eta_{ch} \times \Delta t \text{ [Wh]} \quad (2.16)$$

2.2.3 Estado de Descarregamento

É o estado em que o SAEE está descarregando, ou seja, devolvendo à RDEE a energia armazenada. É determinado pelo OpenDSS para que o elemento *storage* entre em estado de descarregamento é necessário que a quantidade de carga armazenada no SAEE seja menor ou igual ao SOC máximo nominal e superior ou igual à reserva de armazenamento. A Figura 4 é a representação do fluxo de potência para o descarregamento do SAEE.

Figura 4 – Diagrama do SAEE no estado de descarregamento.

Fonte: Adaptada de Dugan, Taylor e Montenegro (2017).

Assim como na Subseção 2.2.2, é importante salientar que apesar das perdas reativas (Q_{idle}) terem parte na formulação das perdas por inatividade e refletirem na resposta do elemento *storage*, apenas as perdas ativas (P_{idle}) são levadas em consideração no que se trata a energia que é efetivamente devolvida à RDEE. A expressão que determina a potência ativa injetada na RDEE pelo SAEE em um dado instante de simulação t é a Equação (2.17). Onde, $s[t]$ é a representação da porcentagem de taxa de descarga que o SAEE será descarregado, S_{SAEE} e fp representam o mesmo que exposto na Equação (2.12).

$$P_{AC}^{OUT}[t] = \begin{cases} 0, & \text{se } fp[t] = 0 \\ \text{Re}\{s[t] \times S_{SAEE} \times (1 + j \frac{\sqrt{1-fp[t]^2}}{fp[t]})\}, & \text{se } fp[t] \neq 0 \end{cases} \text{ [W]} \quad (2.17)$$

Após a determinação da potência que é injetada na RDEE pelo SAEE e as perdas por inatividade, temos que as perdas geradas durante o descarregamento do SAEE somadas as perdas por inatividade resultam nas perdas totais durante o estado de descarregamento em um dado instante de simulação t e é determinada como segue:

$$Perdas_{dch}[t] = P_{AC}^{OUT}[t] \times \left(\frac{1}{\eta_{dch} - 1} \right) + \frac{1}{\eta_{dch}} \times P_{idle}[t] [W] \quad (2.18)$$

Como pode ser observado na Figura 4 a potência que efetivamente descarrega o SAEE é apresentada na Equação 2.19.

$$P_{ef}^{OUT}[t] = \frac{P_{AC}^{OUT}[t] + P_{idle}[t]}{\eta_{dch}} [W] \quad (2.19)$$

Logo, a energia entregue a RDEE após um passo de tempo, ou seja, $t + \Delta t$, é determinada pelo elemento *storage* como segue:

$$SOC[t + \Delta t] = SOC[t] - P_{ef}^{OUT}[t] \times \Delta t [Wh] \quad (2.20)$$

$$SOC[t + \Delta t] = SOC[t] - \frac{P_{AC}^{OUT}[t] + P_{idle}[t]}{\eta_{dch}} \times \Delta t [Wh] \quad (2.21)$$

2.3 Barreiras Encontradas na Utilização dos SAEEs

As implementações dos SAEEs nas RDEEs enfrentam diversas barreiras ao redor do mundo, sendo uma das principais, a falta de padrões e experiência na utilização dos SAEEs (STAFFELL; RUSTOMJI, 2016). Ainda que já existam diversos métodos e padrões para a aplicação dos SAEEs, a grande maioria das tecnologias de armazenamento estão em constante desenvolvimento fazendo com que tais métodos necessitem ser constantemente alterados e revisados (ANUTA *et al.*, 2014). Sendo assim, para o operador das RDEEs, os investimentos feitos em ativos da rede mais tradicionalistas podem se mostrar mais confiáveis e seguros, fazendo com que os SAEEs possam vir a serem ativos de alto risco. No entanto, se os benefícios que os sistemas de armazenamento podem trazer para as redes de distribuição forem levados em consideração, tal barreira pode ser superada.

Outra barreira importante a ser superada é a falta de subsídios para a utilização dos SAEEs integrados as fontes de energias renováveis. Mesmo que os sistemas de armazenamento possam acarretar indiretamente benefícios às fontes renováveis de energia, se o dispositivo estiver conectado diretamente à RDEE, a energia que é armazenada pode ou não provir diretamente das gerações oriundas das fontes renováveis. Tal fato se torna um empecilho na determinação do SAEE como um dispositivo renovável (KRAJAČIĆ *et al.*, 2013) e integrado a fonte renovável de energia. No entanto, assim como apontado por Krajačić *et al.* (2013) um sistema inteligente

que determine e garanta a origem da energia armazenada poderia facilmente fazer com que a integração do SAE a fonte renovável seja possível e viável ao subsídio, superando assim tal barreira.

Por último, uma outra barreira que se faz presente entre as principais é a falta de incentivos para a manutenção da qualidade de energia. É esperado que com o aumento da implementação de fontes de energia renováveis na forma de geração distribuída, a qualidade energética caia drasticamente (KELLY *et al.*, 2015). E assim como mostrado por Driesen *et al.* (2002) a falta de incentivos que visem a melhoria da qualidade de energia, dificulta a quantificação da mesma.

2.4 Possibilidades de Lucro Através da Utilização dos SAEs

Existem diversas fontes de renda provindas da utilização inteligente dos SAEs, algumas delas são apresentadas na Tabela 1. A utilização dos armazenadores pode se provar útil quando vista como uma fonte de demanda energética. Durante a utilização direta pelos consumidores que pagam preços variados na energia em função de demandas contratadas. Esses consumidores podem reduzir o uso da rede em períodos de preços elevados, bem como reduzir as taxas de serviço de utilização da rede, ou seja, reduzindo seus custos e assim gerando uma fonte de retorno financeiro (FLEXITRICITY, 2019).

As redes elétricas também podem se beneficiar da implantação dos SAEs através do reforço nas redes de transmissão ou de distribuição de energia. A utilização dos SAEs distribuídos com operação coordenada para atender a demanda energética localizada da rede, fazendo com que seja evitado um custo significativo na reestruturação das redes de distribuição para atender os futuros aumentos na demanda de pico (STRBAC *et al.*, 2012), sendo essa redução de custos vista como uma fonte de retorno financeiro.

Outra forma de se obter retorno financeiro através da utilização dos SAEs é a integração às gerações distribuídas. Geradores distribuídos como fazendas eólicas e solares podem melhorar sua previsão de entrega através da utilização de armazenadores e, assim, reduzir os custos de balanceamento (SENSFUß; RAGWITZ; GENOESE, 2008). Neste mesmo contexto, é possível fazer a mudança do momento de entrega da energia, ou seja, armazenar em um momento em que a faixa de preços está em baixa, e entregar à rede em um instante em que o preço de venda está em alta, conseguindo efetivamente realizar a arbitragem energética. A arbitragem energética será examinada mais a fundo no próximo capítulo.

ARBITRAGEM ENERGÉTICA

Na atualidade os Sistemas de Armazenamento de Energia Elétrica (SAEEs) são utilizados em diversos modos de operação voltados para a transmissão, distribuição e geração de energia elétrica. Através disso, é esperado com a utilização desses modos separadamente ou em conjunto possa ajudar a justificar financeiramente o investimento de sua implantação (XU *et al.*, 2016). A arbitragem energética é vista hoje como um dos principais modos de operação escolhidos para essa finalidade.

Para que exista a arbitragem energética é necessário que exista a volatilidade dos preços de mercado. Essa volatilidade é estimada através da alta variação entre os preços impostos para quando o sistema se encontra em ponta e fora ponta ao decorrer do dia. Essa diferença de preços depende de vários fatores, sendo eles, a variação nos preços do combustível para geração durante e fora ponta, o preço do carbono e a penetração de energias renováveis a partir de gerações distribuídas (GENOESE *et al.*, 2010). De maneira similar, dependendo do nível de gerenciamento inteligente para a descentralização da demanda através das gerações transportáveis é possível que o espalhamento de picos de demanda aumentem ou diminuam ao longo do dia (MILLER *et al.*, 2010).

A partir do pressuposto que exista volatilidade nos preços, a arbitragem energética é concebida através da imposição de que o sistema seja carregado durante os períodos de baixa demanda, logo, com a tarifa em um valor inferior. Dessa maneira, quando a demanda for maior e naturalmente o preço for superior a energia é injetada novamente na rede, gerando assim, lucro (SARDI *et al.*, 2017). Em condições economicamente favoráveis tal estratégia irá resultar em uma forma de geração de renda para a distribuidora de energia, possibilitando a viabilidade da utilização desse tipo de equipamento conectado à rede.

É importante apontar que os SAEEs que operam utilizando a arbitragem energética diariamente como modo de operação estão sujeitos as mudanças da distribuição da demanda ao longo do dia. As Gerações Distribuídas (GDs) podem afetar diretamente tal distribuição quando

a geração está em alta, pois dessa maneira os preços tendem a cair (SENSFUB; RAGWITZ; GENOESE, 2008). Ao invés da penetração de energia da rede provinda das fontes renováveis, é possível utilizar a geração hidroelétrica, principalmente quando seus reservatórios possuem grandes dimensões. Para tanto, é necessário que a escala de tempo para avaliação aumente, passando de um dia para uma semana, de maneira que os dias da semana sejam impulsionados pelos dias do final de semana, que possuem uma demanda menor (STEFFEN, 2012).

3.1 Modelagem Matemática Convencional para Arbitragem Energética

Na literatura são encontrados estudos que utilizam a arbitragem energética como a principal aplicação na utilização dos SAEs conectados à rede, e para tanto, utilizam *softwares* voltados para simulações de sistemas de otimização. Para que tal objetivo seja atingido, as características de atuação dos SAEs são analisadas através das restrições impostas ao problema de otimização. Tais estudos operam de maneira que através de equações que se configuram como funções objetivo buscam atingir o ponto ótimo de operação do SAE. Para que a otimalidade seja atingida são avaliados os instantes de simulação em que o SAE deve carregar, descarregar ou se manter em estado de inatividade (DAGGETT; QADRAN; JENKINS, 2017). A formulação apresentada a seguir se refere à exposta pela literatura vigente em que a arbitragem energética é maximizada observando apenas o SAE conectado à Rede de Distribuição de Energia Elétrica (RDEE) sem que os aspectos da mesma sejam considerados. Sendo assim, a formulação matemática simplificada de tal problema é descrita a seguir.

3.1.1 Modelagem Matemática da Arbitragem Energética como Função Objetivo

O sistema é iniciado com a potência disponível na rede de distribuição (P_D) pelo alimentador da subestação, levando em consideração as perdas da linha de distribuição (P_L), logo a potência total disponível para utilização fornecida pela rede será:

$$P_{TR} = P_D - P_L [W] \quad (3.1)$$

A potência ativa total disponível para utilização pode ser utilizada tanto para carregar a bateria, quanto para fornecer diretamente às cargas. Sendo P_{TR} quantificado de hora em hora, pois irá avaliar a carga necessária do sistema. O sistema de armazenamento basicamente consiste na combinação da bateria, que armazena a energia e o inversor de potência que é utilizado para a conversão CC-CA. A potência nominal do inversor é o que determina o fluxo de armazenamento do SAE, ou seja, a energia que é armazenada e a que injetada na rede de distribuição de energia a partir da RDEE. A energia armazenada e que é entregue a rede já na forma de potência ativa é

dada por P_T^{bat} (BYRNE; VERBIC, 2013). Assim, a potência ativa útil pode ser mensurada como é proposto:

$$P_T^{bat} = (C_{bateria} - C_{perda}) \times \eta_{bat} \text{ [W]} \quad (3.2)$$

Temos que, $C_{bateria}$ é a capacidade nominal da bateria de armazenamento, em outras palavras, são quantos kWh de energia o SAEE pode armazenar. C_{perdas} é a representação das perdas do sistema de armazenamento quando o mesmo se encontra em estado de inatividade, ou seja, não se encontra nem em estado de carga e nem em estado de descarga. A variável η_{bat} é calculada através da seguinte formula:

$$\eta_{bat} = (\eta_{ch} \text{ ou } \eta_{dch}) \times \eta_{INV} \% \quad (3.3)$$

Sendo η_{ch} e η_{dch} as eficiências de carga e descarga da bateria, são utilizadas respectivamente apenas durante o estado determinado pelo gerenciador de carga, ou seja, η_{ch} é utilizado quando a bateria está carregando e η_{dch} é utilizado quando a bateria esta descarregando. São comumente utilizados com valores em torno de 0,95 (WANKMÜLLER *et al.*, 2017). Já $\eta_{INV} \%$ é a eficiência determinada pelo fluxo de armazenamento que o inversor possibilita ao sistema, e é considerada como unitária. Através da combinação da potência ativa entregue pela rede e pelo armazenador, em que P_T^{bat} assume sinal negativo quando o armazenador se encontra em estado de carga e positivo, quando em estado de descarga. Dessa maneira, temos então a potência total:

$$P_T^{sis} = P_{TR} \pm P_T^{bat} \text{ [W]} \quad (3.4)$$

A Figura 5 apresenta a representação da conexão do SAEE à RDEE utilizada na modelagem convencional da arbitragem energética.

Figura 5 – Representação da Conexão do Armazenador à RDEE para Modelagem Convencional.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Com a combinação das equações propostas anteriormente, chegamos assim a função objetivo que busca maximizar a arbitragem energética após a conexão do SAEE à rede de distribuição:

$$\max \sum_{t=1}^n p[t] \times P_T^{sis}[t] \times \Delta t \text{ [\$]} \quad (3.5)$$

Onde, $P_T^{sis}[t]$ representa a representação das potências vendidas e compradas, uma vez que quando o armazenador se encontra carregando a energia é comprada e quando esta descarregando a energia é vendida. A variável $p[t]$ (\$/Wh) é a representação do preço da energia, e Δt é o passo de tempo adotado pela simulação (BRADBURY; PRATSON; PATIÑO-ECHEVERRI, 2014).

3.1.2 Restrições de Otimização do Modelo Matemático

As restrições do modelo matemático são descritas a seguir. É adotado que o estado de carga da bateria em um período específico de tempo depende do estado de carga anterior da bateria e a quantidade de energia armazenada ou entregue à rede:

$$SOC[t] = SOC_0 + E^{IN}[t] - E^{OUT}[t], \text{ se } t = 1 \quad (3.6)$$

$$SOC[t] = SOC[t-1] + E^{IN}[t] - E^{OUT}[t], \text{ se } t > 1 \quad (3.7)$$

Sendo $SOC[t]$ a quantidade armazenada de energia no SAEE após um período de tempo t , SOC_0 é o estado de armazenamento inicial do sistema. $E^{OUT}[t]$ e $E^{IN}[t]$ representam a parcela de energia carregada e descarregada do SAEE, respectivamente (BRADBURY; PRATSON; PATIÑO-ECHEVERRI, 2014). O estado de carga e de descarga não acontecem no mesmo intervalo de tempo, sendo assim, quando o SAEE se encontra carregando, $E^{OUT}[t]$ é igual a zero e de maneira similar, quando o sistema de armazenamento esta descarregando, $E^{IN}[t]$ é igual a zero.

Como descrito por Wankmüller *et al.* (2017), se faz saber que algumas das principais restrições do SAEE são dadas pela sua capacidade de armazenamento nominal (P_{SAEE}) e pelas capacidades máximas de carga e descarga (P_{SAEE}^{ch} e P_{SAEE}^{dch}). As restrições originadas a partir de tais elementos são expressas nas Equações (3.8) e (3.9) para um intervalo de tempo t .

$$E^{IN}[t] \leq P_{SAEE} \times P_{SAEE}^{ch} \times BD_{ch}[t] \times t \quad \forall t \quad (3.8)$$

$$E^{OUT}[t] \leq P_{SAEE} \times P_{SAEE}^{dch} \times BD_{dch}[t] \times t \quad \forall t \quad (3.9)$$

Onde BD_{ch} e BD_{dch} representam unidades binárias que são utilizadas para a prevenção de que o sistema não entre em estado de carga ao mesmo tempo que em estado de descarga. A

restrição binária para tal prevenção para um intervalo de tempo t é dada pela Equação (3.10) assim como apresentada por [Wankmüller et al. \(2017\)](#).

$$BD_{ch}[t] + BD_{dch}[t] \leq 1 \quad \forall t \quad (3.10)$$

É necessário que o estado de armazenamento do SAE seja mantido dentro de uma faixa de operação. Essa faixa é definida superiormente pelo estado de armazenamento máximo (SOC^{MAX}) e inferiormente pelo estado de armazenamento mínimo (SOC^{MIN}). A restrição de otimização para um intervalo de tempo t que mantém o SAE em estado de operação é expressa na Equação (3.11).

$$SOC^{MIN} \leq SOC[t] \leq SOC^{MAX} \quad \forall t \quad (3.11)$$

3.2 Mercado Energético

Basicamente, assim como apontado no “Manual de Tarificação da Energia Elétrica” os consumidores são divididos em dois grupos distintos para que a tarificação energética aconteça ([GUEDES, 2011](#)). O Grupo A é composto pelos consumidores com tensão de fornecimento maiores ou iguais a 2.3 kV e possui tarificação do tipo binômia. A tarifa do tipo binômia possui preços aplicáveis ao consumo de energia elétrica (kWh) e à demanda faturável (kW), dessa maneira, ao longo do dia são apresentadas faixas de preços diferentes para os momentos de ponta e fora ponta. O Grupo B é composto pelos consumidores com tensão de fornecimento menor que 2.3 kV e possui tarificação do tipo monômia. Esse tipo de tarificação possui preços que são aplicados unicamente ao consumo de energia elétrica ativa, logo o preço é constante no dia todo, não possuindo variações ([GUEDES, 2011](#)). Em 2016, passou a fazer parte do Grupo B a tarifa branca, com a possibilidade de utilização a partir de primeiro de janeiro de 2018 seguindo o cronograma apresentado na Resolução Normativa nº 733/2016 ([ANEEL, 2016](#)). A respectiva tarifa permite que os consumidores presentes no Grupo B tenham a possibilidade de serem tarifados em faixas de preços, sendo eles denominados como, ponta, fora ponta e intermediário.

Assim como apontado por [Genoese et al. \(2010\)](#), para que exista a arbitragem energética é necessário que exista volatilidade nos preços impostos pelo mercado energético, ou seja, para que tal modo de operação seja eficiente é preciso que os preços apresentem constante variação. Dessa maneira, o mercado brasileiro, mesmo com a utilização das modalidades tarifárias presentes no Grupo A e B que apresentam variações de preço ao longo do dia, não seria possível a realização de uma análise aprofundada da arbitragem energética. Sendo assim, o mercado energético norte americano foi escolhido como alvo desse estudo por apresentar modalidades em que os preços apresentam uma alta volatilidade.

O mercado energético é composto por componentes do mercado varejista e atacadista. O primeiro é o que vende diretamente para o consumidor, já o segundo se trata da parte do mercado em que a eletricidade é negociada entre as concessionárias de energia elétrica e negociantes externos antes de ser repassada ao primeiro mercado (FERC, 2015). O Mercado Energético Americano não é diferente, em outras palavras, a energia elétrica é tratada como qualquer outro produto, é produzida, comprada, negociada e revendida, a Figura 6 apresenta a configuração básica de tal mercado.

Figura 6 – Fluxo do Mercado Energético.

Fonte: Adaptada de PJM (2019).

3.2.1 Mercado Atacadista

O mercado energético atacadista norte americano é baseado na compra e venda de energia entre os produtores (geradores) e os revendedores de energia. O segundo grupo é composto por profissionais independentes, distribuidoras de energia elétrica e grandes empresas do mercado livre de energia (PJM, 2019). A *Federal Energy Regulatory Commission* (FERC) é o órgão regulamentador das operações e transações no mercado atacadista na maioria das regiões dos Estados Unidos (FERC, 2015).

A organização do mercado atacadista começa quando após passar por diversas etapas os geradores são aprovados e conectados à rede, apresentando assim, disponibilidade de entrega de energia elétrica. Com a disponibilidade, a eletricidade produzida é vendida a entidades presentes junto aos revendedores, que geralmente fazem a compra através de contratos entre compradores ou através de mercados específicos. Após os revendedores possuírem o direito de uso da eletricidade, eles a revendem de maneira que atendam os consumidores, em outras palavras, tais revendedores determinam como e por quanto irão vender a partir das necessidades dos consumidores finais. É importante ressaltar que em alguns casos, as próprias concessionárias e distribuidoras possuem gerações e conseguem vender diretamente para o consumidor final (PJM, 2019).

Através de contratos bilaterais ou por definições realizadas a partir de organizações de mercados atacadistas é predeterminado o preço da eletricidade por um comprador e vendedor. O preço que é realizado por esses mercados é provindo de leilões em que as aquisições são avaliadas através da quantidade específica de megawatts-hora de energia que as gerações oferecem e podem fornecer. Tendo que se em alguma circunstância as fontes de geração não conseguirem atender o que fora predeterminado, irá ocasionar em possíveis penalidades ao fornecedor.

Se o fornecedor conseguir contribuir com sua geração para que a demanda seja atendida, ou seja, submeter um lance bem-sucedido, é dito que ele “limpou” (*market clearing*) o mercado. Sendo assim, é tido que o fornecedor que apresentar a proposta que atenda parte ou em totalidade a demanda de maneira mais barata, esse fornecedor “limpará” o mercado primeiro, seguido pelo fornecedor com a próxima oferta mais barata e isso irá ocorrer até que a demanda seja atendida em sua totalidade. Quando a demanda é completamente atendida e o mercado é “compensado”, o preço oferecido pelo último fornecedor somado as taxas de operação do mercado é definido como o preço de atacado para energia elétrica (PJM, 2019).

Apesar de normalmente o mercado atacadista trabalhar e operar em torno de contratos bilaterais e sendo a eletricidade historicamente negociada através de transações do gênero, em abril de 1996 foi promovido o conceito de *Independent System Operators* (ISOs) pela FERC. Juntamente com a facilitação do acesso aos dados à transmissão, as ISOs começaram a operar o sistema de maneira que é fomentada entre os participantes do mercado atacadista a competição pela geração de eletricidade (FERC, 1996). Em dezembro de 1999 a FERC cria e regulamenta o conceito de *Regional Transmission Organization* (RTO), incorporando o ISO, de maneira que esse novo conceito agrega transparência de gerenciamento e independência de seus membros (FERC, 2015).

Através da competitividade do RTO surgiram várias vertentes de tarifação através dos diversos serviços necessários para fornecer serviços elétricos com alta confiabilidade e economicamente viáveis para os consumidores finais. Sendo assim, cada uma dessas vertentes possui seus próprios parâmetros e preços. Dentre essas possibilidades, se encontram os mercados que possuem alta volatilidade de preço (*Real-Time Market* e *Day-Ahead Market*). Sendo um dos maiores RTOs dos Estados Unidos, o *Midcontinent Independent System Operator* (MISO) foi o RTO escolhido para a realização desse estudo.

3.2.2 Mercado Varejista

Depois que todas as operações econômicas voltadas ao mercado atacadista já ocorreram e os revendedores possuem a disponibilidade da energia elétrica, a mesma pode ser comercializada aos consumidores finais. No mercado varejista norte americano, os consumidores finais possuem diversas opções de compra para a eletricidade. Tais consumidores ponderam qual a forma que irá melhor os atender, podendo comprar de uma concessionária local ou de um varejista independente que apresente preços mais competitivos. Quando os consumidores optam por

comprar através de uma concessionária regulada, os preços estabelecidos por elas possuem taxas estabelecidas por reguladoras estatais agregadas a seu valor final (PJM, 2019).

3.3 *Midcontinent Independent System Operator (MISO)*

O mercado energético MISO só se tornou um conglomerado energético em dezembro de 2001 após se organizar como uma ISO, e alguns anos depois, se transformando em RTO. No começo de 2009 combinou suas 24 áreas de gerenciamento em uma única grande área e começou a operar com serviços ancilares, podendo assim expandir seus mercados energéticos em diversas modalidades de faturamento. O MISO opera em um sistema de transmissão e um mercado composto por 15 estados no Centro-Oeste e no Sul dos Estados Unidos da América (EUA), sendo eles, Montana, Dakota do Norte e do Sul, Minesota, Iowa, Wisconsin, Michigan, Indiana, Ilinoís, Missúri, Arkansas, Louisiana, Mississippi, Texas e Kentucky. Em complemento a área de atuação presente nos EUA, o MISO também opera no estado de Manitoba no Canadá. O sistema é operado a partir de três centros de controle: Carmel (Indiana), Eagan (Minesota), e Little Rock (Arkansas). Após a junção de suas áreas, atingiu no verão de 2011 o maior pico de demanda já observado em seu sistema, 126 GW (FERC, 2015).

Em sua essência o MISO trabalha com a importação de energia em geral, no entanto, dependendo dos preços nas regiões limítrofes e suas respectivas cargas relativas, o intercâmbio energético pode ocorrer em ambas as direções. Através do excesso de produção a *Manitoba Hydro* (concessionária de energia elétrica local) fornece grande parte da carga demandada pelo MISO, fornecimento que ocorre principalmente no verão. Aproximadamente um grupo de 40 proprietários de linhas de transmissão definem a área de operação do mercado MISO. A Figura 7 apresenta o mapa das áreas de operação. Revendedores energéticos, grandes gerações, utilitários que envolvem as linhas de transmissão e entidades que prestam serviços ao atendimento da carga são participantes ativos que compõem o mercado MISO (FERC, 2015).

Como a maioria dos mercados do tipo RTOs, o mercado MISO possui diversas vertentes de recursos de mercado, que são apresentados na Tabela 2. Dentre esses recursos, existem os que proporcionam uma maior volatilidade de preço, os mercados energéticos, sendo ele dividido em duas modalidades o *Day-Ahead Market* (DAM) e o *Real-Time Market* (RTM). Por se tratar de uma pesquisa que busca tratar de mercados que possibilitem a arbitragem energética, eles serão melhor descritos a seguir.

3.3.1 *Day-Ahead Market (DAM)*

O DAM opera com as premissas de que os seus participantes possam garantir os preços da energia elétrica no dia anterior ao dia de operação. Através dessa atitude, os revendedores se protegem contra as flutuações de preço que poderiam vir a acontecer no RTM. Os lances de aquisição para esse mercado são feitos a cada hora do dia e para cada conexão do sistema, sendo

Tabela 2 – Principais Recursos de Mercado do MISO.

Recursos de Mercado	Composição
Mercados Energéticos	Composto pelo DAM e pelo RTM
Requisitos de Oferta Obrigatória	Os vendedores devem se comprometer aos, ou oferecer, geradores, de maneira que as operações das instalações sejam agendadas
Serviços Ancilares e Outros	Funções desempenhadas por equipamentos de geração, transmissão e controle de sistemas de eletricidade para apoiar a transmissão de energia elétrica
Mercado de Capacidade	Prova de que os fornecedores adquiriram capacidade necessária para atender à previsão de carga
Mitigação Energética	Mecanismo de <i>design</i> de mercado para garantir ofertas competitivas mesmo quando as condições competitivas não as favorecem

Fonte: Adaptada de [FERC \(2015\)](#).

decisão da compra ou venda de energia ([KRISHNAMURTHY et al., 2017](#)).

3.3.2 Real-Time Market (RTM)

Como visto, o DAM opera de maneira que é produzido um cronograma com os termos financeiros para a maioria das transações que ocorrerão de hora em hora no dia seguinte e vários fatores podem e geralmente alteram o respectivo resultado. Portanto, o MISO trabalha com um mercado do tipo *spot* de energia (mercado de energia em tempo real), de maneira que as necessidades energéticas são atendidas em tempo real, ou seja, são atendidas durante cada hora do dia de operação. Sendo assim, o MISO para atender à demanda instantânea de eletricidade coordena os despachos dos recursos de geração e de demanda. Esses despachos são alterados devido as incertezas, que incluem, a possibilidade de interrupções das gerações ou da transmissão, das restrições do sistema ou mudança da demanda esperada ([FERC, 2015](#)).

O RTM tem a finalidade de em tempo real equilibrar financeiramente as diferenças entre os volumes de carga, de geração e os atos financeiros programados no DAM com os que realmente estão acontecendo em tempo real. No momento de operação, os revendedores que operam no RTM pagam ou recebem o LMP pela quantidade de carga ou geração em *MWh* que é desviado do cronograma diário, sendo assim, o MISO determina as taxas e as metas de despacho. Com base nas taxas geradas, os participantes do RTM, tem a possibilidade de, ao longo do dia, oferecer ou solicitar importações e exportações de eletricidade nas áreas vizinhas, sendo essas áreas presentes no mercado MISO ou não.

Durante a operação do sistema, o RTM atua como um mercado de balanceamento de demanda com recursos físicos para atender a necessidade de carga da rede. Sendo assim, os

preços no RTM são afetados por vários fatores, como restrições de transmissão, ocorrências ambientais e injeção de energia de geradores distribuídos, o que dá um comportamento volátil (KRISHNAMURTHY *et al.*, 2017). Em outras palavras, um preço é calculado baseado nas intempéries que são apresentadas pelo sistema. Em um intervalo de hora (intervalo de despacho energético) o preço é reajustado a cada cinco minutos, sendo o último intervalo de cinco minutos convertido em preço por hora para o faturamento e pagamento (FERC, 2015).

A principal diferença entre o DAM e o RTM é que, todas as transações virtuais são liquidadas pelo preço de fechamento do RTM, ou seja, independente dos fechamentos feitos durante o DAM, o preço final será o do RTM (FERC, 2015). Partindo dessa premissa, somada ao fato de que ambos os mercados apresentam preços com alta volatilidade, o que favorece a realização da arbitragem energética, os preços do DAM são utilizados para planejar as decisões operacionais do SAEe com a possibilidade de correção durante sua operação no RTM.

3.4 Contextualização Teórica

Assim como apontado por Walawalkar, Apt e Mancini (2007), os SAEes possuem a capacidade de armazenar energia elétrica para que em momentos oportunos entrega-la à RDEE de maneira que satisfaça as necessidades do operador do sistema. Como já exposto, um dos principais benefícios agregados a essa capacidade é a realização da arbitragem energética.

Baseado em suas características e especificações, os SAEes podem ser utilizados nos mercados de energia em diversas aplicações (SCHOENUNG; HASSENZAH, 2003). Os primeiros estudos voltados para a aplicação dos SAEes nos mercados energéticos focaram na realização de *peak-shaving* e como recurso de reserva para a RDEE (SOBIESKI; BHAVARAJU, 1985). Nos últimos anos o interesse pelas aplicações dos SAEes e seu viés econômico cresceram e diversos estudos foram conduzidos com essa premissa. A utilização otimizada dos SAEes como sistemas de *backup* para fontes renováveis de geração de energia pode ser visualizada nos trabalhos propostos por Su, Lin e Huang (1999) e por Fabjan *et al.* (2001), sendo neles abordados a utilização dos SAEes em conjunto a um sistema de geração fotovoltaico. Já os trabalhos apresentados pelos autores Bathurst e Strbac (2003), Korpaas, Holen e Hildrum (2003), Garcia-Gonzalez *et al.* (2008) e Denholm e Sioshansi (2009) possuem a mesma finalidade, com a diferença que tratam a utilização dos SAEes unidos a sistemas de geração eólica.

Com o surgimento das ISOs e RTOs, os mercados energéticos se tornaram mais acirrados e competitivos, além de surgirem as vertentes de precificação, DAM e RTM. A alta volatilidade imposta por essas formas de precificação possibilitou então a utilização mais ativa dos SAEes nos mercados energéticos com a realização da arbitragem energética. Essa nossa possibilidade impulsionou diversos estudos e pesquisas que além do viés econômico da utilização dos SAEes buscam o lucro direto com a sua operação. Priorizando trabalhos publicados em periódicos de alta circulação, alguns exemplos de trabalhos voltados à arbitragem energética serão mencionados na

Subseção a seguir.

3.4.1 Contextualização da Arbitragem Energética

Este trabalho busca propor modelos de gerenciamento inteligente de um SAEE para a realização de arbitragem energética. Neste sentido, vale citar as principais pesquisas publicadas até o momento, dando prioridade às publicações em revistas científicas de grande relevância. Por se tratarem de publicações bem recentes, é possível perceber o interesse científico atual no tema.

Em [Brivio, Mandelli e Merlo \(2016\)](#), a atenção está focada na modelagem de um sistema de controle de reserva primário para a um Sistema de Armazenamento de Energia a Bateria (SAEB). É apresentado uma breve introdução à adequação do uso do SAEB para o controle de reserva, além de discutir estratégias e modelos de controle do SAEB. Em seguida, o artigo apresenta um modelo para investigar métodos para aumentar o potencial do SAEB no fornecimento de controle de reserva. Neste sentido, o modelo operacional apresentado é baseado em duas opções diferentes, a primeira, busca através de um controle variante no tempo evitar saturações do Estado de Carregamento (SOC) e garantir a disponibilidade do controle de reserva. Já o segundo modelo é baseado na arbitragem energética, significando que a bateria é carregada e descarregada quando é economicamente favorável. As duas opções de operação são modeladas através de dois controladores baseados em lógica fuzzy que determinam os pontos de ajuste e de arbitragem. Os modos de operação funcionam de forma independente. As simulações dependem de entradas reais de dados medidos (frequência e preços da eletricidade) e demonstram que ambas as opções melhoram as operações do SAEB. Este trabalho modela o armazenador como sendo de propriedade de um consumidor, não sendo necessário que o modelo considere as restrições operacionais da RDEE.

Em [Wankmüller et al. \(2017\)](#), é investigado a representação da degradação de uma bateria em aplicações dos SAEBs para consumidores finais que os conectam à RDEE. O foco principal do trabalho é a realização da arbitragem energética. São modeladas duas representações diferentes de degradação da bateria dentro de um modelo de arbitragem energética. Os autores apontam que a degradação tem um forte impacto na rentabilidade na utilização de SAEBs. Além disso, é apontado que a redução dos ciclos de carregamento/descarregamento da bateria através da introdução de um custo de penalidade na função objetivo do modelo de otimização da arbitragem energética apresenta benefícios na lucratividade ao longo da vida útil do SAEB.

Em [Khani e Farag \(2019\)](#), é apresentado um novo algoritmo de despacho para a realização da arbitragem conjunta a reserva operacional como funções objetivo. São utilizadas variáveis de folga como parâmetros fictícios com o propósito de adaptar os limites superiores e inferiores do SOC. O SOC é, então, alocado de maneira ideal para a realização da arbitragem energética em conjunto com a reserva operacional. Por meio de um mecanismo de penalização adaptativo e restrições suaves, os conceitos de reserva operacional são incorporados ao processo de otimização. Sendo assim, é formulado um novo índice para quantificar a participação do armazenamento em

relação à reserva operacional. Os fatores de modulação do preço de mercado são apresentados para análise financeira da contribuição de armazenamento para o mercado de reserva. Vale ressaltar que este trabalho apesar de tratar a arbitragem energética em conjunto a outro objetivo não leva em consideração os limites operacionais da RDEE, e o gerenciamento do SAEE é realizado com o intuito de beneficiar o consumidor final.

Em [Terlouw et al. \(2019\)](#), a arbitragem energética é estudada em dois cenários que um SAEE é de propriedade de uma pequena comunidade. Primeiramente, a arbitragem energética é estudada, em que são visados a minimização dos custos e emissões de CO₂ para um portfólio de energia. Em segundo lugar, é avaliado um cenário em que a arbitragem energética é estudada em conjunto à operação de *peak shaving*, em que o sistema de armazenamento tem propriedade compartilhada entre a concessionária de energia e a respectiva comunidade. Para a solução do problema a modelagem matemática é simplificada de maneira a utilizar um modelo de otimização de programação linear inteira mista com múltiplos objetivos.

3.4.2 Contextualização da Pesquisa

A partir das pesquisas apresentadas, apesar de já começarem a surgir trabalhos que se preocupam com a atuação dos armazenadores sendo de propriedade das concessionárias de energia, assim como o apresentado por [Terlouw et al. \(2019\)](#), os pesquisadores têm focado em tratar o SAEE como sendo de propriedade dos consumidores finais. Esse tipo de abordagem apresenta o benefício de poder gerar mais lucro através da arbitragem energética, uma vez que o consumidor final não precisa se preocupar com as restrições operacionais da RDEE, pois essas são de responsabilidade da distribuidora de energia elétrica. No entanto, ao fazer essa consideração a atuação do SAEE fica limitada, e perde a possibilidade de considerar em sua operação serviços ancilares que favorecem a melhoria da operação da RDEE, e consequentemente, evitam maiores custos a concessionária e geram novas possibilidades de lucro.

Dessa maneira, comparado com o que há nas principais pesquisas na área, este trabalho se propõe a tratar o gerenciamento inteligente de um SAEE com o intuito de realizar arbitragem energética tendo como proprietário do SAEE uma concessionária de energia elétrica. Sendo assim, os limites operacionais da RDEE, tais quais, limites de tensão e limites de corrente dos cabos das linhas de distribuição são levados em consideração durante a procura do gerenciamento otimizado do SAEE. Além disso, também são consideradas as restrições agregadas ao próprio funcionamento do SAEE. Ao adicionar essas restrições ao problema de otimização, o problema desta pesquisa se torna não contínuo, passa a apresentar não linearidade devido ao estudo das perdas e melhoria do perfil de tensão diário da RDEE nas funções objetivo. Além disso apresenta explosão combinatória devido a discretização das variáveis de entrada do problema. Devido a isso, as metaheurísticas foram escolhidas para sua solução do problema.

Ao tratar o SAEE como de propriedade de uma concessionária, surge a possibilidade de se beneficiar dos serviços ancilares que o armazenador pode oferecer a RDEE. Sendo assim,

este trabalho busca tratar a arbitragem energética em conjunto a outros serviços disponíveis com a utilização do SAEE. De maneira distinta, é buscada através do gerenciamento inteligente do SAEE, a maximização da arbitragem energética em conjunto ao gerenciamento de perdas ativas nas linhas de distribuição e a maximização da arbitragem energética em conjunto a melhoria do perfil de tensão diário da RDEE.

MODELAGEM DO SISTEMA DE GERENCIAMENTO INTELIGENTE

Neste capítulo, primeiramente, é apresentado o *software* que será utilizado para a realização do fluxo de potência e a implementação do Sistema de Armazenamento de Energia Elétrica (SAEE). Logo em seguida, são apresentados os componentes necessários para a formulação do Gerenciamento Inteligente e sua respectiva construção. A construção do Gerenciamento Inteligente do SAEE leva em consideração além da arbitragem energética, a redução das perdas ativas nas linhas e a melhoria do perfil de tensão diário da Rede de Distribuição de Energia Elétrica (RDEE).

4.1 O *Software* OpenDSS

O *Open Distribution System Simulator* (OpenDSS) é um *software open source*, ou seja, pode ser utilizado e modificado por qualquer usuário sem nenhum tipo de ônus ou obrigação para com a entidade que o desenvolveu e criou. Começou a ser desenvolvido em 1997 pela *Electrotek Concepts, Inc.* por Roger Dugan e Thomas McDermott. No entanto, em 2004 foi vendido à *EPRI solutions*, tornando-se em 2008 um programa de livre utilização, somando-se a outros esforços na busca da modernização das pesquisas na área de *Smart Grids* (DUGAN, 2018).

Por ser um *software* amplamente utilizado em pesquisas e por empresas e ser recomendado como programa a ser utilizado para o cálculo das perdas pela Nota Técnica nº 0057 da ANEEL, o OpenDSS foi escolhido como a plataforma para a execução dos fluxos de potência e implementação do SAEE na RDEE (ANEEL, 2014a). O OpenDSS opera de maneira que através da existência do *Power Conversion System* (PCS), elementos como as cargas, subestações, gerações distribuídas e SAEEs, ou seja, elementos que injetam e consomem potência possam ser implementados (MONTEIRO, 2019). Através do OpenDSS é possível realizar simulações utilizando RDEEs balanceadas ou não, incluindo os diversos modos de operação do SAEE

(DUGAN; MCDERMOTT, 2011). Os modos de simulação do OpenDSS são apresentados a seguir:

- Fluxo de potência instantâneo (*SnapShot*);
- Fluxo de potência diário;
- Fluxo de potência anual;
- Análise harmônica;
- Análise Dinâmica;
- Estudo de curto circuitos.

O OpenDSS pode ser utilizado de duas maneiras. A primeira se dá através da própria interface gráfica do *software*. Tal interface possui um ambiente de edição de código, onde todos os componentes presentes na RDEE podem ser modelados, além de ser possível gerar gráficos e relatórios dos resultados obtidos durante a simulação. A segunda maneira é a partir da utilização da plataforma *Component Object Model* (COM), implementada de forma que o OpenDSS possa ser controlado através de outras linguagens de programação, tais quais, MATLAB, Python, C e C++. Através da plataforma COM o usuário fica livre para utilizar os dados gerados pelas simulações do OpenDSS em outras aplicações. É também possível que o usuário de maneira dinâmica altere os dados de entrada do OpenDSS, abrindo um leque imenso para qualquer estudo que envolva a utilização da RDEE. Para a utilização do *software* foi utilizada a biblioteca intitulada “*DSS Python: Unofficial bindings for EPRI’s OpenDSS*” (Versão 0.10.3, baseada na revisão 2609 do OpenDSS) (MEIRA, 2019). A respectiva biblioteca simula as características da plataforma COM, de maneira a deixar mais eficiente a utilização e conexão do *software* OpenDSS junto a linguagem de programação Python.

4.2 Metaheurísticas

Sendo as metaheurísticas consideradas a evolução dos algoritmos heurísticos, são consideradas estratégias algorítmicas de alto nível usadas para orientar outros algoritmos em um espaço de busca por soluções viáveis. Podendo elas serem, para um único objetivo, um valor otimizado ou, para vários objetivos, um conjunto de valores otimizados (DONOSO; FABREGAT, 2016). Além disso, as metaheurísticas apresentam características capazes de mesclar a sensibilidade e avaliação da solução com a capacidade de explorar outras regiões de forma eficiente. Dessa forma, as metaheurísticas são mais eficientes que as heurísticas simples e são comumente chamadas de algoritmos de busca global (BERNARDES, 2018).

Para a utilização dos métodos clássicos de otimização são encontradas diversas limitações. Sendo elas, funções que apresentam descontinuidade ou saltos, não possuindo derivadas nesses

pontos. Em adição, em alguns casos, funções contínuas também apresentam alguns pontos críticos não diferenciáveis. Sendo assim, para a sua solução com a utilização dos métodos clássicos seria necessária alteração na representação do problema, o que poderia acarretar em uma significativa descaracterização do modelo original, dificultando assim sua solução através de tais métodos. Através da utilização das metaheurísticas é possível que problemas não contínuos ou contínuos com pontos críticos sejam resolvidos (BERNARDES, 2018).

As metaheurísticas apresentam boas técnicas para resolver problemas de otimização nos quais, para que a convergência em direção ao ideal seja alcançada, é necessário, de acordo com as características do problema, aplicar estratégias adaptadas que propiciem melhor desempenho na busca. A maneira de encontrar novas soluções desconhecidas até o momento e que pertencem ao conjunto de soluções viáveis é feita através das soluções conhecidas anteriormente. À medida que o algoritmo é executado, as soluções viáveis encontradas devem convergir para um valor otimizado (DONOSO; FABREGAT, 2016). Em vista disso, pelo problema desta pesquisa ser não contínuo, apresentar não linearidade devido ao estudo das perdas e melhoria do perfil de tensão diário da RDEE nas funções objetivo e devido a explosão combinatória devido a discretização das variáveis de entrada do problema as metaheurísticas foram escolhidas para sua solução.

4.3 Evolutionary Particle Swarm Optimization (EPSO)

O EPSO foi primeiramente introduzido por Miranda e Fonseca (2002a) e se trata de um algoritmo evolutivo combinado com o movimento adaptativo inspirado nas regras de movimentação das partículas do *Particle Swarm Optimization* (PSO) (KENNEDY; EBERHART, 1995). Tal regra de movimento gera uma nova partícula ponderada com pesos fixos em função de acentrais, sendo: para uma dada partícula, o melhor ancestral de todos os tempos e o melhor ancestral da geração atual (MIRANDA *et al.*, 2009). Com a utilização dessa regra o PSO apresenta a desvantagem de ficar preso facilmente em ótimos locais devido a utilização de pesos inapropriados. Para tanto, o EPSO através de sua característica evolutiva atualiza os pesos de maneira iterativa.

O EPSO pode ser visto como um enxame de partículas evoluindo através do espaço de busca em que as partículas estão distribuídas e sujeitas à seleção sob o ponto de vista evolucionário. Essa seleção atuará nos pesos e parâmetros que governam o comportamento de cada partícula e, conseqüentemente, será realizada a manutenção das partículas mais bem “adaptadas” que se sobressairão e se propagarão (BERNARDES, 2018).

De maneira simplificada, durante a execução do EPSO cada solução candidata (partícula) presente no conjunto de soluções (população) se movimenta no espaço de busca, a procura de regiões no ambiente que possuam valores da função objetivo menores (minimização) ou maiores (maximização) que de outras partículas, descobertos previamente. Esses ambientes são favoráveis para que as partículas se reúnam. Sendo assim, a posição de cada partícula é alterada utilizando as informações compartilhadas pelos elementos do grupo (enxame). Em todas iterações, cada

partícula altera sua posição em direção a um ponto onde, ela e o enxame, obtém um valor melhor para a função objetivo em iterações prévias (BERNARDES, 2018).

Para cada uma das partículas é atribuída uma velocidade a qual elas se movimentam através do espaço de busca. Estas partículas possuem em sua memória a melhor posição em que estiveram (p_{best}), e o enxame possui uma espécie de memória coletiva, que armazena a melhor posição de todos as iterações alcançada pelo grupo (g_{best}).

Em uma dada iteração, assim como apontado por Miranda e Fonseca (2002a), as partículas irão sofrer os seguintes processos:

- **Replicação:** cada partícula será replicada r vezes;
- **Mutação:** cada partícula tem seus pesos alterados;
- **Reprodução:** após passar pelo processo de mutação, cada partícula criará uma prole que se encaixa em suas regras de movimentação;
- **Avaliação:** as novas partículas tem seu *fitness* avaliado;
- **Seleção:** com a utilização de um processo estocástico as “melhores” partículas formam a próxima geração.

A regra de movimentação aplicada às partículas do EPSO é definida como segue:

$$X_i^{novo} = X_i + V_i^{novo} \quad (4.1)$$

$$V_i^{novo} = \omega_{i0}^* V_i + \omega_{i1}^* (p_{best}^i - X_i) + \omega_{i2}^* (g_{best}^* - X_i) \quad (4.2)$$

Onde:

- O índice i representa o número da partícula, esse número varia de 1 a N , onde N é tamanho do enxame;
- ω_{i0} representa o coeficiente de inércia da partícula, o qual é importante para a definição do espaço de busca;
- ω_{i1} e ω_{i2} são os parâmetros cognitivo e social, respectivamente;
- p_{best}^i é a melhor posição que a partícula i já esteve;
- g_{best} é a melhor posição já ocupada por uma das partículas entre todas as partículas até o momento;
- X_i é a posição corrente da partícula.

O processo de mutação ocorre assim como apontado a seguir:

$$\omega_{ik}^* = \omega_{ik} + \tau N(0, 1) \quad (4.3)$$

$$g_{best}^* = g_{best} + \tau' N(0, 1) \quad (4.4)$$

O símbolo $*$ presente nas Equações (4.2), (4.3) e (4.4) aponta que ambos sofrem mutação, sendo o primeiro referente a três parâmetros, quando $k = 0$ se trata do coeficiente de inércia, quando $k = 1$ é o coeficiente cognitivo e por último, quando $k = 2$ é referente ao coeficiente social. Já o segundo é a representação da melhor posição já alcançada pelo grupo de partículas com a inserção de uma pequena perturbação, o que faz com que o espaço de procura das partículas aumente. Os parâmetros τ e τ' são as taxas de aprendizagem que podem ser valores fixos ou variáveis em função de alguma estratégia previamente definida e são aplicadas às variáveis que sofrem mutações. $N(0, 1)$ é a representação de um número aleatório de distribuição gaussiana com média 0 e variância 1. Um fluxograma do algoritmo do EPSO é apresentado na Figura 8.

Ao ser comparado ao PSO, o EPSO se beneficia de duas maneiras. A primeira se dá através do processo de seleção Darwinística clássica e da regra de movimentação das partículas. Com essa característica é esperado que essa técnica de otimização apresente uma vantajosa convergência em relação ao PSO ou a apenas técnicas evolutivas. O outro benefício agregado à utilização do EPSO é o que o mesmo pode ser classificado como um algoritmo auto adaptativo, pois esse se baseia na mutação e seleção de parâmetros estratégicos como qualquer outra técnica evolutiva (MIRANDA; FONSECA, 2002b).

4.4 Conceitos de Otimização Multiobjetivo em Metaheurísticas

Fo é o conjunto de funções objetivos de um problema de otimização multiobjetivo. O respectivo conjunto pode ser dividido em dois subconjuntos, um grupo que é formado pelas funções objetivos a serem minimizadas (Fo^{min}) e o outro grupo formado pelas funções objetivos que devem ser maximizadas (Fo^{max}). O domínio de cada uma das funções é definido pelo espaço de busca $\mathcal{S}$ e possui como contradomínio, o conjunto de número reais $\mathbb{R}$. Sendo assim, com $m \in Fo$, cada função objetivo f_m tem como objetivo avaliar as soluções factíveis do problema que pertencem ao espaço $\mathcal{S}$ e agregar a elas um valor de desempenho, esse valor também é conhecido como *fitness*. Um problema de otimização multiobjetivo genérico sujeito a $\mathbf{X} \in \mathcal{S}$ é apresentado a seguir.

$$f_a = \min\{f_m(\mathbf{X})\} \quad \forall m \in Fo^{min} \quad (4.5)$$

$$f_b = \max\{f_{m'}(\mathbf{X})\} \quad \forall m \in Fo^{max} \quad (4.6)$$

Figura 8 – Fluxograma básico do EPSO.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Baseados nas necessidades impostas pelo problema, ou seja, através de suas características busca-se de maneira independente minimizar ou maximizar cada uma das funções objetivo. Para um dado conjunto de Fo , com duas funções objetivos, f_1 e f_2 , respectivamente. Com a utilização desse conjunto existem quatro opções de otimização: Maximizar f_1 e minimizar f_2 ; Maximizar f_1 e maximizar f_2 ; Minimizar f_1 e maximizar f_2 ; Minimizar f_1 e minimizar f_2 .

4.4.1 Conceito de Dominação

É assumido que um conjunto Fo é composto por $\mathcal{M}$ funções objetivos. Como visto anteriormente, é possível que existam dois tipos de otimização, funções que buscam a minimização

de um problema e as que buscam a maximização. Buscando cobrir ambos os tipos de problemas, são definidos os operadores $\triangleleft$ (estritamente melhor que) e $\trianglelefteq$ (melhor ou igual a) para comparação entre duas soluções X^a e X^b . Quando é desejado que a função objetivo f_m seja minimizada, ao propor que $f_m(X^a) \triangleleft f_m(X^b)$ significa dizer que $f_m(X^a) < f_m(X^b)$, e similarmente, ao propor que $f_m(X^a) \trianglelefteq f_m(X^b)$ quer dizer que $f_m(X^a) \leq f_m(X^b)$. Ao tratarmos problemas de maximização, temos que ao propormos que $f_m(X^a) \triangleleft f_m(X^b)$ significa dizer que $f_m(X^a) > f_m(X^b)$, e similarmente, ao propormos que $f_m(X^a) \trianglelefteq f_m(X^b)$ quer dizer que $f_m(X^a) \geq f_m(X^b)$. Nesse contexto, a dominação é definida como se segue:

Definição 1 (Relação de Dominância). *É dito que uma solução X^a domina uma solução X^b se as seguintes condições são simultaneamente satisfeitas:*

1. *A solução X^a é melhor ou igual a X^b em todos os objetivos, ou $f_m(X^a) \trianglelefteq f_m(X^b)$ para todo $m = 1, 2, \dots, M$;*
2. *A solução X^a é estritamente melhor que X^b em ao menos um objetivo, ou $f_m(X^a) \triangleleft f_m(X^b)$ para todo $m = 1, 2, \dots, M$.*

A partir do ponto de vista matemático, temos que se qualquer uma das condições expostas na Definição 1 forem violadas, a solução X^a não domina a solução X^b . Matematicamente, se $X^a \prec X^b$, podemos dizer então que X^a domina a solução X^b . As relações de dominância entre duas soluções podem ser escritas como segue:

1. X^b é dominado por X^a ;
2. X^a não é dominado por X^b ;
3. X^a não é inferior a X^b .

A Figura 9 apresenta um problema de otimização com cinco soluções. É estabelecido que o conjunto de Fo é composto por uma função objetivo que busca minimizar (f_1) e uma que pretende maximizar (f_2). É importante apontar que ambos os objetivos possuem igual importância na procura das soluções, dificultando assim que sejam encontradas soluções que sejam melhores em ambos os objetivos. Sendo assim, com a utilização da Definição 1 é possível apontar em termos dos objetivos qual solução é melhor entre duas soluções.

A título de exemplificação, ao compararmos as soluções 1 e 2, a solução 1 é melhor que a 2 em ambos os objetivos, já que em f_1 a solução 1 possui menor valor que a solução 2 e em f_2 possui menor valor. Neste caso, podemos dizer que a solução 1 domina a solução 2. Em contrapartida, quando comparamos as soluções 2 e 4, observamos que 4 se sobressai em relação a 2. Isso acontece devido ao fato de que apesar de terem os mesmos valores para f_1 , a solução 4 possui maior valor para f_2 , o fazendo melhor, logo, dominando a solução 2.

Figura 9 – População formada por 5 partículas.

Fonte: Elaborada pelo autor.

4.4.2 Conceito de Otimalidade Pareto

Se fizermos todas as comparações possíveis entre as soluções obtemos o que segue:

- A solução 1 domina as soluções 2, 3 e 5;
- A solução 2 domina as soluções 3;
- A solução 3 não domina nenhuma das soluções;
- A solução 4 domina as soluções 2, 3 e 5;
- A solução 5 domina a solução 3.

A partir de todas as soluções é possível observar que as únicas soluções que não são dominadas por nenhuma outra solução são as soluções 1 e 4. Isso é atestado pois ao compararmos as duas com todas as outras par a par não foi possível completar as duas condições apresentadas na Definição 1. Quando isso ocorre, é comum dizer que as soluções são não dominadas em relação a cada uma. Ambos os objetivos são importantes, não é possível dizer que uma solução ou outra é melhor. Como apontado por [Deb et al. \(2002\)](#), devido ao fato de existir uma relação neutra entre duas soluções do espaço de busca, diz-se que a relação de dominância é uma relação de ordem parcial estrita. Dessa maneira, existe a possibilidade de existirem soluções igualmente ótimas, mesmo que seus valores para as funções objetivos não sejam iguais.

Definição 2 (Conjunto Não Dominado). Dado um conjunto de soluções $\mathcal{P}$, o conjunto de soluções $\mathcal{P}'$ representa o grupo de soluções não dominadas por nenhuma das soluções presentes no conjunto $\mathcal{P}$.

Considerando que $\mathcal{P} = \mathcal{S}$, ou seja, sendo o conjunto $\mathcal{P}$ todo o espaço de busca, o conjunto $\mathcal{P}'$ composto apenas por soluções não dominadas é chamado como conjunto Pareto-ótimo. A Figura 10 apresenta o conjunto Pareto-ótimo em uma curva contínua para quatro possibilidades de otimização com dois objetivos, sendo eles, f_1 e f_2 . Por ser tratar de dois objetivos, existem quatro formas de abordagem, sendo elas: minimizar f_1 e minimizar f_2 (Min-Min); minimizar f_1 e maximizar f_2 (Min-Max); maximizar f_1 e minimizar f_2 (Max-Min); maximizar f_1 e maximizar f_2 (Max-Max); A definição para Pareto-ótimo é apresentada a seguir.

Figura 10 – Soluções Pareto-ótimo para quatro combinações de otimização multiobjetivo.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Definição 3 (Pareto-Ótimo). O conjunto de soluções não dominadas de um espaço de busca $\mathcal{S}$ é denominado *Conjunto Pareto-Ótimo*, ou simplesmente *Pareto-Ótimo*.

Pelo fato de que as soluções do conjunto Pareto-ótimo dentro do espaço de busca não são dominadas por nenhuma solução, elas são consideradas as soluções otimizadas do Problema

de Otimização Multiobjetivo. Sendo assim, as metodologias utilizadas para a resolução de problemas de otimização multiobjetivo buscam determinar o conjunto Pareto-ótimo de uma região factível.

4.4.3 Conceito de Distância de Multidão

A distância de multidão (*crowding distance*) apresenta uma estimativa da densidade de soluções próximas de uma solução específica (X^a) de uma população. Para que o cálculo seja realizado, primeiro é medida a distância média entre as soluções que se encontram mais próximas da solução X^a para cada um dos objetivos. Durante o próximo passo, as soluções que estão nas extremidades recebem um valor infinito de distância. As soluções que estão entre as soluções dos extremos são atribuídas um valor de distância, que corresponde à diferença do valor da função objetivo do restante das soluções. O respectivo procedimento é repetido para todas as funções objetivos, e o valor da distância de multidão é a soma das distâncias individuais para cada objetivo. É esperado que com a incorporação do cálculo de distância de multidão na obtenção do Pareto-ótimo o espaço de busca $\mathcal{S}$ seja mais explorado e aumente assim a possibilidade de obter melhores respostas. A equação, tão quanto o algoritmo para a obtenção da distância de multidão é apresentado em [Deb et al. \(2002\)](#).

4.5 Otimização Multiobjetivo por Metaheurística

Assim como apontado por [Bernardes \(2018\)](#), os métodos clássicos de otimização multi-objetivo apesar de apresentar diversas habilidades, podem apresentar algumas falhas. Alguns dos principais problemas são listados a seguir:

- A escolha de uma boa solução inicial é primordial para que o método consiga alcançar a convergência, e assim ter o conjunto Pareto-ótimo determinado;
- Por diversos fatores, os algoritmos possuem uma tendência a ficarem presos em ótimos locais, e não alcançarem o ótimo global;
- Durante a solução de problemas que possuem espaço de busca discretizados, alguns algoritmos se apresentam ineficientes.

Pensando nesses problemas, a otimização multiobjetivo por metaheurística foi escolhida para a realização deste trabalho. Buscando superar a otimalidade local, as metaheurísticas apresentam uma grande facilidade em ter novas situações incorporadas em seu escopo de solução e de explorar regiões do conjunto factível. Elas não são capazes de garantir que o ótimo global seja alcançado, entretanto, são capazes de encontrar diversos pontos de ótimos locais ([HASHIMOTO, 2004](#)).

4.5.1 Multi-objective Evolutionary Particle Swarm Optimization (MEPSO)

O *Multi-objective Evolutionary Particle Swarm Optimization* (MEPSO) é uma metaheurística multiobjetivo que pode ser vista como um algoritmo híbrido dos mecanismos usados pelo EPSO e pelo *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II* (NSGA-II) (MACIEL *et al.*, 2012). A estrutura do EPSO é um algoritmo evolutivo combinado ao movimento adaptativo inspirado nas regras do movimento de partículas do PSO. Essa regra gera uma nova partícula ponderada com pesos fixos em função dos pais, sendo: para uma determinada partícula, o melhor ancestral de todos os tempos e o melhor ancestral da geração atual (MIRANDA *et al.*, 2009). Embora o MEPSO mantenha as características de replicação e mutação do EPSO, a maneira como o *gbest* e o *pbest* são definidos é adaptada para lidar com vários objetivos.

O MEPSO tem sua inicialização pouco alterada em relação a realizada no EPSO. Assim como no EPSO, as partículas são geradas de maneira aleatória, a diferença é que além do enxame inicial, é gerada uma lista externa, chamada Lista de Pareto (LP). Após a geração do enxame de partículas, elas são classificadas segundo a dominância, e as partículas não-dominadas, os pontos da fronteira de Pareto, são alocadas na LP (MACIEL, 2012).

Por se tratar de um problema multiobjetivo, ao invés de termos uma única melhor partícula encontrada até a corrente iteração, assim como acontece na abordagem mono-objetivo, pode existir um conjunto desse tipo partículas. Sendo assim, é necessário que seja criado uma nova forma para que essa atribuição do *gbest* para cada partícula ocorra. Levando em consideração que as partículas podem ser divididas em diferentes *fronts* de dominância após a classificação, e os *fronts* (f) são classificados em ordem crescente, onde o número “0” representa o melhor *front*, ou seja, o que é composto pelas partículas não dominadas em todo o enxame. Para as partículas que não estão alocadas no *front* 0, uma partícula é escolhida aleatoriamente como o *gbest* no *front* ($f - 1$). Já para as partículas que estão presentes na LP, o *gbest* é escolhido aleatoriamente na própria lista (MACIEL *et al.*, 2012; MACIEL, 2012).

Durante o próximo passo, todas as partículas são duplicadas, formando um novo enxame de partículas, constituído pelas partículas replicadas combinadas às do enxame original. As partículas que foram replicadas é aplicado o operador de mutação sobre os pesos da Equação (4.2). O novo enxame executa o movimento segundo as Equações (4.1) e (4.2). De forma diferente à aplicada à abordagem mono-objetivo, após o movimento ter ocorrido, a seleção é realizada de maneira a obedecer um critério elitista, em que todo o enxame combinado é comparado, e através dos critérios de dominância são selecionados e novamente é criado um enxame com o tamanho do enxame original. Durante o processo de movimentação das partículas, cada uma das partículas tem seu *pbest* atualizado. Caso o *pbest* atual não domine o *pbest* corrente, esse é escolhido como o novo *pbest* (MACIEL *et al.*, 2012; MACIEL, 2012). Um fluxograma do algoritmo do MEPSO é apresentado na Figura 11.

Figura 11 – Fluxograma básico do MEPSO com NP sendo o número de partículas.

Fonte: Adaptada de Maciel (2012).

4.6 Lógica Fuzzy

O sistema *fuzzy* tem a capacidade de lidar com problemas que são modelados para trabalhar com dados aproximados ou com a incerteza de dados, enquadrando assim o mercado de energia elétrica. Tais características permitem sua rápida implementação. Um aspecto interessante é a sensibilidade do desempenho, que é menos afetada por variações de parâmetros e erros de medição, aliada à baixa complexidade de desenvolvimento. Finalmente, as técnicas *fuzzy* utilizam regras linguísticas que aproveitam os aspectos qualitativos do sistema e o conhecimento de um especialista (REZENDE, 2003).

A Lógica Clássica de conjuntos possibilita ao operador do sistema o tratamento de classes de objetos e suas inter-relações, o que acontece em um universo definido (REZENDE, 2003), fazendo com que os objetos pertençam ou não a uma determinada classe. Já na Lógica Fuzzy, os objetos podem pertencer relativamente a uma classe, ou seja, pode pertencer mais (ou menos) a uma determinada classe. De maneira ilustrativa, é considerado que o intervalo entre 1 e 3 metros define uma distância curta e o intervalo entre 3 e 5 metros define uma distância média. Nesse cenário, a partir dos conceitos utilizados pela Lógica Clássica, uma distância de 2,9999 metros seria classificada como curta, já na Lógica Fuzzy a mesma distância seria classificada como se estivesse presente mais como distância média do que como curta (MOMESSO, 2017).

Dessa maneira, para que um objeto seja classificado é necessário que seja encontrado o grau de pertinência para uma determinada Função de Pertinência (FP), para tanto, a Equação (4.7) onde através de $\mu_A(x)$ é obtido o grau de pertinência do elemento x , pertencente ao universo de discurso X , em relação ao conjunto *fuzzy* A (MOMESSO, 2017).

$$\mu_A(x) : X \rightarrow [0, 1]; \quad \text{onde } x \in X \quad (4.7)$$

As funções classificadas como triangular, trapezoidal e gaussiana são amplamente utilizadas como FP na Lógica Fuzzy. É importante apontar que estas funções são definidas pelo operador do sistema, e através das mesmas o operador agrega seu conhecimento e experiência ao sistema. Em termos de implementação computacional, geralmente, as funções são representadas de maneira discreta (JANTZEN, 2007).

A composição do sistema *fuzzy* é apresentada na Figura 12. A forma com que as regras associadas ao processo de inferência são descritas como segue: **Se** <condição> **Então** <ação>. Deste modo, é possível dizer que **Se** x é A , **Então** y é B . Utilizando de tal característica é possível construir inúmeras regras, que usam do conhecimento humano como base para sua construção. A ativação da regra é dependente do valor de entrada e das variáveis linguísticas escolhidas (REZENDE, 2003). Através de medições ou observação de sinais provindos de sensores, as entradas, que são valores quantitativos, são apresentadas ao sistema *fuzzy*. A interface de *fuzzificação* possui como função a identificação à quais variáveis linguísticas as entradas pertencem e quais são os seus graus de pertinência, e nesse momento são definidas as regras

que estão ativas a partir de cada variável linguística ativa. Sendo que é através das variáveis linguísticas que é feita a descrição das informações do sistema, e geralmente são caracterizadas por alguns atributos, sendo eles: nome da variável, conjunto de termo, universo de discurso e funções de pertinência (SIMOES; SHAW, 2007).

Figura 12 – Diagrama do Sistema *Fuzzy*.

Fonte: Adaptada de Rezende (2003).

Após os sinais de entrada serem *fuzzificados*, é realizado o processo de inferência, em que, o resultado entregue obtido é uma região *fuzzy* de saída, sendo esse, diretamente ligado a resposta final do sistema *fuzzy*. Para que a região *fuzzy* de saída seja gerada é necessário que alguns passos sejam levados em consideração, sendo eles:

- Determinar quais são regras que se encontram ativas;
- A partir de cada uma das regras determinar a contribuição para região *fuzzy* de saída;
- Em função de cada regra ativada combinar todas contribuições *fuzzy*.

Com a utilização de duas entradas (x e y), que representam duas variáveis linguísticas em que $\{A_1, A_2, \dots, A_l\}$ e $\{B_1, B_2, \dots, B_m\}$ compõem os conjuntos de termos *fuzzy*, respectivamente. Através do conectivo “e” é obtido a agregação dos graus de pertinência dos termos de entrada associados a cada regra ativa, apresentado na Equação (4.8).

$$\mu_{AB} = \min\{\mu_A(x), \mu_B(y)\} \quad (4.8)$$

Após os graus de pertinência dos termos de entrada terem sido agregados, a implicação dos mesmos com suas saídas é realizada. Como apresentado por Patyra e Mlynek (2012), para que tais processos sejam realizados, pode-se utilizar dos operadores “Mamdani”, “Zadeh”, “Larsen”, “Aritmético” ou “Booleano”. O modelo de Mamdani é utilizado como base para a construção do gerenciamento inteligente apresentado por este trabalho, sendo assim, será detalhado sua

forma de processamento. Além disso, o modelo de Mamdani, assim como apresentado por [Rezende \(2003\)](#), utiliza as operações de união e de intersecção entre conjuntos da mesma forma que o modelo de Zadeh. Sendo assim, através das Equações (4.9) e (4.10) são apresentados os operadores de Mamdani e Zadeh, em que k representa o universo de discurso do termo de saída discreta.

$$\mu_{C'}(k) = \min\{\mu_{AB}, \mu_C(k)\} \quad (4.9)$$

$$\mu_{C'}(k) = \max\{1 - \mu_{AB}, \min\{\mu_{AB}, \mu_C(k)\}\} \quad (4.10)$$

É realizado à agregação das funções de saída da implicação de forma que apenas uma região *fuzzy* de saída seja estabelecida, o que representa a combinação de todas as colaborações por parte de cada regra ativa. Tal processo precisa ser realizado antes que ocorra a entrada na interface de *defuzzificação*. Comumente em problemas de Engenharia são aplicados os operadores de agregação apresentados nas Equações (4.11) e (4.12).

$$\textbf{Máximo} \rightarrow \mu_T(k) = \max\{\mu_{C'_1}(k), \mu_{C'_2}(k), \dots, \mu_{C'_n}(k)\} \quad (4.11)$$

$$\textbf{Mínimo} \rightarrow \mu_T(k) = \min\{\mu_{C'_1}(k), \mu_{C'_2}(k), \dots, \mu_{C'_n}(k)\} \quad (4.12)$$

Com a utilização da interface de *defuzzificação* é possível se obter sinais pontuais de saída, ao invés de toda uma região *fuzzy*, ou seja, é feita a transformação de informações qualitativas em uma informação quantitativa, sendo esse, um processo de especificação ([REZENDE, 2003](#)). Os principais métodos da realização da *defuzzificação* são: “centro de área” (*CDA*), “média dos máximos” (*MDM*) e “primeiro máximo” (*MPM*). Tais métodos são representados matematicamente através das Equações (4.13), (4.14) e (4.15) ([REZENDE, 2003](#)). Para tais Equações, N_d representa o número dos pontos de discretização, $T(k)$ é o valor da variável T para o k -ésimo ponto de discretização e Ma é o número de elementos que possuem graus de pertinência máximos ([MOMESSO, 2017](#)).

$$CDA = \frac{\sum_{k=1}^{N_d} T(k) \cdot \mu_T(k)}{\sum_{k=1}^{N_d} \mu_T(k)} \quad (4.13)$$

$$MDM = \sum_{k=1}^{Ma} \frac{T(k)}{Ma} \quad (4.14)$$

$$MPM = \min_k \{\max\{\mu_T(k)\}\} \quad (4.15)$$

4.7 Gerenciamento Inteligente dos SAEs para Arbitragem Energética

O primeiro passo para que o Gerenciamento Inteligente para Arbitragem Energética seja construído é que suas funções objetivo sejam descritas e expressas. O passo seguinte é a formulação do problema mono-objetivo para arbitragem energética. Por fim, é necessário que sejam feitas as formulações dos problemas multiobjetivo em que junto a arbitragem energética são agregadas outras funções do SAEE. Sendo assim, as outras funções objetivo escolhidas são a redução de perdas ativas nas linhas da rede distribuição e o gerenciamento do perfil de tensão.

4.7.1 Funções de Desempenho

4.7.1.1 Perdas Ativas

À medida que o SAEE altera a operação do sistema, as perdas totais são afetadas e consequentemente, a concessionária perde energia elétrica passível de faturamento. Portanto, é interessante o gerenciamento da operação SAEE para que a revendedora de energia elétrica se beneficie com essas alterações. Neste sentido, o operador precisa determinar quando o SAEE deve carregar ou descarregar para que as perdas ativas energéticas não aumentem. A diferença entre as perdas energéticas totais calculadas antes da (P_{perdas}^A) e após a (P_{perdas}^B) alocação do SAEE deve ser minimizada. As perdas são tratadas como uma diferença para encontrar operações que, mesmo com a realização da arbitragem energética, haja alívio de carregamento nas linhas da rede de distribuição. Além disso, ao tratar as perdas como uma diferença faz com que a operação do SAEE, de acordo com a Equação (4.16), se no cenário A (antes da presença do SAEE conectado à RDEE) a perda for alta e na operação após a alocação as perdas continuarem altas, quando possível, o sistema irá buscar um *set* operacional que faça com que as perdas nas linhas sejam reduzidas em relação a operação sem o equipamento conectado à RDEE. A Equação (4.16) mostra como o cálculo da diferença é realizado, onde T é o período total da análise, t o intervalo de tempo e Δt representa a variação temporal em que a perda energética ocorre. A partir da respectiva Equação é possível perceber que se $Dif f^{kWh}$ for negativo, as perdas para o cenário B foram menores que o cenário A, ou seja, as perdas energéticas após a alocação e operação do SAEE foram menores que quando a RDEE operava sem a sua presença.

$$Dif f^{kWh} = \sum_{t=1}^T (P_{perdas}^B[t] - P_{perdas}^A[t]) \times \Delta t [Wh] \quad (4.16)$$

4.7.1.2 Perfil de Tensão

A partir de um fluxo horário de potência de uma RDEE, é possível desenhar um gráfico com os valores de tensão para cada barra do sistema hora a hora. Sendo assim, é possível visualizar as variações de tensão nas barras do sistema para cada intervalo de tempo t .

Do ponto de vista da qualidade de energia elétrica, as variações de tensão vistas nessas análises são classificadas como Variações de Tensão de Longa Duração (VTLDs) (DUGAN *et al.*, 2002). Conforme proposto por Dugan *et al.* (2002), os VTLDs são subdivididos em duas categorias, sobretensão e subtensão. Uma das origens desses problemas de qualidade é a inserção de equipamentos com volatilidade de injeção de energia na RDEE, causando variações na carga do sistema elétrico. Se a tensão RMS estiver acima de 110% do valor nominal da tensão e mantida por mais de um minuto, a violação será caracterizada como sobretensão. Para subtensão, é quando a tensão RMS está abaixo de 90% do seu valor nominal por um período superior a um minuto. No Brasil, os padrões regulatórios afirmam que as tensões de regime permanente nos pontos de conexão com tensão nominal maior que 1 kV e menor que 69 kV devem estar entre 0,93 p.u. e 1,05 p.u. se a tensão estiver fora dessa faixa, ela não será mais considerada adequada (ANEEL, 2014b).

- 1) **Análise das Violações de Tensão:** Para verificação de violações de tensão é criada uma matriz binária ($Z_{n,t}$) definida pela Equação (4.17). A matriz é construída de maneira que n representa o número de cada barra, compondo cada linha e t o instante de operação do SAE, compondo cada coluna. Caso a matriz seja composta apenas por elementos iguais a zero, significa que não existiram violações de tensão durante a operação do SAE e quando forem observados elementos iguais a um, existiu violação. É possível identificar a barra em que ocorreu a violação através da linha em que o um aparece, e de maneira similar, é possível apontar o momento em que ocorreu a violação observando a coluna da violação. O número de violações que ocorreram durante o período da análise diária (T_{set}) para a barra n é apresentado pela Equação (4.18). É importante apontar que através das restrições do modelo matemático não são permitidas violações de tensão, uma vez que essas poderiam levar as concessionárias serem multadas, e consequentemente, gerar custos adicionais. No entanto, durante as primeiras iterações do processo de otimização essas violações podem acontecer e essa variável é criada de forma a ajudar a manter a operação da RDEE dentro dos limites estabelecidos após serem encontradas soluções factíveis.

$$Z_{n,t} = \begin{cases} 0, & \text{se } V_{MIN} \leq V_n[t] \leq V_{MAX} \\ 1, & \text{se } V_n[t] < V_{MIN} \text{ ou } V_n[t] > V_{MAX} \end{cases} \quad (4.17)$$

$$N_{VIOL}^n = \sum_{t=1}^{T_{set}} Z_{n,t} \quad (4.18)$$

- 2) **Erro Relativo de Tensão:** O erro relativo a uma tensão de referência é desenvolvido de maneira que os valores mais altos e mais baixos de tensão sejam avaliados. A tensão de 1 p.u. é tomada como valor de referência e de estabilidade do sistema. O erro é expresso pela Equação (4.19). As constantes κ e κ' representam os valores de ponderação. Esses valores são ajustados de acordo com quão alto ou quão baixo os valores de tensão do

RDEE analisado chegam. A configuração correta de κ e κ' faz com que o sistema encontre soluções viáveis nas quais as tensões durante a operação estejam mais próximas do valor de referência e que ajude a melhorar o perfil de tensão do sistema.

$$ERT^n = \kappa |1 - \min(V_{t \in T_{set}}^n)| + \kappa' |1 - \max(V_{t \in T_{set}}^n)| \quad (4.19)$$

- 3) **Volatilidade de Tensão:** Após a matriz $Z_{n,t}$ ter sido composta, se torna possível o cálculo do desvio padrão de tensão relativo a um valor de tensão de referência (VT_n), tal como descrito na Equação (4.20). O valor de desvio padrão de tensão causado pela operação do SAEE é calculado para cada barra do RDEE. A tensão de referência utilizada para esse caso é a média aritmética da tensão de cada barra ($\bar{V}_n$) para o período em análise (T_{set}). Assim, quanto maior for o valor de VT_n , maior será a variação de tensão para a respectiva barra durante a operação do SAEE.

$$VT_n = \frac{1}{\bar{V}_n} \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{T_{set}} (V_n[t] - \bar{V}_n)^2}{T_{set}}} \quad (4.20)$$

Após apresentar os índices que avaliam as violações de tensão, o erro relativo de tensão e a volatilidade da tensão para cada barra da RDEE é possível elaborar um índice geral composto por esses índices. O índice geral avalia a melhoria do perfil de tensão para todo a RDEE, e é apresentado na Equação (4.21), em que N representa o número de barras do sistema. É essencial ressaltar que quanto menor o valor desse índice, melhor é o perfil de tensão da RDEE.

$$VPF = \sum_{n=1}^N N_{VIOL}^n + ERT^n + VT_n \quad (4.21)$$

Em busca de melhorar o perfil de tensão após a alocação e operação do SAEE à RDEE, assim como as perdas ativas, a melhoria do perfil de tensão é tratada como uma diferença. Essa diferença é apresenta na Equação (4.22), em que VPF^A representa o perfil de tensão antes da alocação e operação do SAEE e VPF^B após a alocação. Ao minimizar a respectiva diferença é esperado que a operação do SAEE melhore o perfil de tensão enquanto a arbitragem energética é realizada.

$$Diff^{VPF} = VPF^B - VPF^A \quad (4.22)$$

4.7.1.3 Arbitragem Energética Aplicada

Como apresentado na Seção 3.1, geralmente nos estudos encontrados na literatura a arbitragem energética é desenvolvida inteiramente em *softwares* voltados para resolução de problemas de otimização. Os parâmetros da RDEE são muitas vezes desconsiderados, e as

especificações, aspectos construtivos e o Estado de Carregamento (SOC) do SAE tratado como restrições do problema. Portanto, se faz necessário a adaptação da formulação matemática para arbitragem energética apresentada na Seção 3.1 para o gerenciamento inteligente trabalhado por essa pesquisa. De maneira que com a utilização do OpenDSS não sejam desconsideradas as restrições impostas pela RDEE. Sendo assim, nesta Subseção é apresentada a formulação para a arbitragem energética atualizada e utilizada por este trabalho.

A representação da potência complexa durante a operação do SAE conectado à RDEE no momento t de operação é apresentada pela Equação (4.23). É definido multiplicando uma variável ($s[t]$), a potência nominal da unidade de armazenamento (S_{SAEE}) e a relação entre potência ativa e reativa simplificada em termos de fator de potência (fp). É essencial ressaltar que, para cada intervalo operacional, um fp é determinado com base nas necessidades impostas pelos objetivos que o operador do sistema pretende atingir com a utilização do SAE. A variável $s[t]$ representa a decisão operacional que foi definida pelo operador do sistema para o respectivo intervalo de tempo de t e pode ser definida entre -1 e 1. Quando essa variável tem um sinal negativo, significa que o valor SAE está carregando, quando o sinal é positivo, significa que está descarregando e quando a variável está entre -1×10^{-2} e 1×10^2 o SAE está inativo. Esse comportamento é descrito pela Equação (4.24).

$$S_{AC}[t] = \begin{cases} 0, & \text{se } fp[t] = 0 \\ s[t] \times S_{SAEE} \times (1 + j \frac{\sqrt{1-fp^2[t]}}{fp[t]}), & \text{se } fp[t] \neq 0 \end{cases} \quad (4.23)$$

$$s[t] = \begin{cases} \text{Estado de Carga,} & \text{se } s[t] < 0 \\ \text{Estado de Inatividade,} & \text{se } s[t] = 0 \\ \text{Estado de Descarga,} & \text{se } s[t] > 0 \end{cases} \quad (4.24)$$

Os elementos que integram o SAE sempre consome energia, mesmo quando o armazenador se encontra em estado de inatividade. Essa energia consumida é representada pela impedância constante $\bar{Y}_{idle}$ definida pela Equação (2.8). As perdas percentuais intrínsecas da bateria são representadas pelos elementos $\%P_{idle}$ $\%Q_{idle}$. Já as perdas referentes a operação do SAE são expostas nas Equações (2.10) e (2.11). Em complemento, $V_{FN}[t]$ é a tensão no instante t entre linha e neutro na barra em que o SAE é alocado. É de extrema importância apontar que P_{idle} e Q_{idle} dependem de $V_{FN}[t]$, sendo assim, o estado em que o sistema de distribuição se encontra irá influenciar diretamente nos resultados obtidos pela arbitragem energética.

Dessa maneira, o S_{AC} é convertido pelo PCS, de potência CA para CC (P_{DC}), ou seja, a potência que carrega ou descarrega a bateria, assim como é apresentado na Equação (4.25). Nesta mesma equação, η representa a eficiência de conversão. Note que o SAE sempre injeta menos potência carregando do que quando está descarregando, e devido as perdas ela absorve

mais potência ao carregar do que é armazenado.

$$P_{DC}[t] = \begin{cases} \frac{1}{\eta} \times (\text{Re}\{S_{AC}[t]\} - P_{idle}[t]), & \text{se } s[t] \leq 0 \\ \eta \times (\text{Re}\{S_{AC}[t]\} - P_{idle}[t]), & \text{se } s[t] > 0 \end{cases} \quad (4.25)$$

A energia armazenada pela bateria depende diretamente da energia já armazenada somada a potência adicionada ou drenada da bateria em um determinado intervalo de tempo, dessa maneira as Equações (2.16) e (2.21) podem ser resumidas pela Equação (4.26). É importante apontar que é necessário que a bateria respeite seus limites de armazenamento, a máxima energia armazenada (SOC^{MAX}) e a mínima energia armazenada (SOC^{MIN}), esses limites são apresentados na Equação (4.27). Em adição, o número de ciclos em que a bateria carrega e descarrega completamente pode ser mensurado pela Equação (4.28), tendo Δt como passo de tempo e sendo T o tempo total de análise.

$$SOC_s[t + \Delta t] = SOC_s[t] + P_{DC}[t] \times \Delta t \quad (4.26)$$

$$SOC_s^{MIN} \leq SOC_s[t] \leq SOC_s^{MAX} \quad (4.27)$$

$$C_{SAEE} = \frac{\sum_{t=0}^T |SOC_s[t + \Delta t] - SOC_s[t]|}{2 \times (SOC_s^{MAX} - SOC_s^{MIN})} \quad (4.28)$$

Para cada intervalo de tempo t é gerado uma resposta de $S_{AC}[t]$ em função das decisões tomadas pelo operador do sistema de carregar ou descarregar o sistema de armazenamento para que gere o melhor retorno financeiro. Dessa maneira, a Equação (3.5) pode ser atualizada e reescrita como apresentada pela Equação (4.29). A variável $p[t]$ representa o preço no instante t correspondente a potência ativa consumida ou injetada pelo SAEE a partir da RDEE.

$$ARB = \sum_{t=1}^T (p[t] \times \text{Re}\{S_{AC}[t]\}) \times \Delta t \text{ [\$]} \quad (4.29)$$

Além de minimizar a diferença calculada com a utilização da Equação (4.16), é necessário que o custo dessa diferença seja mínimo. A Equação (4.30) mostra como o cálculo do custo da diferença é realizado, onde T é o período total da análise e Δt no intervalo de tempo e $p[t]$ é o preço.

$$Diff_{\$}^{kW} = \sum_{t=1}^T (P_{perdas}^B[t] - P_{perdas}^A[t]) \times p[t] \times \Delta t \text{ [\$]} \quad (4.30)$$

Finalmente, combinando a Equação (4.29) com a (4.30), é possível formular o problema de arbitragem de energética que será utilizado por esse trabalho, no qual a diferença do custo

operacional atrelado as perdas ativas do SAE é levado em consideração, apresentado pela Equação (4.31).

$$E_{ARB} = ARB - Diff_{\$}^{kW} \quad [\$] \quad (4.31)$$

4.7.2 Formulação Mono-objetivo: Arbitragem Energética

Com a utilização de (4.31) é possível então formular o problema de otimização mono-objetivo de maximização, em que são buscados os estados de operação do SAE de maneira otimizada com a utilização do EPSO para um intervalo de 24 horas. Essas operações são otimizadas de maneira que o SAE opere as utilizando durante as horas de operação do *Real-Time Market* (RTM) no dia seguinte. Esse intervalo de tempo é explicado pelo fato de que o horizonte de preços oferecidos pelo *Day-Ahead Market* (DAM) são de no máximo 24 horas. Para tanto, a função custo apresentada em (4.32) busca definir a operação do SAE através da arbitragem energética otimizada com a utilização dos preços definidos no cronograma de 24 horas do DAM.

$$f_1 = \max \quad E_{ARB} \quad (4.32a)$$

$$\text{s.a.} \quad P_k[t] = V_k[t] \sum_{m \in \Omega_k} V_m[t] (G_{km} \cos \theta_{km}[t] + B_{km} \sin \theta_{km}[t]) \quad (4.32b)$$

$$Q_k[t] = V_k[t] \sum_{m \in \Omega_k} V_m[t] (G_{km} \sin \theta_{km}[t] - B_{km} \cos \theta_{km}[t]) \quad (4.32c)$$

$$I_l[t] \leq I_l^{MAX} \quad \forall l \quad \forall t \quad (4.32d)$$

$$V_n^{MIN} \leq V_n[t] \leq V_n^{MAX} \quad \forall n \quad \forall t \quad (4.32e)$$

$$SOC^{MIN} \leq SOC[t] \leq SOC^{MAX} \quad \forall t \quad (4.32f)$$

4.7.3 Formulação Multiobjetivo: Arbitragem Energética + Perdas Ativas

Usando as Equações (4.31) e (4.16), é possível formular o problema de otimização multiobjetivo de maximização e minimização, respectivamente, no qual os estados de operação do SAE, assim como na abordagem mono-objetivo, definam os estados de operação do SAE para o dia seguinte. O problema é resolvido com a utilização do MEPSO, em que são definidas 24 horas de operação, hora à hora. Para esse fim, as funções de custo apresentadas nas Equações (4.33a) e (4.33b) procuram definir um bom conjunto de operações para que a arbitragem energética realizada pelo SAE aumente e a perda ativa seja gerenciada de maneira que mesmo se houver aumento, não seja um aumento que prejudique a RDEE, e caso durante o processo de otimização for possível, as perdas sejam reduzidas. Desta forma, as funções custo apresentadas pelas Equações (4.33a) (f_1) e (4.33b) (f_2) buscam definir a operação otimizada do SAE em

que a Equação (4.31) é maximizada e a Equação (4.16) é minimizada. Para que esses objetivos sejam atingidos são utilizados preços definidos no cronograma de 24 horas do DAM.

$$f_1 = \max \quad E_{ARB} \quad (4.33a)$$

$$f_2 = \min \quad Diff^{kWh} \quad (4.33b)$$

$$\text{s.a.} \quad P_k[t] = V_k[t] \sum_{m \in \Omega_k} V_m[t] (G_{km} \cos \theta_{km}[t] + B_{km} \sin \theta_{km}[t]) \quad (4.33c)$$

$$Q_k[t] = V_k[t] \sum_{m \in \Omega_k} V_m[t] (G_{km} \sin \theta_{km}[t] - B_{km} \cos \theta_{km}[t]) \quad (4.33d)$$

$$I_l[t] \leq I_l^{MAX} \quad \forall l \quad \forall t \quad (4.33e)$$

$$V_n^{MIN} \leq V_n[t] \leq V_n^{MAX} \quad \forall n \quad \forall t \quad (4.33f)$$

$$SOC^{MIN} \leq SOC[t] \leq SOC^{MAX} \quad \forall t \quad (4.33g)$$

4.7.4 Formulação Multiobjetivo: Arbitragem Energética + Melhoria do Perfil de Tensão

O problema de otimização multiobjetivo pode ser construído tendo como objetivos as Equações (4.31) e (4.22). Para resolver o problema, é usado o MEPSO, no qual 24 estados operacionais do SAEE são otimizados. O tamanho do conjunto operacional é explicado pelo fato de que o horizonte máximo de preços oferecido pelo DAM é de 24 horas. Assim, as funções apresentadas nas Equações (4.34a) e (4.34b) buscam definir um conjunto operacional otimizado no qual a arbitragem energética é maximizada e a diferença do índice $Diff^{VPF}$ é minimizada, melhorando assim o perfil diário de tensão enquanto a arbitragem energética é realizada. Para que esses objetivos sejam atingidos são utilizados preços definidos no cronograma de 24 horas do DAM.

$$f_1 = \max \quad E_{ARB} \quad (4.34a)$$

$$f_2 = \min \quad Diff^{VPF} \quad (4.34b)$$

$$\text{s.a.} \quad P_k[t] = V_k[t] \sum_{m \in \Omega_k} V_m[t] (G_{km} \cos \theta_{km}[t] + B_{km} \sin \theta_{km}[t]) \quad (4.34c)$$

$$Q_k[t] = V_k[t] \sum_{m \in \Omega_k} V_m[t] (G_{km} \sin \theta_{km}[t] - B_{km} \cos \theta_{km}[t]) \quad (4.34d)$$

$$I_l[t] \leq I_l^{MAX} \quad \forall l \quad \forall t \quad (4.34e)$$

$$V_n^{MIN} \leq V_n[t] \leq V_n^{MAX} \quad \forall n \quad \forall t \quad (4.34f)$$

$$SOC^{MIN} \leq SOC[t] \leq SOC^{MAX} \quad \forall t \quad (4.34g)$$

4.7.5 Restrições dos Problemas de Otimização

Os três problemas de otimização apresentam as mesmas restrições. As duas primeiras restrições apresentadas representam as restrições de fluxo de potência. As próximas duas restrições apresentadas pelos problemas de otimização se referem à rede de distribuição e seus limites. Sendo que a terceira restrição se refere aos limites de corrente dos condutores, onde I_l^{MAX} representa a corrente máxima suportada pela linha l e todas as linhas são verificadas. Já a quarta restrição se refere ao tratamento dos limites de tensão apresentados pelas normas reguladoras brasileiras para o regime permanente. Conforme declarado pelos padrões, em uma RDEE cuja a tensão nominal seja superior a 1 kV, os valores de tensão devem permanecer na faixa de 0,93 p.u. e 1,05 p.u.. Assim, se o valor se manter fora desse intervalo, o cenário é caracterizado como uma violação. Essa restrição é observada em todas as barras do sistema, sendo V_n^{MIN} e V_n^{MAX} os limites mínimo e máximo de tensão para a barra n , respectivamente. A quinta e última restrição, conforme apontado por [Wankmüller et al. \(2017\)](#), exige que o SOC do SAE seja mantido dentro de um intervalo operacional. Esse intervalo é definido pelo estado máximo de carregamento (SOC^{MAX}) e pelo estado mínimo de carregamento (SOC^{MIN}), ambos definidos pelo operador do sistema. É importante apontar que, durante o processo de resolução do problema, é possível que existam soluções infactíveis que são aceitas temporariamente. Essas soluções ruins são utilizadas para que através dos processos de aproximações realizados pelas metaheurísticas utilizadas encontrem soluções factíveis. Uma vez que a solução factível é encontrada, essa substitui a solução ruim que é descartada. A solução final é factível, ou seja, que respeita todas as restrições apresentadas pelos modelos matemáticos.

4.7.6 Sistema Corretivo de Operação Baseado em Lógica Fuzzy (SC)

Para estimar os ganhos monetários com a arbitragem energética, o plano de operação da SAE é definido com base nos preços apresentados pelo DAM para que o equipamento opere durante as horas de operação do RTM. Dessa maneira, as abordagens, tanto a mono-objetivo quanto as multiobjetivo são usadas como mostrado anteriormente. No entanto, como o RTM é altamente imprevisível, as decisões tomadas anteriormente podem levar a operações incorretas, fazendo com que o retorno financeiro diminua ou até transforme o ganho previsto em prejuízo. Para esse fim, é necessário um sistema que avalie alterações instantâneas de preços e corrija as decisões operacionais de carregamento, descarregamento ou manutenção do que já está armazenado.

Tanto quanto o EPSO e MEPSO, os sistemas baseados na lógica *fuzzy* podem lidar com problemas modelados para trabalhar com dados comparativos ou que possuem incertezas, enquadrando o mercado de energético. Finalmente, as técnicas de lógica *fuzzy* usam regras linguísticas que alavancam os aspectos qualitativos do sistema e o conhecimento especializado ([ROSS, 2017](#)). Com base nessas possibilidades, é desenvolvida a implementação de um Sistema Fuzzy capaz de executar as correções necessárias.

O sistema de correção baseado na lógica *fuzzy* funciona à medida que a operação do SAEE no RTM acontece. Durante sua operação é avaliado o preço de cada intervalo de tempo t , ou seja, cada preço apresentado pelo DAM é comparado ao seu respectivo preço durante o RTM. Durante a comparação, a proporção entre os preços do DAM e do RTM são comparadas e se exceder duas vezes o preço do DAM, o sistema de correção assume a operação pelo resto do dia. O critério que faz o sistema de correção assumir a operação do SAEE é escolhido a partir das necessidades do operador do sistema. Após testes realizados, o respectivo critério foi escolhido pois foi o que apresentou a maior arbitragem energética para os dias testados.

Para considerar as restrições da RDEE, o sistema de correção é desenvolvido, como mostrado na Figura 13. O bloco FS1 é a representação do Sistema *Fuzzy* 1 (FS1) e tem como entrada o preço instantâneo do RTM e o SOC do armazenador no momento da operação t , compondo um conjunto de 3 FPs para o SOC e 3 para os preços. A saída do Sistema Fuzzy 1 (FS1) representa a possível nova decisão operacional. O bloco FS2 é a representação do Sistema *Fuzzy* 2 (FS2). O segundo sistema recebe como entradas a saída do FS1 e o carregamento do sistema durante o intervalo de tempo t , compondo um conjunto de 5 FPs para a saída FS1 e 3 FPs para o carregamento do sistema. O Sistema Fuzzy 2 (FS2) foi projetado para que sua saída seja a reafirmação do FS1, corrigindo o primeiro sistema para que as restrições técnicas da rede de distribuição não sejam violadas. A saída do Sistema Corretivo de Operação Baseado em Lógica Fuzzy (SC) está na faixa entre -1 e 1 para FS1 e FS2. Os valores positivos representam o estado de carregamento, valores negativos representam o estado de descarregamento e o estado de inatividade é definido como um número tão próximo de zero dentro de um intervalo de $\pm 1 \times 10^{-2}$. Esse intervalo é definido para que o SAEE não opere com uma potência menor que as perdas internas. Portanto, a saída do FS2 é a nova decisão operacional para o intervalo de tempo t . O bloco de carregamento é a representação da entrada do carregamento da RDEE no instante de operação t , essa entrada é importante para que quando FS2 estiver tomando a nova decisão operacional não carregue ainda mais a RDEE e assim viole os seus limites operacionais.

Figura 13 – Tomador de Decisões.

Fonte: Elaborada pelo autor.

As regras de inferência do tipo *Se-Então* do FS1 e FS2 são mostradas nas Tabelas 3

e 4, respectivamente. As entradas são: “AD” (Alta-Descarga), “MD” (Media-Descarga), “ID” (Inatividade), “MC” (Média-Carga) e “AC” (Alta-Carga). É possível observar quando a produção do FS1 está aumentando, é um sinal de que o SOC e o preço estão diminuindo, portanto, a compra de energia é favorável. Por outro lado, quando o preço está subindo e o SOC também é alto, é um bom momento para vender a energia armazenada.

Tabela 3 – FS1: Regras de Inferência

	E	SOC		
		Alto	Médio	Baixo
Preços	Alto	AD	MD	ID
	Médio	MD	ID	MC
	Baixo	ID	MC	AC

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 4 – FS2: Regras de Inferência

	E	FS1				
		AD	MD	ID	MC	AC
Carga	Baixo	AD	MD	ID	ID	ID
	Médio	AD	MD	ID	MC	MC
	Alto	ID	ID	ID	AC	AC

Fonte: Elaborada pelo autor.

Os parâmetros de entrada são modelados com base em diversos testes e ajuste manuais, além de terem sido observados dados relacionados a preços de anos anteriores ao utilizado por este trabalho. Os dados para FS1 e foram definidos com base nas Tabelas 5 e 6 para o SOC e preço, respectivamente. A Tabela 7 define os parâmetros de carregamento do sistema para o FS2. O segundo parâmetro de FS2 é a saída do sistema FS1 e a Tabela 8 define os termos linguísticos da saída de FS1 e a entrada e saída do FS2. A função trapezoidal é adotada para permitir mais ajustes. Os dados gráficos dos termos a, b, c e d de todas as tabelas são mostrados em Figura 14.

Tabela 5 – FS1: Parâmetros do SOC

Termo Linguístico	a	b	c	d
Baixo	0	0	431,50	593,75
Médio	512,50	675	675	756,25
Alto	756,25	918,75	1000	1000

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 6 – FS1: Parâmetros de Preço

Termo Linguístico	a	b	c	d
Baixo	-549,49	-549,49	-32,02	8,64
Médio	3,88	20,45	20,45	27,94
Alto	24,47	39,98	984,42	984,42

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 7 – FS2: Parâmetros de Carregamento

Termo Linguístico	a	b	c	d
Baixo	0	0	0,25	0,40
Médio	0,30	0,50	0,50	0,70
Alto	0,60	0,85	1,00	1,00

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 8 – FS1: Parâmetros de Saída; e FS2: Parâmetros de Entrada e Saída

Termo Linguístico	a	b	c	d
AD	-1	-1	-0,8575	-0,5715
MD	-0,7145	-0,4285	-0,4285	-0,1425
ID	-0,2855	0	0	0,2855
MC	0,1425	0,4285	0,4285	0,7145
AC	0,5715	0,8575	1	1

Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 14 – Referência para as Funções de Pertinência.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Após a obtenção dos graus de pertinência para cada termo, usando o operador conectivo “e” a agregação dos graus de pertinência dos termos de entrada associados a cada regra definida nas Tabelas 3 e 4 é determinado. Após a agregação dos termos de entrada, a próxima etapa é envolvê-los em suas respectivas saídas. Para esse propósito, o operador de “Mamdani” é usado.

O menor valor é calculado entre a agregação dos graus de pertinência das entradas e os graus do termo de saída associado à respectiva regra. Esse processo é repetido para todas as regras, após fazer isso, usando o operador “máximo” cuja função principal é gerar uma única região *fuzzy* de saída. É necessário converter esta área em um único ponto. Para isso, o método de centro de área é utilizado para realizar o processo de defuzzificação.

4.7.7 Modelo de Gerenciamento Inteligente

O modelo de gerenciamento inteligente é baseado e construído, primeiramente com a utilização de uma abordagem mono-objetivo tratada com o EPSO e conjunto ao SC. Após essa modelagem, o gerenciamento inteligente é desenvolvido usando a abordagem multiobjetivo MEPSO combinada com o SC. Formando assim, três modelos de gerenciamento inteligentes distintos. Sendo eles expressos a seguir:

- **Modelo de Gerenciamento Inteligente 1 (MGI1):** Arbitragem Energética tratada como um problema mono-objetivo combinada ao SC;
- **Modelo de Gerenciamento Inteligente 2 (MGI2):** Arbitragem Energética e Perdas Ativas tratadas como um problema multiobjetivo combinadas ao SC;
- **Modelo de Gerenciamento Inteligente 3 (MGI3):** Arbitragem Energética e Melhoria do Perfil de Tensão tratados como um problema multiobjetivo combinados ao SC.

Os recursos oriundos dos algoritmos de otimização e da lógica *fuzzy* utilizados dão ao modelo proposto a capacidade de processar com eficiência informações imprecisas e qualitativas, exatamente como o problema exige. É importante apontar, que tanto a otimização da operação do SAEE utilizando o EPSO ou MEPSO e o SC podem ser utilizados sem estarem combinados. Sendo o EPSO e o MEPSO utilizados para encontrar um *set* operacional diário com os preços fornecidos pelo DAM e utilizados para operar o armazenador durante as horas do RTM. Já com a utilização do SC é possível operar o SAEE diretamente durante os instantes de operação do RTM. Essas abordagens são utilizadas como comparativos dos modelos de gerenciamento inteligentes propostos por este trabalho.

É importante apontar que as abordagens que utilizam otimização mono-objetivo e multi-objetivo apresentam as mesmas características construtivas. Como o DAM oferece um horizonte de preços de 24 horas, o EPSO busca otimizar um conjunto de decisões operacionais para otimizar a arbitragem energética e o MEPSO procura, otimizar a operação do SAEE de maneira que seja encontrado um grupo de soluções em que cada uma delas sejam otimizados a arbitragem energética aliada a um outro objetivo, sendo eles, redução de perdas ativas nas linhas e melhoria do perfil de tensão diário. Como resultado, cada partícula presente no enxame possui 24 posições (referente as 24 horas do dia) que representam os estados operacionais do SAEE (decisões

de carregar, descarregar ou colocar o SAEE em estado de inatividade). Além disso, outras 24 posições são adicionadas a cada partícula, essas posições representam o fator de potência que o PCS assume por cada hora de operação do SAEE, totalizando 48 posições em cada partícula. A representação da formação de uma partícula é apresentada pela Figura 15. N representa a partícula N , s é a representação da posição operacional e fp o fator de potência. O índice numérico superior relaciona a decisão operacional com o seu respectivo fator de potência, por exemplo, s_N^1 está relacionado ao fator de potência fp_N^1 . Durante o processo iterativo do método de otimização, cada elemento presente nas partículas sofre o processo de movimentação até que seja encontrada sua respectiva posição que em conjunto geram o *set* operacional otimizado. O fator de potência deve estar entre -1 e -0,5 e entre 0,5 e 1. Todas as restrições do problema são levadas em consideração durante a simulação. Após a convergência, uma das soluções não dominadas é escolhida de acordo com os critérios definidos pelo operador do sistema, e essa partícula é considerada o conjunto operacional otimizado para o respectivo dia.

Figura 15 – Codificação de uma Partícula Utilizada Durante o Processo de Otimização.

Fonte: Elaborada pelo autor.

A otimização gera a resposta otimizada para os 24 estados operacionais e para cada um deles, o respectivo fator de potência, sendo essas decisões utilizadas durante as horas de operação do RTM. Durante a operação nas horas do RTM, cada decisão é verificada comparando os preços apresentados no DAM e no RTM. Se necessário, o SC assume a operação do equipamento até o final do respectivo dia. Quando o dia termina, o processo de decisão operacional é realizado para o dia seguinte, ou seja, o processo recomeça até que o período T escolhido para a análise seja concluído. A simulação diária do modelo é realizada em Python, a biblioteca utilizada para realizar as simulações possui todas as funções encontradas no OpenDSS, para os critérios de verificação e validação, foram feitas simulações nas duas plataformas, comprovando que os resultados são os mesmos.

A Figura 16 apresenta o esquemático genérico dos modelos de gerenciamento inteligente. Cada um dos modelos (MGI1, MGI2 e MGI3) possuem uma forma de definir o *set* operacional através da otimização com a utilização dos preços do DAM. Após ter sido definido o *set* operacional é realizado a comparação entre os preços apresentados pelo DAM e RTM, e caso

houver diferença em função do critério definido, o sistema corretional baseado na lógica *fuzzy* assume a operação durante a operação do SAE durante as horas do RTM e é verificado se todos os dias do ano de 2013 já tiveram seus estados de operação otimizados, caso contrário, não é utilizado o sistema corretional. Se ainda restar algum dia a ter seus estados de operação otimizados, os dados referentes ao final do dia corrente são coletados e o próximo dia é otimizado. Esse processo é repetido até que todos os dias do ano de 2013 tenham seus *sets* operacionais otimizados.

Figura 16 – Esquemático de Funcionamento dos Modelos de Gerenciamento Inteligente.

Fonte: Elaborada pelo autor.

4.7.7.1 Escolha da Solução Otimizada

Durante os processos realizados pelos modelos de gerenciamento inteligente (MGI1, MGI2 e MGI3), um dos processos mais importantes é a escolha da solução otimizada que será utilizada como o *set* operacional para a operação do SAEE durante as horas de operação do RTM. Caso necessário, esse *set* operacional será corrigido pelo SC. O MGI1 tem essa escolha facilitada, e isso é devido ao fato de se tratar de um modelo que possui em sua composição uma metodologia de otimização mono-objetivo. Sendo assim, a solução encontrada após a convergência da otimização que compõe o MGI1 já é considerada como a solução que melhor atende o objetivo proposto, que nesse caso é a arbitragem energética.

Os modelos MGI2 e MGI3 apresentam uma abordagem multiobjetivo em sua composição para a definição do *set* operacional otimizado para a operação do SAEE durante as horas de operação do RTM. Diferente da abordagem mono-objetivo, a abordagem que considera mais de um objetivo define não só uma solução otimizada, e sim um grupo de soluções que poderiam ser entendidas como soluções otimizadas de boa qualidade. Em outras palavras, o grupo de soluções formam a Fronteira de Pareto e possui soluções que beneficiam os objetivos empregados na busca das soluções, e determinadas soluções favorecem mais um objetivo que outro. Sendo assim, dentre as soluções que compõe esse grupo é necessário que seja escolhida uma única solução para ser utilizada como o *set* operacional do SAEE. É recomendado que a decisão da escolha da solução seja baseada no interesse do operador do sistema, que nesse trabalho é a concessionária de energia elétrica. Tendo isso posto, durante a execução dos modelos MGI2 e MGI3, após a convergência do método de otimização para o respectivo dia é escolhida a solução que apresente a maior arbitragem energética (*ARB*) combinada com a menor diferença de custos gerado pelas perdas ativas nas linhas da RDEE ($Diff_{\kW). Com essa decisão é esperado que a concessionária se beneficie com o lucro da maior arbitragem energética e com a redução dos custos operacionais causados pelas perdas ativas nas linhas.

RESULTADOS

Neste capítulo, são apresentados e discutidos os resultados obtidos através dos modelos de gerenciamento inteligente do Sistema de Armazenamento de Energia Elétrica (SAEE) para arbitragem energética.

5.1 Recursos e Especificações

5.1.1 Recursos Computacionais

O algoritmo foi implementado utilizando o ambiente Python 3.7.1 com a biblioteca intitulada “*DSS Python: Unofficial bindings for EPRI’s OpenDSS*” (Versão 0.10.3, baseada na revisão 2609 do OpenDSS) (MEIRA, 2019), sendo executada em um computador com processador Intel® Core™ i7-7700 com 3.60GHz, memória RAM de 8GB, sistema operacional Windows® 10 Pro de 64 bits.

5.1.2 Especificações do SAEE

Os parâmetros adotados para o SAEE implementado são apontados na Tabela 9. Os limites energéticos da bateria são adotados de maneira que a vida útil do equipamento não seja afetada de maneira significativa.

5.1.3 Dados de Mercado e Demanda

Os preços utilizados nas simulações foram retirados de um nó específico (ALTW FAIR.ST) do MISO Market, sendo preços do tipo *Day-Ahead Market* (DAM) e *Real-Time Market* (RTM) (MISO, 2018). O período de preços utilizado para a realização da metodologia foi o ano de 2013. A Figura 17 apresenta os preços para o ano de 2013 do RTM e DAM. A demanda utilizada é normalizada e extraída do MISO Market para o período equivalente ao da simulação e transformado em um *LoadShape* e aplicado a todas as cargas da rede teste, e é apresentado pela Figura 18.

Tabela 9 – Parâmetros de Simulação do SAE

Descrição	Parâmetro	Valor
Potência Nominal	P_{SAEE}	1 MW
Potência Nominal de Carregamento	SOC_{SAEE}	1 MWh
Fator de Potência	f_p	Variável
Perda por Potência Ativa [%]	$\%P_{idle}$	1%
Perda por Potência Reativa [%]	$\%Q_{idle}$	0%
Eficiência de Conversão	η	95%
Estado de Carga inicial	$SOC[0]$	350 kWh
Estado de Carga Máximo	SOC^{MAX}	1 MWh
Estado de Carga Mínimo	SOC^{MIN}	350 kWh
Passo de Tempo	Δt	1 h
Período de Análise	T	1 Ano (2013)

Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 17 – Preços Ano de 2013: RTM e DAM.

Fonte: Adaptada de MISO (2018).

Figura 18 – LoadShape do Ano 2013.

Fonte: Adaptada de MISO (2018).

5.1.4 Rede Teste

Para a realização de todas as simulações presentes neste trabalho foi escolhida uma Rede de Distribuição de Energia Elétrica (RDEE) amplamente utilizada, a rede teste de 33 barras proposta primeiramente por Baran e Wu (1989), a representação unifilar da rede com o SAEE alocado na barra 18 pode ser vista na Figura 19. Os dados referentes a demanda máxima de cada barra e aos dados de linha do sistema podem ser encontrados no ANEXO A. Essa rede possui linhas equilibradas, já as cargas são variáveis em função do tempo t , sua tensão base (V_{base}) é 12,66kV e demanda máxima de 3,715MW e 2,3MVar. Para as simulações foi estipulado que a tensão na subestação fosse igual a 1,015 p.u..

Figura 19 – Rede Teste de 33 Barras.

Fonte: Adaptada de Baran e Wu (1989).

As cargas são modeladas de maneira que elas variam durante a simulação. Para que isso ocorra, é necessário que uma curva de demanda de uma rede real seja escolhida com um tamanho T de duração e dividida em intervalo Δt de tempo. Após a curva ter sido escolhida, ela é normalizada, de maneira que seu maior carregamento seja 1, momento em que o sistema estará com seu maior carregamento. Tendo sido normalizada a curva de demanda, para cada intervalo de tempo t , seus valores são multiplicados pelos valores de carregamento máximo de cada barra e assim é gerada a curva de demanda da RDEE para o tempo de simulação.

5.2 Parâmetros e Critério de Parada

5.2.1 Parâmetros EPSO e MEPSO

As abordagens de otimização *Evolutionary Particle Swarm Optimization* (EPSO) e *Multi-objective Evolutionary Particle Swarm Optimization* (MEPSO) compartilham a mesma metodologia de movimentação, portanto, utilizam os mesmos parâmetros. Sendo assim, os parâmetros utilizados pelas abordagens de otimização para todos os modelos de gerenciamento

inteligente são apresentados na Tabela 10. Os parâmetros apresentados pela respectiva tabela foram baseados nas métricas propostas por Clerc e Kennedy (2002), por Miranda *et al.* (2009) e por Maciel *et al.* (2012). Além disso, os valores escolhidos para κ e κ' utilizados pela parametrização da Equação (4.19) são, respectivamente, 1000 e 1.

Tabela 10 – Parâmetros de Simulação: EPSO e MEPSO

Parâmetro	Valor
Nº. de Partículas	50
Coefficiente de Inércia (ω_{i0})	0,73
Cognitivo (ω_{i1})	1,5
Social (ω_{i2})	1,5
Taxa de Aprendizagem (τ)	0,2
Taxa de Aprendizagem (τ')	0,005

Fonte: Elaborada pelo autor.

5.2.2 Critério de Parada

Para o bom funcionamento de um algoritmo de otimização é necessário que seja determinado um bom critério de parada. A robustez do critério ajuda a evitar avaliações desnecessárias das funções objetivo do problema após a solução otimizada ter sido encontrada.

Uma metodologia clássica é escolhida como critério de parada para os métodos de otimização utilizados neste trabalho. Para o caso mono-objetivo, o melhor global é monitorado durante as iterações, se o número máximo de iterações não for extrapolado e se o melhor global se manter o mesmo por um número maior que 100 iterações, a respectiva partícula é considerada com a partícula otimizada. Diferente do caso mono-objetivo, o caso multiobjetivo não apresenta uma única solução e sim um conjunto de soluções otimizadas, sendo assim, o critério de parada para esta abordagem foi alterado. É dito que a abordagem multiobjetivo encontrou o conjunto de soluções otimizadas quando o método já apresentar um número de iterações superior a 1000 iterações e se a Lista de Pareto (LP) apresentar o mesmo tamanho do enxame de partículas repetidamente por mais de 100 iterações.

5.3 Gerenciamento Inteligente dos SAEs para Arbitragem Energética

Assim como apresentado na Subseção 4.7.7, são construídos três modelos de gerenciamento inteligente para o SAEE. O primeiro, Modelo de Gerenciamento Inteligente 1 (MGI1), combina o algoritmo de otimização mono-objetivo EPSO com o sistema correccional apresentado na Subseção 4.7.6. Essa abordagem busca através da otimização com os preços apresentados pelo DAM definir um *set* operacional otimizado para as próximas 24 horas de operação do SAEE a serem realizadas durante as horas de operação do RTM. O sistema correccional é utilizado para corrigir as decisões operacionais caso o preço previsto pelo DAM apresentar discrepância em

relação aos realizados pelo RTM, buscando não afetar o desempenho da arbitragem energética e não prejudicar os parâmetros da RDEE.

O segundo e o terceiro modelo, Modelo de Gerenciamento Inteligente 2 (MGI2) e Modelo de Gerenciamento Inteligente 3 (MGI3), respectivamente, são desenvolvidos a partir da combinação do algoritmo de otimização multiobjetivo MEPSO com o sistema correccional. Esses modelos, assim como o MGI1, buscam com a utilização dos preços apresentados pelo DAM encontrar um *set* operacional otimizado para a operação do SAE durante as horas de operação do RTM, a diferença é que durante a realização da arbitragem energética é esperado que esses modelos melhorem alguma outra possibilidade de operação do SAE. O MGI2 junto com a arbitragem energética busca gerenciar as perdas ativas nas linhas de maneira que essas durante a operação do SAE não aumentem substancialmente e quando possível, as reduzam em relação a operação da rede sem que o SAE fosse considerado. Para o MGI3 além da realização da arbitragem energética é esperado que seja melhorado o perfil de tensão diário da RDEE. O sistema correccional nos modelos MGI2 e MGI3 funciona assim como o exposto para o MGI1. A Tabela 11 apresenta os objetivos de cada uma dos modelos de gerenciamento inteligente.

Tabela 11 – Modelos de Gerenciamento Inteligente

Modelo de Gerenciamento	Objetivos
MGI1	Arbitragem Energética -
MGI2	Arbitragem Energética Redução de Perdas Ativas
MGI3	Arbitragem Energética Melhoria do Perfil de Tensão Diário

Fonte: Elaborada pelo autor.

Nesta seção serão apresentadas discussões sobre os resultados obtidos com a utilização dos modelos propostos. Para facilitar a visualização dos resultados, dois dias durante o período total de avaliação foram escolhidos, o dia 13/06/2013 (Dia 163) e o dia 09/08/2013 (Dia 220) para análise diária dos resultados. Além disso, é feita a análise anual dos resultados obtidos para o ano de 2013. Assim como apresentado na Subseção 4.7.7 os algoritmos de otimização e o sistema corretivo de operação baseado em lógica fuzzy podem ser utilizados de forma independente para a operação do SAE. De maneira a simplificar, durante a análise dos resultados o Sistema Corretivo de Operação Baseado em Lógica Fuzzy (SC) será tratado como Sistema Correccional. Sendo assim, os algoritmos de otimização e o sistema correccional serão utilizados de forma independente como comparativo aos modelos propostos para análise diária dos resultados e como comparativo para a análise anual dos resultados. É esperado que através dessa análise seja possível apontar as vantagens de tê-los operando em conjunto dentro dos modelos de gerenciamento inteligente.

5.3.1 Modelo de Gerenciamento Inteligente 1

5.3.1.1 Análise Diária

O primeiro modelo testado foi o MGI1 e assim como apontado anteriormente para simplificar a visualização dos resultados, dois dias foram escolhidos para que seus resultados fossem apresentados e discutidos. A Tabela 12 apresenta os resultados obtidos para o dia 163 e a Tabela 13 apresenta os resultados para o dia 220. Ambas as tabelas apresentam os resultados obtidos com a utilização do Sistema Correcional e do EPSO operando o SAEE de maneira independente, também são expostos os resultados obtidos com a utilização do MGI1. A Figura 20 apresenta a curva de convergência do EPSO para o dia 163. O método precisa de um pouco mais de 200 iterações para definição do *set* operacional otimizado, após isso ter acontecido, os passos descritos na Figura 16 são realizados. Os índices apresentados nas tabelas serão utilizados em todas as próximas análises e representam o que segue:

- *VPF* Antes: É o índice que avalia o perfil de tensão diário da RDEE antes da alocação e operação do armazenador. A composição e a modelagem de tal índice é apresentada na Seção 4.7;
- *VPF* Depois: É a avaliação do perfil de tensão diário da RDEE após a alocação e operação do SAEE;
- C_{SAEE} : É a quantidade de ciclos do armazenador que foram utilizados durante a operação do SAEE;
- *ARB*: É o valor acumulado obtido com a aplicação da arbitragem energética para o respectivo dia;
- $Diff^{kWh}$: Representa a avaliação da diferença das perdas ativas após a operação da RDEE com o funcionamento do SAEE em relação a operação sem a presença do respectivo equipamento. Em outras palavras, é apresentado quanto de energia elétrica em kWh que a concessionária deixou de perder ou perdeu durante o período analisado;
- $Diff_{\kW : É a avaliação da diferença do custo gerado pelas perdas ativas após a operação da RDEE com o funcionamento do SAEE em relação a operação sem a presença do respectivo equipamento.

A Tabela 12 apresenta que os valores obtidos para a *ARB* durante o dia 163 pelo Sistema Corretivo de Operação Baseado em Lógica Fuzzy (SC), pelo EPSO e pelo MGI1 foram, respectivamente, \$ 140,38, \$ -93,82 e \$ 552,99. Ao comparar esses valores é possível perceber a importância da utilização de um sistema que corrige as decisões operacionais tomadas durante o DAM e aplicadas durante as horas de operação do RTM. A operação realizada diretamente durante as horas de operação do RTM pelo SC apontam uma arbitragem energética acumulada

Figura 20 – Curva de Convergência do EPSO para o Dia 163.

Fonte: Elaborada pelo autor.

positiva, já para a abordagem que utiliza apenas o EPSO planejando as operações com a utilização do DAM, uma negativa. Essa diferença de resultados para os dois tipos de operação são explicadas pelo fato de que durante o dia 163 existe uma diferença de preço entre os apresentados pelo DAM e os realizados pelo RTM na hora nove de operação. Essa diferença aponta que as decisões tomadas pelo EPSO se baseando apenas nos preços do DAM precisavam ser corrigidas durante a operação do SAEE durante as horas do RTM. O modelo proposto MGII que utiliza as duas abordagens, para esse caso, apresentou arbitragem energética acumulada superior, uma diferença de \$ 412,61 e de \$ 646,81, se comparado ao realizado pelo SC e pelo EPSO, respectivamente. Essa diferença positiva em ambos casos mostra a utilização eficiente do modelo proposto quando existe a necessidade que a decisão operacional seja corrigida com objetivo de que alcance maiores valores para arbitragem energética.

As curvas de ambos os tipos de preço para o dia 163 são apresentadas pela Figura 21. A Figura 22 apresenta o Estado de Carregamento (SOC) do SAEE durante o respectivo dia de operação. Ao compararmos as curvas de preço é evidenciado que a maior diferença de preço acontece durante a hora nove, o que faz que durante a operação do MGII o SC assumisse a operação do SAEE a partir dessa hora. Observando a Figura 22 é possível perceber que durante a hora de maior diferença entre os preços de operação do MGII apresentou a decisão de descarregar boa parte do que havia armazenado e assim aumentar o lucro obtido com a venda de energia elétrica em um momento que o preço estava alto e havia uma grande quantidade de energia armazenada.

Tabela 12 – Resultados Dia 163: SC - Sistema Correcional, EPSO - EPSO Baseado Apenas no DAM e MGI1 - EPSO + SC

	SC	EPSO	MGI1
<i>VPF</i> Antes	1178,57	1178,57	1178,57
<i>VPF</i> Depois	1184,92	1184,36	1184,89
C_{SAEE}	0,79	1,31	0,95
<i>ARB</i> (\$)	140,38	-93,82	552,99
$Diff^{kWh}$ (kWh)	131,05	-175,08	178,34
$Diff_{\kW (\$)	-6,41	-2,07	-24,97

Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 21 – Curvas de Preço do Dia 163.

Fonte: Adaptada de MISO (2018).

A partir das outras características expostas pela Tabela 12 é possível perceber com a comparação do *VPF* após a alocação e operação do SAEE para as três abordagens, apesar de aumentar, se manteve estável entre eles. É importante apontar que quando o sinal negativo aparece no valor exposto para $Diff^{kWh}$ e para $Diff_{\kW quer dizer que o valor obtido para esses índices foi menor após a alocação e operação do SAEE na RDEE. Quando o valor é positivo, quer dizer que foi maior. Sendo assim, o SC e o MGI1 apresentaram uma $Diff^{kWh}$ superior ao ser comparado a operação da RDEE para o mesmo dia sem que a operação do SAEE fosse considerada, enquanto a abordagem que utiliza apenas o EPSO apresentou um valor menor. No entanto, ao observarmos a diferença de custos vinculados a essas perdas, observamos que os três casos apresentaram valores inferiores se comparados aos realizados com a operação da RDEE sem a presença do SAEE. Esses valores negativos para $Diff_{\kW , a partir do ponto de vista da concessionária de energia elétrica, mostram a possibilidade de se ter um SAEE conectado à RDEE e tendo sua operação otimizada, os custos vinculados as perdas ativas não aumentem e possam ser reduzidos. O caso que apresentou o maior número de C_{SAEE} foi o que utiliza apenas o EPSO, isso pode ser explicado ao observarmos a Figura 22, sendo esse com a operação que

Figura 22 – MGI1: Estados de Carregamento do Dia 163.

Fonte: Elaborada pelo autor.

apresentou maior número de operações que indicam o carregamento e o descarregamento do armazenador.

Os valores obtidos para *ARB* referentes ao dia 220 são apresentados na Tabela 13, sendo eles, \$ 40,12 para o SC, \$ 59,09 para o EPSO e \$ 32,92 para o MGI1. Para este caso, as três abordagens apresentaram resultados positivos para a arbitragem energética, no entanto, a que apresentou o pior resultado foi a realizada pelo MGI1. Isso é explicado pelo fato de que o sistema tem a necessidade de operar dentro dos limites impostos pela RDEE, o que é afetado por esse dia apresentar um dos maiores carregamentos do período em análise, a Figura 23 apresenta perfil de carga normalizado para o respectivo dia. De maneira a respeitar as restrições da RDEE, com as características de SOC do SAE, carregamento da RDEE e preço ajustadas no MGI1 permitiam que o SAE fosse carregado até a hora 14 de operação. Após esse horário, devido ao alto carregamento da rede foi necessário que o SAE fosse descarregado de maneira a atender a demanda e, consequentemente, como reflexo o perfil de tensão da rede melhorou. Como consequência da necessidade de carregar e descarregar o SAE para atender as restrições da RDEE, e devido a algumas limitações encontradas pela adaptação dos parâmetros do MGI1, a sua arbitragem energética foi prejudicada se comparada a apresentada pelo EPSO e pelo SC. Além disso, o MGI1 apresentou o maior número de C_{SAE} .

É possível observar pela curva de preços apresentada pela Figura 24 que a diferença de custo acontece na hora três de operação, ao contrário do que acontece no dia 163, nesse dia o preço sofre uma variação brusca para baixo, e a partir desse momento o MGI1 tem suas decisões operacionais corrigidas hora a hora. Ao observarmos a Figura 25 percebemos que a queda do preço começa a acontecer a partir da segunda hora de operação, e consequentemente, como o armazenador se encontrava com baixo carregamento, começa a carregar, e assim, armazenar energia em um momento de baixo preço. O carregamento durante um momento oportuno auxiliou

Tabela 13 – Resultados Dia 220: SC - Sistema Correcional, EPSO - EPSO Baseado Apenas no DAM e MGII - EPSO + SC

	SC	EPSO	MGII
<i>VPF</i> Antes	1295,73	1295,73	1295,73
<i>VPF</i> Depois	1304,05	1279,19	1277,88
C_{SAEE}	1,01	1,18	1,96
<i>ARB</i> (\$)	40,12	59,09	32,92
$Diff^{kWh}$ (kWh)	166,89	-85,41	-11,92
$Diff_{\kW (\$)	-1,19	-9,95	-5,77

Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 23 – Perfil de Carga do Dia 220.

Fonte: Adaptada de [MISO \(2018\)](#).

quando foi necessário carregar o SAEE em um momento que não favorecesse tanto a arbitragem energética e sim outra necessidade que privilegiava a rede e suas restrições. Ainda assim, o sistema conseguiu otimizar a operação do equipamento para que ao final do dia a arbitragem permanecesse positiva. Essa característica aponta que o modelo proposto MGII ao corrigir as decisões durante a operação das horas do RTM também busca atender as necessidades da RDEE para que sua operação seja mantida dentro dos intervalos de operação impostos pelas agências regulamentadoras.

5.3.1.2 Análise Anual

Assim como já apontado, o período T escolhido para análise foi o ano de 2013. São apresentados na Tabela 14 os resultados totais para a operação do SAEE utilizando o SC e o EPSO de forma independente, também são apresentados os resultados obtidos com a utilização do modelo proposto MGII. A respectiva tabela apresenta os resultados obtidos para arbitragem energética acumulada, o número de ciclos de carregamento/descarregamento, as perdas ativas totais e a diferença de custo agregados as perdas ativas durante todo o período analisado.

Figura 24 – Curvas de Preço do Dia 220.

Fonte: Adaptada de MISO (2018).

Figura 25 – MGI1: Estados de Carregamento do Dia 220.

Fonte: Elaborada pelo autor.

A partir dos resultados da Tabela 14 é possível perceber que a combinação do algoritmo de otimização EPSO e do SC foi bem sucedida no sentido de conseguir uma maior arbitragem energética, e portanto, um maior retorno financeiro com a operação otimizada do armazenador de energia conectado à RDEE. Ao analisarmos a diferença de custos relacionadas as perdas ativas da operação da RDEE antes e depois da alocação e operação do SAEÉ é perceptível que ao considerar como função objetivo a Equação (4.31) esses custos são reduzidos. Com essa atitude os custos são reduzidos ao ponto de que mesmo que as perdas ativas totais aumentem é encontrado um *set* operacional otimizado em que a arbitragem energética é realizada de maneira bem sucedida e os custos são também reduzidos. A abordagem que utilizou apenas o algoritmo de otimização EPSO para o planejamento da operação do SAEÉ obteve a menor diferença de custos, sendo ela de \$ -1.606,94, enquanto a abordagem que utiliza apenas o SC obteve \$ 1.531,91 e o

modelo proposto \$ -467,75. A diferença entre os valores é explicado devido ao fato de que o SC leva apenas em consideração ao tomar a decisão a obtenção da maior arbitragem energética a partir das condições impostas pelo sistema durante a tomada de decisão. Ao observarmos o resultado da diferença de custos para MGI1 é possível perceber que ele carrega as características das outras duas abordagens, ou seja, consegue aumentar a arbitragem energética em momentos que o EPSO não consegue e continuar escolhendo operações em que o custo das perdas são menores, o que SC não consegue. O MGI1 apesar de que em alguns instantes de operação ter suas decisões tomadas pelo SC ainda continuou apresentando decisões em que os custos das perdas ativas eram menores, e consequentemente, apresentando uma diferença de custo total inferior a antes da operação do SAAE conectado à RDEE.

Tabela 14 – Resultados Totais para o Ano 2013: SC - Sistema Correcional, EPSO - EPSO Baseado Apenas no DAM e MGI1 - EPSO + SC

	Antes do SAAE	SC	EPSO	MGI1
Arbitragem Energética (\$)	-	19.829,92	28.254,74	29.094,14
Nº. de Ciclos	-	713,29	738,57	683,59
Perdas Ativas Totais (GWh)	1,95	2,10	2,07	2,05
D. de Custos Perdas Ativas (\$)	-	1.531,91	-1.606,94	-467,75

Fonte: Elaborada pelo autor.

O menor número de ciclos de carregamento/descarregamento é apresentado pelo MGI1, o qual apresentou 683,59 ciclos, enquanto o SC apresentou 713,29 e o EPSO 738,57 ciclos. Quanto menor o número de ciclos, maior é a vida útil possível do equipamento, o que significa mais tempo para se obter retorno financeiro com a utilização de tal equipamento conectado à RDEE. Sendo assim, uma outra vantagem do modelo proposto, em que ao apresentar o menor número de ciclos para a maior arbitragem energética, gera a possibilidade de se conseguir mais retorno financeiro tendo a vida útil do equipamento menos degradada. Consequentemente, ao degradar menos a vida útil do equipamento, o tempo em que é possível operar o SAAE com intuito de se obter retorno financeiro através da arbitragem energética aumenta.

A Figura 26 mostra a arbitragem energética acumulada para o período analisado para as três abordagens. A diferença entre as curvas é perceptível. Além disso, as receitas geradas pela abordagem que utiliza apenas o EPSO cresce de maneira semelhante ao MGI1 até o tempo $2,3 \times 10^3$ h, após o qual o MGI1 tem seu desempenho destacado. Cabe ressaltar que nem sempre o lucro aumenta, havendo momentos em que é possível observar uma queda na receita, dependendo da operação do sistema. Também é notável pela curva que a arbitragem energética acumulada do MGI1 pode continuar crescendo enquanto outros métodos mostram uma redução. Finalmente, é possível observar que o uso de apenas o EPSO para a definição do conjunto operacional, em alguns momentos a curva de arbitragem do caso cai drasticamente, o que é explicado por uma divergência entre os valores de preço apresentados entre o DAM e RTM. Em contrapartida, a curva que usa apenas o SC, apesar de não atingir valores superiores as outras

abordagens, continua crescendo. Evidenciando mais uma vez a boa utilização das abordagens na composição do modelo proposto.

Figura 26 – MGI1: Arbitragem Acumulada Para o Ano de 2013.

Fonte: Elaborada pelo autor.

5.3.2 Modelo de Gerenciamento Inteligente 2

5.3.2.1 Análise Diária

O MGI2 se trata de uma abordagem que combina o algoritmo de otimização multiobjetivo com o SC para o planejamento utilizando os preços apresentados pelo DAM e a operação do SAE durante as horas do RTM. Esse modelo de gerenciamento inteligente busca maximizar a arbitragem energética enquanto as perdas ativas das linhas são gerenciadas de maneira que não aumentem de forma substancial e quando possível, sejam reduzidas. Ao tratarmos um problema multiobjetivo ao invés de encontramos uma única solução otimizada assim como acontece na otimização mono-objetivo, encontramos um grupo de soluções otimizadas que a partir dos critérios de dominância não dominam umas às outras, e não podem ser ditas como melhores umas que as outras, chamada Fronteira de Pareto. As Figuras 27 e 28 apresentam a Fronteira de Pareto encontrada a partir da otimização da operação do dia 163 e dia 220, respectivamente, em que os eixos utilizam as funções objetivo utilizadas em MGI2. É importante destacar que durante o processo de funcionamento do MGI2 por ter o *set* operacional utilizando os preços do DAM é otimizado pelo MEPSO é necessário que uma das soluções seja escolhida como a solução que é utilizada como *set* operacional otimizado durante o processo apresentado pela Figura 16 e cada dia de operação gera uma Fronteira de Pareto diferente. Neste sentido, a solução utilizada para

ambos os dias são destacadas nas Figuras 27 e 28.

Figura 27 – Fronteira de Pareto Encontrada Durante a Operação do MGI2 Para o Dia 163.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 28 – Fronteira de Pareto Encontrada Durante a Operação do MGI2 Para o Dia 220.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Assim como apresentado na Seção 4.7, durante o processo de funcionamento do MGI2, deve haver um critério para escolher uma das soluções não dominadas a ser definida como a operação para o dia seguinte. Portanto, o critério adotado é o apresentado na Subseção 4.7.7.1. Com essa decisão é esperado que além de apresentar uma boa arbitragem energética, apresentasse

um menor custo de eficiência comparado à operação antes da alocação e operação do SAE, ou seja, apresentasse o menor custo da diferença das perdas ativas.

Durante a análise dos resultados do MGI2 ao realizar a operação do SAE com a operação independente do MEPSO, por esse apresentar objetivos diferentes dos utilizados pelo MEPSO em MGI3, aqui ele será referenciado como MEPSO 1. A Tabela 15 apresenta os resultados obtidos para o dia 163 com a utilização do SC e MEPSO de forma independente, também são mostrados os resultados obtidos com a utilização do MGI2. Assim como os resultados apresentados para o respectivo dia com a utilização do MGI1 através dos resultados apresentados na Tabela 15 e com os estados de carregamento apresentados pela Figura 29 é possível perceber o uso bem sucedido do modelo proposto. A curva de SOC do MGI2 mostra que o sistema durante a hora nove toma a decisão de descarregar boa parte da energia armazenada, momento em que a diferença de preço entre o DAM e o RTM acontece. Como o preço estava alto durante a respectiva hora, o sistema obteve um alto retorno financeiro aplicando de maneira bem-sucedida a arbitragem energética. Em contrapartida, ao priorizar a arbitragem energética, o outro objetivo que é a diminuição das perdas ativas foi prejudicado, e nesse cenário apresentou a maior $Diff^{kWh}$, sendo de 158,84 kWh a mais que se comparada a operação da RDEE sem a conexão e operação do SAE. Apesar de ter apresentado a maior $Diff^{kWh}$, o MGI2 apresentou a menor $Diff_{\kW , o que aponta a decisão de escolher a maior E_{ARB} como uma boa decisão.

Tabela 15 – Resultados Dia 163: SC - Sistema Correccional, MEPSO - MEPSO Baseado Apenas no DAM e MGI2 - MEPSO + SC

	SC	MEPSO 1	MGI2
VPF Antes	1178,57	1178,57	1178,57
VPF Depois	1184,92	1170,12	1184,87
C_{SAEE}	0,79	1,34	1,01
ARB (\$)	140,38	4,85	594,42
$Diff^{kWh}$ (kWh)	131,05	-282,41	158,84
$Diff_{\kW (\$)	-6,41	-11,95	-18,37

Fonte: Elaborada pelo autor.

Assim como esperado a abordagem que utiliza apenas o MEPSO, apresentada na tabela como MEPSO 1, apresentou a menor $Diff^{kWh}$. O que é explicado pelo fato de que como o *set* operacional é inteiramente otimizado pelo MEPSO, a solução escolhida para ser utilizada durante as horas de operação do RTM possuía os dois objetivos priorizados de maneira igualitária. No entanto, ao utilizar esse *set* operacional, as diferenças de preço afetaram de forma negativa a arbitragem energética, fazendo essa abordagem apresentar a menor ARB para o período. Os valores obtidos para C_{SAEE} foram parecidos com os apresentados pela abordagem que utilizou apenas o EPSO e pelo MGI1.

Os resultados para as abordagens referentes ao dia 220 são apresentados pela Tabela 16. Ao observamos os resultados obtidos para MGI2 e sua curva estado de carregamento apresentada

Figura 29 – MGI2: Estados de Carregamento do Dia 163.

Fonte: Elaborada pelo autor.

pela Figura 30 é possível perceber o uso bem sucedido do modelo. Assim como exposto anteriormente, durante esse dia o SC assume a operação do SAE a partir da hora três. E como o preço tem uma variação brusca para baixo, e o preço da energia cai substancialmente e sistema toma a decisão de começar a carregar o armazenador durante essa hora. É possível perceber que como o MGI2 busca diminuir as perdas ativas nas linhas da RDEE, no momento em que o sistema começa ficar mais carregado o mesmo começa a descarregar o armazenador. Como reflexo a isso, o sistema tem seu carregamento aliviado e consequentemente as linhas da RDEE, o que ocasiona em um *set* operacional para o SAE em que a arbitragem energética tem um retorno positivo e as perdas ativas das linhas são diminuídas em relação a operação da RDEE sem a presença do SAE. O alívio do carregamento da RDEE também proporciona ao sistema operado pelo MGI2 um melhor índice de perfil de tensão diário se comparado as outras abordagens à operação da RDEE sem o armazenador.

Tabela 16 – Resultados Dia 220: SC - Sistema Correcional, MEPSO - MEPSO Baseado Apenas no DAM e MGI2 - MEPSO + SC

	SC	MEPSO 1	MGI2
<i>VPF</i> Antes	1295,73	1295,73	1295,73
<i>VPF</i> Depois	1304,05	1290,58	1279,17
C_{SAEE}	1,01	1,79	1,43
<i>ARB</i> (\$)	40,11	37,06	40,80
$Diff^{kWh}$ (kWh)	166,89	-321,56	-231,23
$Diff_{\kW (\$)	-1,19	-12,06	-10,41

Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 30 – MGI2: Estados de Carregamento do Dia 220.

Fonte: Elaborada pelo autor.

5.3.2.2 Análise Anual

Assim como já apontado, o período T escolhido é referente ao ano de 2013. Os resultados são apresentados na Tabela 17. É apresentado o que segue na respectiva tabela: O retorno financeiro obtido com a realização da arbitragem energética durante o período; as perdas ativas totais das linhas da RDEE durante todo o período de simulação; o número de ciclos de carregamento/descarregamento do SAE para atingir a respectiva arbitragem energética; e as diferenças totais de custo de perdas ativas referentes a antes e depois da alocação e operação do SAE conectado à RDEE. Cada coluna representa uma das simulações. A primeira coluna é referente a simulação da RDEE durante todo o período sem a presença do SAE, a segunda é a simulação que utiliza apenas o SC para a tomada das decisões operacionais, a terceira é a simulação usando apenas o MEPSO, intitulada aqui como MEPSO 1. Por fim, a última coluna apresenta os resultados obtidos para a implementação do modelo de gerenciamento inteligente proposto (MGI2).

Tabela 17 – Resultados Totais para o Ano 2013: SC - Sistema Correcional, MEPSO - MEPSO Baseado Apenas no DAM e MGI2 - MEPSO + SC.

	Antes do SAE	SC	MEPSO 1	MGI2
Arbitragem Energética (\$)	-	19.829,92	26.656,26	28.325,66
Nº. de Ciclos	-	713,29	643,46	607,06
Perdas Ativas Totais (GWh)	1,9541	2,1001	1,9553	1,9678
D. de Custos Perdas Ativas (\$)	-	1.531,91	-3.675,04	-2.796,62

Fonte: Elaborada pelo autor.

A partir da Tabela 17 é possível perceber que as abordagens que utilizam apenas o MEPSO e o SC para tomada de decisão tem seus pontos positivos. O MEPSO apresenta um retorno financeiro obtido através da arbitragem energética superior ao obtido pelo SC, uma

diferença de \$6.826,34. Essa diferença pode ser explicada pelo fato de que, na abordagem que utiliza apenas o SC durante a operação do SAEE nas horas do RTM pode acontecer de que como o sistema investiga apenas uma decisão pontual por vez, a decisão é tomada de maneira a favorecer apenas a respectiva hora de operação, e em alguns casos, durante a próxima hora uma decisão que poderia favorecer a arbitragem energética não é bem aproveitada. No entanto, essa mesma característica é a que favorece o SC, a sua operação ao ser realizada durante o momento de operação o privilegia em não sofrer tanto com as variações de preço que acontecem entre os preços apresentados pelo DAM e pelo RTM. Como esperado, a simulação que usa apenas MEPSO teve o menor aumento de perdas ativas totais durante todo o período, cerca de apenas 0,06% de aumento, além de ter o número de ciclos menor que o apresentado pelo SC. A simulação do MGI2 apresentou os pontos fortes das duas outras simulações. Os resultados do modelo apresentaram o maior retorno financeiro, uma diferença de \$1.669,4 em relação ao MEPSO 1 e \$8.495,74 a mais do que o realizado pelo SC. Além disso, mostrou o menor número de ciclos de todas as simulações.

Observando a Figura 29 e a Tabela 17, é possível perceber que um número menor de operações resulta em menos ciclos de carregamento/descarregamento para o SAEE e, consequentemente, em um maior retorno financeiro. Quanto menor o número de ciclos de carga/descarga, maior a vida útil do equipamento. Assim, o método proposto indica que, além de ter a maior retorno financeiro obtido com a realização da arbitragem energética, tem a maior possibilidade de obter retorno significativo do investimento com seu uso ao longo dos anos. Outro ponto crítico a ser observado é que o valor negativo para a diferença de custo das perdas ativas significa que o custo de perdas ativas após a alocação de SAEE foram menores do que antes da alocação. Isso prova que, mesmo que o valor total das perdas ativas sejam superiores após a alocação, o planejamento otimizado da operação SAEE é bem-sucedido na execução do planejamento, observando os preços, buscando um resultado otimizado para a arbitragem energética. Sendo um reflexo positivo de sua utilização, na qual o custo de operação da RDEE com a conexão de um SAEE de grande porte pode ser menor do que quando comparado ao período anterior à sua instalação.

A Figura 31 mostra o acúmulo de receita obtido com a realização da arbitragem energética para o período em estudo para os casos apresentados nesta Subseção. Além de ser visualmente perceptível a diferença entre a evolução das curvas, as receitas geradas pela abordagem que utiliza apenas o MEPSO cresce de maneira semelhante ao MGI2 até o tempo $4,4 \times 10^3$ h, após o qual o MGI2 começa a se destacar. Cabe ressaltar que nem sempre o lucro aumenta, havendo momentos em que é possível observar uma queda na receita, dependendo da operação do sistema. Assim como o apresentado para o MGI1 a evolução do MGI2 continua acontecendo enquanto as outras abordagens em alguns períodos sofrem quedas ou se mantêm por mais tempo em estado constante. Finalmente, é importante apontar que mesmo o acúmulo total da arbitragem energética para o MGI2 ter sido menor que o realizado pelo o MGI1, o segundo modelo apresentou número inferior de ciclos e como esperado, conseguiu gerenciar as perdas ativas das linhas de forma que

o seu aumento não foi de forma substancial. Além disso, a redução de custos das perdas ativas da RDEE foi superior ao apresentado pelo MGI1.

Figura 31 – MGI2: Arbitragem Acumulada Para o Ano de 2013.

Fonte: Elaborada pelo autor.

5.3.3 Modelo de Gerenciamento Inteligente 3

5.3.3.1 Análise Diária

Para o modelo MGI3 é esperado que além de realizar a arbitragem energética de maneira adequada, as operações do SAE durante as horas de operação do RTM melhore o perfil de tensão diário da RDEE. As Figuras 32 e 33 apresentam as Fronteiras de Pareto para os dias 163 e dia 220, respectivamente. Através da visualização das figuras é possível observar soluções que apresentam valores negativos para E_{ARB} durante o dia 163, isso é explicado por ser possível que existam soluções que não apresentem lucro através da arbitragem energética para que a melhoria do perfil de tensão diário seja favorecido, ressaltando assim o que é apresentado pela Subseção 4.7.7.1. Através da Figura 32 é possível observar que a métrica escolhida para a tomada de decisão de qual solução escolher pode influenciar positivamente ou negativamente no resultado final do período total de análise. Além disso, partindo do princípio que quanto menor o valor de $Diff^{VPF}$ for, melhor será o perfil de tensão diário, que se o operador do sistema escolher a solução melhor mais o perfil de tensão, ele pode prejudicar drasticamente a arbitragem energética. De maneira similar, se o operador escolher apenas por beneficiar a arbitragem energética, ele pode ter uma solução em que o perfil de tensão é prejudicado.

Figura 32 – Fronteira de Pareto Encontrada Durante a Operação do MGI3 Para o Dia 163.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 33 – Fronteira de Pareto Encontrada Durante a Operação do MGI3 Para o Dia 220.

Fonte: Elaborada pelo autor.

É apresentado pela Tabela 18 os resultados obtidos para o dia 163 com a utilização do SC e MEPSO de forma independente, além de apresentar os resultados obtidos a partir da operação do terceiro modelo de gerenciamento inteligente, o MGI3. A otimização multiobjetivo desenvolvida pelo MEPSO integrado ao MGI3 busca encontrar um *set* operacional para o SAEE em que a arbitragem energética é maximizada e o perfil de tensão diário da RDEE, quando possível, é melhorado em relação a operação do RDEE antes da alocação do SAEE. O MEPSO é apontado como MEPSO 2 para diferenciá-lo do apresentado nas análises dos resultados do MGI2. Os estados de carregamento para o respectivo dia são expostos na Figura 34, ao observar

o SOC do MGI3 é perceptível que as decisões tomadas por esse modelo são parecidas com as que foram tomadas pelos modelos MGI1 e MGI2. Assim, como os outros modelos, a partir da hora nove, o SC assume as tomadas de decisão. Ao tomar as decisões, o sistema é bem sucedido em favorecer a arbitragem energética, fazendo com que o retorno financeiro para o dia aumentasse de forma substancial se comparado aos obtidos pelas abordagens que utilizaram apenas o SC e o MEPSO. No entanto, ao priorizar a arbitragem energética o MGI3 não consegue ter o perfil de tensão diário melhorado. Assim como o esperado, a abordagem MEPSO 2 consegue realizar essa melhoria.

Tabela 18 – Resultados Dia 163: SC - Sistema Correcional, MEPSO - MEPSO Baseado Apenas no DAM e MGI3 - MEPSO + SC

	SC	MEPSO 2	MGI3
<i>VPF</i> Antes	1178,57	1178,57	1178,57
<i>VPF</i> Depois	1184,92	1158,61	1184,85
C_{SAEE}	0,79	1,96	0,95
<i>ARB</i> (\$)	140,38	73,98	551,43
$Diff^{kWh}$ (kWh)	131,05	-218,17	186,51
$Diff_{\kW (\$)	-6,41	-18,35	-23,13

Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 34 – MGI3: Estados de Carregamento do Dia 163.

Fonte: Elaborada pelo autor.

A Tabela 19 apresenta os resultados obtidos com a utilização das abordagens avaliadas por essa Subseção para o dia 220. Ao compararmos a curva de SOC durante o dia 220 do MGI3, apresentada pela Figura 35 com a do mesmo dia para o MGI2 é perceptível a semelhança entre as mesmas. Essa semelhança é explicada pelo fato de que ambas as abordagens necessitam que as linhas da RDEE precisam ter seus carregamentos aliviados para terem seus objetivos melhorados. E assim como no MGI2, ao descarregar o armazenador durante as horas mais carregadas do sistema o MGI3 consegue aliviar as linhas do RDEE e consequentemente melhorar o perfil de tensão diário.

Tabela 19 – Resultados Dia 220: SC - Sistema Correcional, MEPSO - MEPSO Baseado Apenas no DAM e MGI3 - MEPSO + SC

	SC	MEPSO 2	MGI3
<i>VPF</i> Antes	1295,73	1295,73	1295,73
<i>VPF</i> Depois	1304,05	1273,04	1269,37
C_{SAEE}	1,01	1,44	1,68
<i>ARB</i> (\$)	40,11	54,46	58,16
$Diff^{kWh}$ (kWh)	166,89	-145,63	-208,51
$Diff_{\kW (\$)	-1,19	-11,89	-13,68

Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 35 – MGI3: Estados de Carregamento do Dia 220.

Fonte: Elaborada pelo autor.

O dia 220 é um dos dias em que há violações de tensão de ser considerada a presença do SAEE conectado à RDEE. Assim, as Figuras 36 e 37 mostram o perfil de tensão diário para o respectivo dia antes e depois da alocação do SAEE. Ao observar e comparar as figuras é possível perceber que o perfil de tensão do sistema melhorou com a utilização otimizada do SAEE. É perceptível que quanto mais longe da barra da subestação, mais próximo do limite inferior de tensão perfil de tensão fica. Esse fato é explicado pelo o quanto a RDEE se encontra. Usando a operação otimizada do SAEE em alguns momentos, o RDEE tem o carregamento de suas linhas aliviado e o perfil de tensão melhora. O sistema também opera com a premissa de realizar a arbitragem energética. Em alguns pontos da operação do sistema, o MGI3 faz a RDEE operar com tensões bem próximas ao limite inferior de tensão. No entanto, na operação do sistema antes da alocação, houve violações de tensão e, com a inserção do SAEE, esse problema foi extinto. As violações de tensão adicionam perdas monetárias às concessionárias de energia, pois afetam a qualidade da energia fornecida ao consumidor. Assim, observa-se que o sistema com a presença do SAEE possui benefícios a oferecer como melhoria da qualidade da energia, o que ajuda a justificar o investimento em tais equipamentos.

Figura 36 – MGI3: Perfil de Tensão Diário do Dia 220 Antes da Alocação do SAE.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 37 – MGI3: Perfil de Tensão Diário do Dia 220 Após a Alocação do SAE.

Fonte: Elaborada pelo autor.

5.3.3.2 Análise Anual

A Tabela 20 apresenta os resultados obtidos para as análises realizadas nesta Subseção, e fica claro que o modelo proposto possui pontos positivos. Analisando o retorno financeiro obtido com a realização da arbitragem energética, o MGI3 apresentou o valor \$28.954,69, sendo o maior entre as abordagens apresentadas. Nesse quesito, o MGI3 foi superior ao SC

em \$9.124,77 e foi maior que o MEPSO 2 em \$920,73. Em relação ao número de ciclos de carregamento/descarregamento o MGI3 também se desacatou sendo a abordagem que apresentou o menor número. A comparação do total de perdas ativas indica apresentou apenas um aumento de aproximadamente 3,77%. Apesar desse aumento, considerando o valor obtido para a diferença de custo de perdas ativas (\$ -1.680,12), é possível inferir que a decisão do operador do sistema de escolher a melhor partícula foi bem-sucedida. Esse fato é explicado porque o custo operacional baseado nas perdas ativas foi menor com a presença do SAEE conectado à rede. O uso otimizado do SAEE resulta em menos ciclos, o que significa uma maior vida útil do equipamento e, portanto, mais tempo para retorno financeiro, além de colaborar para justificar o investimento na conexão desse tipo de equipamento à RDEE.

Tabela 20 – Resultados Totais para o Ano 2013: SC - Sistema Correcional, MEPSO - MEPSO Baseado Apenas no DAM e MGI3 - MEPSO + SC

	Antes do SAEE	SC	MEPSO 2	MGI3
Arbitragem Energética (\$)	-	19.829,92	28.033,96	28.954,69
Nº. de Ciclos	-	713,29	655,94	616,31
Perdas Ativas Totais (GWh)	1,9541	2,1001	2,0212	2,0277
D. de Custos Perdas Ativas (\$)	-	1.531,91	-2.953,65	-1.680,12

Fonte: Elaborada pelo autor.

É apresentado pela Figura 38 o retorno financeiro acumulado pela arbitragem energética para o período analisado. Assim como as curvas apresentadas para o resultados obtidos através das modelos MGI1 e MGI2, é visualmente possível perceber a evolução do acumulo monetário com a utilização de MGI3. Ao ter os resultados apresentados para MGI1, MGI2 e MGI3, o modelo que possui o maior valor de arbitragem energética acumulado é o MGI1. A diferença apresentada não é substancial, sendo de \$768,48 a mais que o MGI2 e de \$139,45 em relação ao MGI3. No entanto, apesar dessa diferença de arbitragem energética, ambos os modelos MGI2 e MGI3 se mostraram capazes de realizar de maneira satisfatória os objetivos além da arbitragem para o qual eles foram desenvolvidos. Sendo o MGI2 capaz de gerenciar as perdas ativas nas linhas de forma a ter um aumento de apenas 0,06% se comparado a operação da RDEE sem a presença do SAEE conectado. Já o MGI3, além da arbitragem energética se mostrou capaz de melhorar o perfil de tensão diário da rede em dia em que a rede apresentava violações de tensão mesmo sem o SAEE e com o carregamento alto. Além disso, é possível com a utilização otimizada do SAEE conectado à rede, de fazer com que sua operação não gere mais custos relacionados as perdas, o que é evidenciado pelos resultados obtidos para as diferenças de custos relacionados as perdas ativas. Sendo assim, fica claro que a possibilidade do gerenciamento inteligente do SAEE em que mais de um objetivo é considerado, ajudando assim a justificar a utilização desse tipo de equipamento conectado à RDEE.

Figura 38 – MGI3: Arbitragem Acumulada Para o Ano de 2013.

Fonte: Elaborada pelo autor.

5.4 Análise Conclusiva

Um fato interessante a ser apontado é que apesar de MGI1 apresentar a maior arbitragem energética para o ano de 2013, os outros modelos de gerenciamento tiveram apenas o decréscimo para esse quesito de \$768,48 e \$139,45 para MGI2 e MGI3, respectivamente. Valores que se tornam indiferentes quando apontamos que esses modelos melhoram um segundo objetivo e que apresentam um número de ciclos totais inferior ao primeiro modelo, o que pode significar que a longevidade do armazenador quando utilizado pelos dois últimos modelos é maior, aumentando assim a possibilidade de lucros para concessionária de energia com suas utilizações. Em adição a isso, os modelos MGI2 e MGI3 apresentam resultados positivos em ambos os objetivos para que são propostos, a arbitragem energética e o gerenciamento das perdas ativas nas linhas da RDEE de maneira que não aumentem de forma substancial no caso de MGI2; a arbitragem energética e a melhoria do perfil de tensão diário da RDEE no caso do MGI3.

Em uma análise geral, em que os três modelos (MGI1, MGI2 e MGI3) foram comparados, é possível perceber que todos os modelos apresentam características positivas. Através da utilização do MGI1 é possível inferir que a operação do SAEE pode se beneficiar de uma abordagem que foque em apenas um objetivo. No entanto, apesar de a abordagem mono-objetivo apresentar outras características positivas além do que é modelada para realizar (arbitragem energética), essas podem ser melhoradas, o que através do modelo proposto não se faz possível apenas ajustando os parâmetros utilizados pelo modelo. Neste sentido, as abordagens multiobjetivo são apresentadas, e essas, conseguem melhorar ainda mais outros objetivos enquanto a

arbitragem energética é realizada, o que a abordagem mono-objetivo não realiza. Sendo assim, os modelos multiobjetivo (MGI2 e MGI3) apresentam a possibilidade de se utilizar o SAEE com operação otimizada conectado à RDEE com mais de um objetivo, o que pode auxiliar na justificativa financeira de se investir em um equipamento com custo tão elevado.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste trabalho foi desenvolvido o gerenciamento inteligente dos Sistemas de Armazenamento de Energia Elétrica (SAEEs) para a arbitragem energética. Para isto, foram desenvolvidos três modelos de gerenciamento inteligente: Modelo de Gerenciamento Inteligente 1 (MGI1) que combina o algoritmo de otimização mono-objetivo *Evolutionary Particle Swarm Optimization* (EPSO) com um sistema correccional baseado na lógica fuzzy; Modelo de Gerenciamento Inteligente 2 (MGI2) e Modelo de Gerenciamento Inteligente 3 (MGI3) que combinam o algoritmo multiobjetivo *Multi-objective Evolutionary Particle Swarm Optimization* (MEPSO) e o sistema correccional baseado na lógica fuzzy. Os modelos buscam otimizar um *set* operacional para o SAEE com a utilização dos preços apresentados pelo *Day-Ahead Market* (DAM) e aplica-los durante as horas de operação do *Real-Time Market* (RTM), e caso exista uma diferença entre os dois tipos de preço, o sistema correccional é capaz de corrigir as decisões tomadas pelo algoritmo de otimização no sentido de se obter uma maior arbitragem energética.

Em MGI1 é esperado que a arbitragem energética seja maximizada. Para MGI2 é esperado que a arbitragem energética seja maximizada enquanto as perdas ativas nas linhas da Rede de Distribuição de Energia Elétrica (RDDE) sejam gerenciadas de maneira a não aumentarem de forma substancial, ou quando possível diminuam. Já MGI3 busca enquanto a arbitragem energética é maximizada melhorar o perfil de tensão diário.

Os resultados apresentados no capítulo anterior indicam o uso bem-sucedido dos modelos propostos. Com a avaliação dos testes realizados mostrou que cada um dos modelos possui características específicas que os tornam atraentes. O uso do sistema correccional é uma excelente opção, pois é uma abordagem em tempo real que toma a decisão operacional quando o preço RTM é determinado. No entanto, os algoritmos de otimização EPSO e MEPSO são mais atraentes se comparados ao Sistema Corretivo de Operação Baseado em Lógica Fuzzy (SC), porque a redução das perdas ativas e a melhoria do perfil de tensão diário é observada. Assim, quando as duas abordagens são usadas em conjunto, o algoritmo de otimização e o SC, o resultado combinado

apresenta características positivas de ambos os métodos, tornando os modelos propostos em ferramentas capazes de otimizar um conjunto operacional para a operação SAEE no dia seguinte. Outra característica positiva é a capacidade de ajustar a operação para que a arbitragem energética ainda seja maximizada e os custos decorrentes de aumentos nas perdas ativas sejam reduzidos se ocorrer alguma alteração devido às incertezas no sistema de distribuição durante a operação em tempo real.

Consequentemente, por ter um perfil de tensão aprimorado e as perdas ativas nas linhas reduzidas, a rede apresenta melhor qualidade na energia fornecida ao consumidor. Além disso, após a alocação e otimização da operação do SAEE, o sistema deixou de apresentar violações de tensão, uma ocorrência que causaria custos extras na operação da RDEE. Por fim, quando essas possibilidades de uso otimizado do SAEE são adicionadas à receita obtida pela arbitragem energética, aumentam as justificativas para a implementação e uso desse tipo de equipamento conectado à rede.

6.1 Continuidade do Trabalho

Este trabalho poderá ser estendido e melhorado. São apresentadas a seguir sugestões de temas para a continuidade desta dissertação:

- Desenvolver um modelo de gerenciamento inteligente que integrem os três objetivos: arbitragem energética, redução das perdas ativas nas linhas do RDEE e a melhoria do perfil de tensão diário;
- O aprimoramento do sistema corretivo de forma que seus parâmetros sejam ajustados e melhorados;
- Análise de outros objetivos que possam ser melhorados em conjunto com os apresentados, e assim, auxiliar na justificativa da utilização desse tipo de equipamento conectado à RDEE;
- O desenvolvimento de um Gerenciador Inteligente que possibilite a incorporação de mais de um armazenador conectado à RDEE;
- Fazer o tratamento da sensibilidade de tecnologias de armazenamento durante a utilização dos modelos propostos.

6.2 Trabalhos Científicos

Durante o desenvolvimento da pesquisa, foram submetidos ou já publicados os seguintes artigos que tratam de assuntos relacionados a pesquisa:

SOUZA, J. V.; FARIA, W. R.; MONTEIRO, F. M. S.; OTTO, R. B.; BICZKOWSKI, M.; ASADA, E. N.. Battery Energy Storage System Allocation in Distribution Systems for Power Loss and Operational Costs Reduction. **IEEE PES Innovative Smart Grid Technology Latin America (ISGT LA)**, 2019, Gramado.

DE SOUZA, JONAS V.; MOMESSO, ANTONIO E. C.; MONTEIRO, FELIPE M. DOS S.; OTTO, RODRIGO B.; ASADA, EDUARDO N. . Intelligent Management of Battery System for Energy Arbitrage. **13th IEEE PES PowerTech**, 2019, Milan.

6.2.1 Colaborações

Apesar de não estar relacionada ao tema de pesquisa, os seguintes trabalhos foram desenvolvidos em parceria com membros do Laboratório de Análise de Sistemas de Energia Elétrica (LASEE) durante o período de desenvolvimento desta dissertação:

RODRIGUES FARIA, WANDRY; ESCOBAR DE OLIVEIRA, MARCELO; **VILLELA DE SOUZA, JONAS**; GUSTAVO WESZ DA SILVA, LUIS; PAULO VIAJANTE, GHUNTER.. Transient Analysis of Electric Energy Distribution Systems with Distributed Generators during Contingencies. **RENEWABLE ENERGY & POWER QUALITY JOURNAL (RE&PQJ)**, v. 17, p. 483-488, 2019.

MONTEIRO, F. M. S.; **SOUZA, J. V.**; ASADA, E. N.. Multistage Distribution System Expansion Planning with many Alternatives of Conductors. **2020 IEEE PES General Meeting**, 2020, Montreal. (ACEITO PARA PUBLICAÇÃO)

REFERÊNCIAS

AKHAVAN-HEJAZI, H.; MOHSENIAN-RAD, H. Optimal Operation of Independent Storage Systems in Energy and Reserve Markets With High Wind Penetration. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 5, n. 2, p. 1088–1097, mar 2014. ISSN 1949-3053. Citado na página 26.

ANEEL. **Nota Técnica nº 0057/2014-SRD/ANEEL**. [S.l.], 2014. 54 p. Citado na página 53.

_____. **Prodlist - Módulo 8 - Qualidade da Energia Elétrica . Revisão 10**. 2014. Citado na página 69.

_____. **Resolução Normativa Nº 733, de 06 de setembro de 2016**. [S.l.], 2016. Disponível em: <http://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren2016733.pdf>. Citado na página 43.

ANUTA, O. H.; TAYLOR, P.; JONES, D.; MCENTEE, T.; WADE, N. An international review of the implications of regulatory and electricity market structures on the emergence of grid scale electricity storage. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Elsevier, v. 38, p. 489–508, 2014. ISSN 13640321. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2014.06.006>. Citado na página 36.

ARDUINI, F. R.; MARTINS, D. D. B.; JR., B. R. P.; ASADA, E. N. Bess support to dfi-based wind turbines connected to medium-voltage distribution networks. In: **2019 IEEE Power and Energy Society Innovative Smart Grid Technologies (ISGT) Latin America**. [S.l.: s.n.], 2019. p. 1–6. Citado na página 25.

BARAN, M. E.; WU, F. F. Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing. **IEEE Transactions on Power delivery**, IEEE, v. 4, n. 2, p. 1401–1407, 1989. Citado 3 vezes nas páginas 85, 121 e 122.

BATHURST, G.; STRBAC, G. Value of combining energy storage and wind in short-term energy and balancing markets. **Electric Power Systems Research**, v. 67, n. 1, p. 1 – 8, 2003. ISSN 0378-7796. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779603000506>. Citado na página 49.

BERNARDES, W. M. S. **Análise da proteção de sistemas de energia elétrica utilizando técnicas modernas de otimização heurística**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, Escola de Engenharia Elétrica de São Carlos, 2018. Citado 4 vezes nas páginas 54, 55, 56 e 62.

BRADBURY, K.; PRATSON, L.; PATIÑO-ECHEVERRI, D. Economic viability of energy storage systems based on price arbitrage potential in real-time u.s. electricity markets. **Applied Energy**, v. 114, p. 512 – 519, 2014. ISSN 0306-2619. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261913008301>. Citado 3 vezes nas páginas 27, 29 e 42.

BRIVIO, C.; MANDELLI, S.; MERLO, M. Battery energy storage system for primary control reserve and energy arbitrage. **Sustainable Energy, Grids and Networks**, v. 6, p. 152 – 165, 2016. ISSN 2352-4677. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352467716300017>. Citado na página 50.

BYRNE, C.; VERBIC, G. Feasibility of residential battery storage for energy arbitrage. In: **2013 Australasian Universities Power Engineering Conference (AUPEC)**. [s.n.], 2013. p. 1–7. ISBN 978-1-86295-913-2. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/document/6725471/>. Citado na página 41.

CHEN, H.; CONG, T. N.; YANG, W.; TAN, C.; LI, Y.; DING, Y. Progress in electrical energy storage system: A critical review. **Progress in Natural Science**, Elsevier, v. 19, n. 3, p. 291–312, mar 2009. ISSN 1002-0071. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S100200710800381X>. Citado na página 29.

Clerc, M.; Kennedy, J. The particle swarm - explosion, stability, and convergence in a multi-dimensional complex space. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 6, n. 1, p. 58–73, Feb 2002. ISSN 1941-0026. Citado na página 86.

D'ADAMO, C.; JUPE, S.; ABBEY, C. Global survey on planning and operation of active distribution networks - update of cigre c6.11 working group activities. In: **CIREN 2009 - 20th International Conference and Exhibition on Electricity Distribution - Part 1**. [S.l.: s.n.], 2009. p. 1–4. ISSN 0537-9989. Citado na página 25.

DAGGETT, A.; QADRDAN, M.; JENKINS, N. Feasibility of a battery storage system for a renewable energy park operating with price arbitrage. In: **2017 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe (ISGT-Europe)**. [S.l.: s.n.], 2017. p. 1–6. Citado na página 40.

DEB, K.; PRATAP, A.; AGARWAL, S.; MEYARIVAN, T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 6, n. 2, p. 182–197, April 2002. ISSN 1941-0026. Citado 2 vezes nas páginas 60 e 62.

DENHOLM, P.; SIOSHANSI, R. The value of compressed air energy storage with wind in transmission-constrained electric power systems. **Energy Policy**, v. 37, n. 8, p. 3149 – 3158, 2009. ISSN 0301-4215. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301421509002328>. Citado na página 49.

DONOSO, Y.; FABREGAT, R. **Multi-objective optimization in computer networks using metaheuristics**. [S.l.: s.n.], 2016. ISBN 9781420013627. Citado 2 vezes nas páginas 54 e 55.

DRIESEN, J.; GREEN, T.; Van Craenenbroeck, T.; BELMANS, R. The development of Power Quality markets. **Proceedings of the IEEE Power Engineering Society Transmission and Distribution Conference**, IEEE, v. 1, n. c, p. 262–267, 2002. Citado na página 37.

DUGAN, R. C. **The Open Distribution System Simulator (OpenDSS) - Reference Manual**. 2018. Citado na página 53.

DUGAN, R. C.; MCDERMOTT, T. E. An open source platform for collaborating on smart grid research. In: **IEEE Power and Energy Society General Meeting**. [S.l.: s.n.], 2011. ISBN 9781457710018. ISSN 19449925. Citado na página 54.

DUGAN, R. C.; MCGRANAGHAN, M. F.; SANTOSO, S.; Wayne Beaty, H. **Electrical Power Systems Quality**. 2. ed. [S.l.]: McGraw-Hill Professional, 2002. Citado na página 69.

DUGAN, R. C.; TAYLOR, J. A.; MONTENEGRO, D. Energy Storage Modeling for Distribution Planning. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 53, n. 2, p. 954–962, mar 2017. ISSN 0093-9994. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7782851/>. Citado 4 vezes nas páginas 30, 32, 34 e 35.

EYER, J.; COREY, G. **Energy Storage for the Electricity Grid : Benefits and Market Potential Assessment Guide**. [S.l.], 2010. 232 p. Citado na página 30.

FABJAN, C.; GARCHE, J.; HARRER, B.; JöRISSSEN, L.; KOLBECK, C.; PHILIPPI, F.; TOMAZIC, G.; WAGNER, F. The vanadium redox-battery: an efficient storage unit for photovoltaic systems. **Electrochimica Acta**, v. 47, n. 5, p. 825 – 831, 2001. ISSN 0013-4686. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0013468601007630>>. Citado na página 49.

FERC. Promoting Wholesale Competition Through Open Access Non-discriminatory Transmission Services by Public Utilities. **Federal Register**, 1996. ISSN 1712-624X. Citado na página 45.

_____. **Energy Primer, a Handbook of Energy Market Basics**. [S.l.], 2015. Citado 6 vezes nas páginas 44, 45, 46, 47, 48 e 49.

FLEXITRICITY. **Triad management**. 2019. Disponível em: <<https://www.flexitricity.com/demand-response-revenue-sources/triad-management/>>. Citado na página 37.

GARCIA-GONZALEZ, J.; MUELA, R. M. R. de la; SANTOS, L. M.; GONZALEZ, A. M. Stochastic joint optimization of wind generation and pumped-storage units in an electricity market. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 23, n. 2, p. 460–468, May 2008. ISSN 1558-0679. Citado na página 49.

GENOESE, M.; GENOESE, F.; MÖST, D.; FICHTNER, W. Price spreads in electricity markets: What are fundamental drivers? In: IEEE. **Energy Market (EEM), 2010 7th International Conference on the European**. [S.l.], 2010. p. 1–6. Citado 2 vezes nas páginas 39 e 43.

GUEDES, J. C. d. S. **Manual de Tarificação de Energia Elétrica**. [S.l.], 2011. 1–56 p. Citado na página 43.

HASHIMOTO, K. **Técnicas de otimização combinatória multiobjetivo aplicadas na estimação do desempenho elétrico de redes de distribuição**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2004. Citado na página 62.

IRENA. **Electricity storage and renewables: Costs and markets to 2030**. [s.n.], 2017. 132 p. ISBN 9789292600389. Disponível em: <<http://irena.org/publications/2017/Oct/Electricity-storage-and-renewables-costs-and-markets>>. Citado na página 25.

JANTZEN, J. **Foundations of fuzzy control**. [S.l.]: Wiley Online Library, 2007. v. 209. Citado na página 65.

KELLY, N.; SASSO, M.; ANGRISANI, G.; ROSELLI, C.; SASSO, M.; ANGRISANI, G.; ROSELLI, C. Integrating microgeneration into smart energy networks. Routledge, p. 271–296, jun 2015. Citado na página 37.

KENNEDY, J.; EBERHART, R. Particle swarm optimization. In: **Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks**. [S.l.: s.n.], 1995. v. 4, p. 1942–1948 vol.4. Citado na página 55.

KHANI, H.; FARAG, H. E. Z. Joint Arbitrage and Operating Reserve Scheduling of Energy Storage Through Optimal Adaptive Allocation of the State of Charge. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, v. 10, n. 4, p. 1705–1717, oct 2019. ISSN 1949-3029. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 50.

KORPAAS, M.; HOLEN, A. T.; HILDRUM, R. Operation and sizing of energy storage for wind power plants in a market system. **International Journal of Electrical Power Energy Systems**, v. 25, n. 8, p. 599 – 606, 2003. ISSN 0142-0615. 14th Power Systems Computation Conference. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142061503000164>>. Citado na página 49.

KRAJAČIĆ, G.; LONČAR, D.; DUIĆ, N.; ZELJKO, M.; Lacal Arántegui, R.; LOISEL, R.; RAGUZIN, I. Analysis of financial mechanisms in support to new pumped hydropower storage projects in Croatia. **Applied Energy**, v. 101, p. 161–171, 2013. ISSN 03062619. Citado na página 36.

KRISHNAMURTHY, D.; UCKUN, C.; ZHOU, Z.; THIMMAPURAM, P.; BOTTERUD, A. Energy Storage Arbitrage Under Day-Ahead and Real-Time Price Uncertainty. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2017. ISSN 0885-8950. Citado 3 vezes nas páginas 26, 48 e 49.

LASSETER, R. H. Smart distribution: Coupled microgrids. **Proceedings of the IEEE**, v. 99, n. 6, p. 1074–1082, June 2011. ISSN 0018-9219. Citado na página 25.

LAWDER, M. T.; SUTHAR, B.; NORTHROP, P. W.; DE, S.; HOFF, C. M.; LEITERMANN, O.; CROW, M. L.; SANTHANAGOPALAN, S.; SUBRAMANIAN, V. R. Battery energy storage system (BESS) and battery management system (BMS) for grid-scale applications. **Proceedings of the IEEE**, IEEE, v. 102, n. 6, p. 1014–1030, 2014. ISSN 00189219. Citado 2 vezes nas páginas 30 e 31.

LI, X.; ZHANG, W.; DU, C.; MA, K.; WU, X.; XU, D. Investigation to power conversion topology for fuel cell power generation system. In: **The 2010 International Power Electronics Conference - ECCE ASIA - IEEE**, 2010. p. 2637–2643. ISBN 978-1-4244-5394-8. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/5542367/>>. Citado na página 30.

MACIEL, R. S. **Otimização multiobjetivo na análise da integração de geração distribuída às redes de distribuição**. Tese (Doutorado), 2012. Citado 2 vezes nas páginas 63 e 64.

MACIEL, R. S.; ROSA, M.; MIRANDA, V.; PADILHA-FELTRIN, A. Multi-objective evolutionary particle swarm optimization in the assessment of the impact of distributed generation. **Electric Power Systems Research**, v. 89, p. 100 – 108, 2012. ISSN 0378-7796. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779612000685>>. Citado 2 vezes nas páginas 63 e 86.

MEIRA, P. **DSS Python: Unofficial bindings for EPRI's OpenDSS**. [S.l.], 2019. [Acessado 18 de outubro de 2019]. Disponível em: <https://github.com/dss-extensions/dss_python>. Citado 2 vezes nas páginas 54 e 83.

MILLER, N.; MANZ, D.; ROEDEL, J.; MARKEN, P.; KRONBECK, E. Utility scale battery energy storage systems. In: IEEE. **Power and Energy Society General Meeting, 2010 IEEE**. [S.l.], 2010. p. 1–7. Citado na página 39.

MIRANDA, V.; CARVALHO, L. M.; ROSA, M. A.; SILVA, A. M. L.; SINGH, C. Improving power system reliability calculation efficiency with epso variants. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 24, n. 4, p. 1772–1779, Nov 2009. ISSN 0885-8950. Citado 3 vezes nas páginas 55, 63 e 86.

MIRANDA, V.; FONSECA, N. Epso - best-of-two-worlds meta-heuristic applied to power system problems. In: **Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation. CEC'02 (Cat. No.02TH8600)**. [S.l.: s.n.], 2002. v. 2, p. 1080–1085 vol.2. Citado 2 vezes nas páginas 55 e 56.

_____. Epso-evolutionary particle swarm optimization, a new algorithm with applications in power systems. In: **IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exhibition**. [S.l.: s.n.], 2002. v. 2, p. 745–750 vol.2. ISSN null. Citado na página 57.

MISO. **LMP Contour Map**. 2018. Disponível em: <<https://api.misoenergy.org/MISORTWD/Impcontourmap.html>>. Citado 6 vezes nas páginas 47, 83, 84, 90, 92 e 93.

MOMESSO, A. E. C. **Proteção adaptativa de relés de sobrecorrente com lógica fuzzy**. Dissertação (Mestrado) — Universidade de São Paulo, 2017. Citado 2 vezes nas páginas 65 e 67.

MONTEIRO, F. M. S. **Planejamento de alocação e atuação de sistemas de armazenamento de energia a baterias para a melhoria do perfil de tensão em sistemas de distribuição de energia elétrica**. 126 p. Dissertação (Mestrado) — Universidade de São Paulo, 2019. Citado na página 53.

PARHIZI, S.; LOTFI, H.; KHODAEI, A.; BAHRAMIRAD, S. State of the art in research on microgrids: A review. **IEEE Access**, v. 3, p. 890–925, 2015. ISSN 2169-3536. Citado na página 25.

PATYRA, M. J.; MLYNEK, D. J. **Fuzzy logic: implementation and applications**. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2012. Citado na página 66.

PJM. **PJM Learning Center - Market for Electricity**. 2019. Disponível em: <<https://learn.pjm.com/electricity-basics/market-for-electricity.aspx>>. Citado 3 vezes nas páginas 44, 45 e 46.

REZENDE, S. O. **Sistemas inteligentes: fundamentos e aplicações**. [S.l.]: Editora Manole Ltda, 2003. Citado 3 vezes nas páginas 65, 66 e 67.

ROCHA, C.; RADATZ, P. **Elemento Storage do OpenDSS**. [S.l.], 2018. 1–23 p. Disponível em: <https://drive.google.com/open?id=1{_}ZAqt1pbF1t4doKxU2wD8Th0y8tk9>. Citado na página 31.

ROSS, T. J. **Fuzzy Logic with Engineering Applications**. 4th. ed. [S.l.]: Wiley, 2017. ISBN 9781119235859. Citado na página 75.

SARDI, J.; MITHULANANTHAN, N.; GALLAGHER, M.; HUNG, D. Q. Multiple community energy storage planning in distribution networks using a cost-benefit analysis. **Applied Energy**, v. 190, p. 453 – 463, 2017. ISSN 0306-2619. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261916319274>>. Citado na página 39.

SCHOENUNG, S.; HASSENZAH, W. Long- vs . Short-Term Energy Storage Technologies Analysis A Life-Cycle Cost Study A Study for the DOE Energy Storage Systems Program. **Power Quality**, 2003. Citado na página 49.

SENSFUß, F.; RAGWITZ, M.; GENOESE, M. The merit-order effect: A detailed analysis of the price effect of renewable electricity generation on spot market prices in germany. **Energy Policy**, v. 36, n. 8, p. 3086 – 3094, 2008. ISSN 0301-4215. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301421508001717>>. Citado 2 vezes nas páginas 37 e 40.

SIMOES, M. G.; SHAW, I. S. Controle e modelagem fuzzy. **São Paulo: Blucher: FAPESP**, 2007. Citado na página 66.

SOBIESKI, D. W.; BHAVARAJU, M. P. An economic assessment of battery storage in electric utility systems. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, PAS-104, n. 12, p. 3453–3459, Dec 1985. ISSN 0018-9510. Citado na página 49.

SOUZA, J. V. de; FARIA, W. R.; MONTEIRO, F. M. dos S.; OTTO, R. B.; BICZKOWSKI, M.; ASADA, E. N. Battery energy storage system allocation in distribution systems for power loss and operational costs reduction. In: **2019 IEEE Power and Energy Society Innovative Smart Grid Technologies (ISGT) Latin America**. [S.l.: s.n.], 2019. Citado na página 26.

SOUZA, J. V. de; MOMESSO, A. E. C.; MONTEIRO, F. M. d. S.; OTTO, R. B.; ASADA, E. N. Intelligent management of battery system for energy arbitrage. In: **2019 IEEE Milan PowerTech**. [S.l.: s.n.], 2019. p. 1–6. Citado na página 26.

STAFFELL, I.; RUSTOMJI, M. Maximising the value of electricity storage. **Journal of Energy Storage**, Elsevier Ltd, v. 8, p. 212–225, 2016. ISSN 2352152X. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.est.2016.08.010>. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 36.

STEFFEN, B. Prospects for pumped-hydro storage in germany. **Energy Policy**, v. 45, p. 420 – 429, 2012. ISSN 0301-4215. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301421512001693>. Citado na página 40.

STRBAC, G.; AUNEDI, M.; PUDJANTO, D.; DJAPIC, P.; TENG, F.; STURT, A.; JACKRAVUT, D.; SANSOM, R.; YUFIT, V.; BRANDON, N. Strategic assessment of the role and value of energy storage systems in the uk low carbon energy future. **Report for Carbon Trust**, n. 2012, 2012. Citado na página 37.

SU, W.-F.; LIN, C.-E.; HUANG, S. J. Economic analysis for demand-side hybrid photovoltaic and battery energy storage system. In: **Conference Record of the 1999 IEEE Industry Applications Conference. Thirty-Forth IAS Annual Meeting (Cat. No.99CH36370)**. [S.l.: s.n.], 1999. v. 3, p. 2051–2057 vol.3. ISSN 0197-2618. Citado na página 49.

TERLOUW, T.; ALSKAIF, T.; BAUER, C.; SARK, W. van. Multi-objective optimization of energy arbitrage in community energy storage systems using different battery technologies. **Applied Energy**, v. 239, p. 356 – 372, 2019. ISSN 0306-2619. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261919302478>. Citado na página 51.

VAZQUEZ, S.; LUKIC, S.; GALVAN, E.; FRANQUELO, L. G.; CARRASCO, J. M.; LEON, J. I. Recent advances on energy storage systems. In: **IECON 2011 - 37th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society**. [S.l.: s.n.], 2011. p. 4636–4640. ISSN 1553-572X. Citado na página 25.

VEN, P. M. van de; HEGDE, N.; MASSOULIE, L.; SALONIDIS, T. Optimal Control of End-User Energy Storage. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 4, n. 2, p. 789–797, jun 2013. ISSN 1949-3053. Citado na página 25.

WALAWALKAR, R.; APT, J.; MANCINI, R. Economics of electric energy storage for energy arbitrage and regulation in New York. **Energy Policy**, 2007. ISSN 03014215. Citado na página 49.

WANKMÜLLER, F.; THIMMAPURAM, P. R.; GALLAGHER, K. G.; BOTTERUD, A. Impact of battery degradation on energy arbitrage revenue of grid-level energy storage. **Journal of Energy Storage**, Elsevier, v. 10, p. 56–66, 2017. Citado 6 vezes nas páginas 26, 41, 42, 43, 50 e 75.

WU, C.-C.; LEE, W.-J.; CHENG, C.-L.; LAN, H.-W. Role and Value of Pumped Storage Units in an Ancillary Services Market for Isolated Power Systems—Simulation in the Taiwan Power System. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 44, n. 6, p. 1924–1929, 2008. ISSN 0093-9994. Citado na página 25.

XU, X.; BISHOP, M.; Donna G, O.; CHEN, H. Application and modeling of battery energy storage in power systems. **CSEE Journal of Power and Energy Systems**, v. 2, n. 3, p. 82–90, 2016. ISSN 20960042. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=7562828>>. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 39.

ZHANG, F.; WANG, G.; MENG, K.; ZHAO, J.; XU, Z.; DONG, Z. Y.; LIANG, J. Improved cycle control and sizing scheme for wind energy storage system based on multiobjective optimization. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, v. 8, n. 3, p. 966–977, July 2017. Citado na página 25.

DADOS DA REDE DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

Tabela 21 – Carregamento Máximo das Barras do Sistema Teste de 33 Barras.

Barra	P (kW)	Q (kVAr)	Barra	P (kW)	Q (kVAr)
1	0	0	18	90	40
2	100	60	19	90	40
3	90	40	20	90	40
4	120	80	21	90	40
5	60	30	22	90	40
6	60	20	23	90	50
7	200	100	24	420	200
8	200	100	25	420	200
9	60	20	26	60	25
10	60	20	27	60	25
11	45	30	28	60	20
12	60	35	29	120	70
13	60	35	30	200	600
14	120	80	31	150	70
15	60	10	32	210	100
16	60	20	33	60	40
17	60	20	-	-	-

Fonte: Adaptada de [Baran e Wu \(1989\)](#).

Tabela 22 – Dados de Linha do Sistema Teste de 33 Barras.

Barra Inicial	Barra Final	R (Ω)	X (Ω)
1	2	0,0922	0,0470
2	3	0,4930	0,2511
3	4	0,3660	0,1864
4	5	0,3811	0,1941
5	6	0,8190	0,7070
6	7	0,1872	0,6188
7	8	0,7114	0,2351
8	9	1,0300	0,7400
9	10	1,0440	0,7400
10	11	0,1966	0,0650
11	12	0,3744	0,1238
12	13	1,4680	1,1550
13	14	0,5416	0,7129
14	15	0,5910	0,5260
15	16	0,7463	0,5450
16	17	1,2890	1,7210
17	18	0,7320	0,5740
2	19	0,1640	0,1565
19	20	1,5042	1,3554
20	21	0,4095	0,4784
21	22	0,7089	0,9373
3	23	0,4512	0,3083
23	24	0,8980	0,7091
24	25	0,8960	0,7011
6	26	0,2030	0,1034
26	27	0,2842	0,1447
27	28	1,0590	0,9337
28	29	0,8042	0,7006
29	30	0,5075	0,2585
30	31	0,9744	0,9630
31	32	0,3105	0,3619
32	33	0,3410	0,5302

Fonte: Adaptada de [Baran e Wu \(1989\)](#).