



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO – UFPE
CENTRO DE TECNOLOGIA DE GEOCIÊNCIA – CTG
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA – DEE
PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA – PPGE

Pablo Luiz Tabosa da Silva

SISTEMA DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA UTILIZANDO BATERIA COM
APLICAÇÃO PARA SUAVIZAÇÃO DE POTÊNCIA

Recife

2018

Pablo Luiz Tabosa da Silva

**SISTEMA DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA UTILIZANDO BATERIA COM
APLICAÇÃO PARA SUAVIZAÇÃO DE POTÊNCIA**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Pernambuco como parte dos requisitos para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área: Processamento de energia

Orientador: Prof. Dr. Pedro André Carvalho
Rosas

Recife

2018

Catálogo na fonte
Bibliotecária: Rosineide Mesquita Gonçalves Luz / CRB4-1361 (BCTG)

- S586s Silva, Pablo Luiz Tabosa da.
Sistema de armazenamento de energia utilizando bateria com aplicação para suavização de potência / Pablo Luiz Tabosa da Silva. – Recife, 2018.
104 folhas, il. fig. e tab.
- Orientador: Prof. Dr. Prof. Dr. Pedro André Carvalho Rosas.
Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG.
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 2018.
Inclui Referências e Apêndice.
1. Engenharia Elétrica. 2. Sistema de armazenamento de energia. 3. Bateria. 4. Sistema de armazenamento de energia em bateria. 5. Suavização de potência. 6. Fonte eólica. I. Rosas, Pedro André Carvalho (Orientador). II. Título.

621.3 CDD (22. Ed.)

UFPE/BCTG/2019 - 26



Universidade Federal de Pernambuco

Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

PARECER DA COMISSÃO EXAMINADORA DE DEFESA DE
DISSERTAÇÃO DO MESTRADO ACADÊMICO DE

PABLO LUIZ TABOSA DA SILVA

TÍTULO

**“SISTEMA DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA
UTILIZANDO BATERIA COM APLICAÇÃO PARA
SUAVIZAÇÃO DE POTÊNCIA”**

A comissão examinadora composta pelos professores: PEDRO ANDRÉ CARVALHO ROSAS, DEE/UFPE; RONALDO RIBEIRO BARBOSA DE AQUINO, DEE/UFPE, e LUIZ HENRIQUE ALVES DE MEDEIROS, DEE/UFPE, sob a presidência do primeiro, consideram o candidato **PABLO LUIZ TABOSA DA SILVA APROVADO.**

Recife, 21 de dezembro de 2018.

MARCELO CABRAL CAVALCANTI
Coordenador do PPGEE

PEDRO ANDRÉ CARVALHO ROSAS
Orientador e Membro Titular Interno

**LUIZ HENRIQUE ALVES DE
MEDEIROS**
Membro Titular Externo

**RONALDO RIBEIRO BARBOSA DE
AQUINO**
Membro Titular Interno

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a DEUS, por minha vida, por ser fiel, por me guiar, iluminar os meus passos e por me dar forças para enfrentar todos os obstáculos da vida.

Agradeço a minha família, meus pais, Washington Luiz da Silva e Ana de Lima Tabosa da Silva, e minha irmã, Ana Lyvia Tabosa da Silva, por todo apoio emocional e financeiro, além de carinho paciência e dedicação para comigo. Sem vocês não teria chegado aqui. Obrigado.

Agradeço a minha melhor amiga e companheira, Viviane Silva Lima, por todo amor, carinho, paciência no decorrer desse mestrado. Obrigado pelo companheirismo e compreensão nas horas mais difíceis.

Agradeço também ao meu grande amigo, Steffano Mendes, pelas conversas, risadas, motivação e companheirismo. Obrigado pela inspiração por causa de sua positividade e nunca se dar por vencido. Muito obrigado.

Agradeço ao meu professor orientador, Dr. Pedro André Carvalho Rosas, pela ajuda, ensinamentos, orientação, conselhos e paciência. Serei eternamente grato com você ter acreditado e confiado em mim para a execução deste projeto e ter me apresentado diversas oportunidades. Muito obrigado.

Agradeço a Paolla Furlanetto, Nicolau Dantas, Mariana Cavalcanti e a toda equipe ITEM, pela amizade e pela oportunidade de trabalhar lado a lado. Sem esse período no qual trabalhei em conjunto com a equipe ITEM, não teria alcançado os objetivos do mestrado. Muito obrigado.

Agradeço aos companheiros do LCMAG, e todos que de alguma forma participaram do laboratório. Obrigado pela amizade, momentos de risos, conselhos e ajuda no decorrer do mestrado.

À Coordenação de aperfeiçoamento de Pessoal de Ensino Superior (CAPES) e a Companhia Paulista de Força e Luz (CPFL), por todo apoio financeiro ao longo do mestrado, tornando essa conquista possível.

Agradeço a todos que de um modo geral contribuíram direta ou indiretamente para a conclusão deste trabalho, dando auxílio no dia a dia, com um simples gesto ou uma palavra de apoio.

RESUMO

O presente trabalho aborda a utilização de sistema de armazenamento de energia em bateria (BESS, do inglês *Battery Energy System*) aplicado à suavização da potência gerada na saída de aerogeradores, para isso, nesta dissertação, é proposto uma ferramenta de simulação do BESS trabalhando na condição supracitada com o objetivo de observar a diferença entre a energia que está sendo entregue ao sistema elétrico ao utilizar o acumulador. A ferramenta elaborada é capaz de exercer a atividade de suavização de potência ao utilizar uma Rede Neural Artificial (RNA) de arquitetura NARX (*Nonlinear Auto Regressive Exogenous Model*) para prever a potência gerada pelos aerogeradores, e no empregar de dois sistemas de controles distintos, um sendo baseado em regras e o outro através de inferência *fuzzy*. Parâmetros importantes ao dimensionamento do BESS exercendo a atividade de suavização de potência, são determinados a partir da metodologia proposta nesta dissertação. Outro ponto importante a se determinar, é o tempo de vida da bateria, esse sendo definido a partir do método de contagem de Amper-hora. Os resultados das simulações mostram que ao utilizar o BESS, a potência ativa entregue ao sistema elétrico pelos aerogeradores é de melhor qualidade e sofre menos oscilação, além disso, o tempo de vida da bateria, trabalhando nesta tarefa, é demonstrado estar dentro do determinado pelos fabricantes.

Palavras-chave: Sistema de armazenamento de energia. Bateria. Sistema de armazenamento de energia em bateria. Suavização de potência. Fonte eólica.

ABSTRACT

The present work deals with the use of a battery energy storage system (BESS) for wind turbines power smoothing, for this, a BESS simulation tool is proposed, working in the the above condition in order to observe the difference between the energy dispatched to the grid when using the energy storage. The tool is capable of power smoothing thanks to an NARX (Nonlinear Auto Regressive Exogenous Model) Artificial Neural Network (RNA) to predict the wind turbines power, and to two different control systems, one being rule-based and the other being fuzzy inference. Important parameters for the BESS working as power smoothing, are determined from the methodology proposed in this dissertation. Another important point to determine is the battery life, which is defined by the Amper-hour counting method. The results of the simulations show that when using the BESS, the active power dispatched to the grid by the wind turbines is of better quality and oscilates less, besides, the battery life is demonstrated to be within the time limit determined by the manufacturers

Key-word: Energy Storage System. Battery. BESS. Power smoothing. Wind power.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Crescimento das instalações de usinas eólica no mundo.....	13
Figura 2 - Tecnologias ESS.....	15
Figura 3 - Sistema CAES	25
Figura 4 - Sistema FES.....	26
Figura 5 - Estrutura básica de uma bateria de fluxo.....	30
Figura 6 - Modelo simples de um sistema TES	32
Figura 7 - Classificação dos serviços quanto a natureza, duração e frequência.....	35
Figura 8 - Faixas de potência e tempo de descarga para cada tecnologia ESS	37
Figura 9 - Estrutura de um neurônio artificial.....	40
Figura 10 - Função de ativação sigmoide logística.	42
Figura 11 - Arquitetura MLP.	43
Figura 12 - Sentido fluxo de dados em uma aprendizagem através do algoritmo <i>backpropagation</i>	44
Figura 13 - Arquitetura NARX	50
Figura 14 - (a) Arquitetura NARX em configuração paralela; (b) Arquitetura NARX em configuração série- paralela	51
Figura 15 - Funções pertinência e seus graus de pertinência	53
Figura 16 - Funções pertinências	53
Figura 17 - Estrutura básica sistema <i>fuzzy</i>	54
Figura 18 - Configuração do BESS para aplicações de suavização de potência de aerogeradores	57
Figura 19 - Sistema de controle do BESS para aplicações de suavização de potência.....	58
Figura 20 - Sistema de despacho de potência ativa para suavização	59
Figura 21 - Distribuição acumulada da variação absoluta da potência eólica ativa de CDV analisado em relação à potência média horária para circuito, parque e complexo.....	62

Figura 22 - Ciclos para falha x DOD para bateria de Li-íon LFP	65
Figura 23 - Modelo estrutural NARX utilizado	67
Figura 24 - Sistema de despacho de potência ativa através de inferência <i>fuzzy</i>	71
Figura 25 - Funções pertinência para potência referência.....	72
Figura 26 - Funções pertinência para SOC	72
Figura 27 - Funções pertinência para potência de saída.....	73
Figura 28 - Comparação da potência medida com a previsão realizada pela rede NARX para o circuito 1 de CDV III	75
Figura 29 - Comparação da potência medida com a previsão obtida pela arquitetura NARX para o parque de CDV III para o mês de abril de 2018.....	76
Figura 30 - Perfil ideal e limitado (escolhido) de carga e descarga do BESS para o circuito 1 de CDV III, para o mês de abril de 2018	78
Figura 31 - Perfil ideal e limitado (escolhido) de carga e descarga do BESS para o parque de CDV III para o mês de abril de 2018.....	78
Figura 32 - Suavização de potência para o circuito 1 de CDV III para o mês de abril de 2018 através do controle de despacho de potência ativa baseado em regras.....	80
Figura 33 - Suavização de potência para o circuito 1 de CDV III para o mês de abril de 2018 através do controle de despacho de potência ativa por inferência <i>fuzzy</i>	80
Figura 34 - Suavização de potência para o parque de CDV III para o mês de abril de 2018 através do controle de despacho de potência ativa baseado em regras.....	81
Figura 35 - Suavização de potência para o parque de CDV III para o mês de abril de 2018 através do controle de despacho de potência ativa por inferência <i>fuzzy</i>	81
Figura 36 - Estado de carga do banco de baterias do BESS para o circuito 1 de CDV III para o controle de despacho de potência ativa baseado em regras.....	82
Figura 37 - Estado de carga do banco de baterias do BESS para o circuito 1 de CDV III para o controle de despacho de potência ativa por inferência <i>fuzzy</i>	83

Figura 38 - Estado de carga do banco de baterias do BESS para parque de CDV III para o controle de despacho de potência ativa baseado em regras.....	83
Figura 39 - Estado de carga do banco de baterias do BESS para parque de CDV III para o controle de despacho de potência ativa por inferência <i>fuzzy</i>	84
Figura 40 - Divergência entre potência prevista suavizada e potência para circuito 1 de CDV III para o mês de abril 2018 para o controle de despacho de potência ativa baseado em regras	85
Figura 41 - Divergência entre potência prevista suavizada e potência para circuito 1 de CDV III para o mês de abril 2018 para o controle de despacho de potência ativa através de inferência <i>fuzzy</i>	86
Figura 42 - Divergência entre a potência prevista suavizada e a potência para o parque de CDV III para o mês de abril 2018 para o controle de despacho de potência ativa baseado em regras	86
Figura 43 - Divergência entre a potência prevista suavizada e a potência para o parque de CDV III para o mês de abril 2018 para o controle de despacho de potência ativa através de inferência <i>fuzzy</i>	87
Figura 44 - Histograma de divergência com e sem BESS para circuito 1 de CDV III para o mês de abril 2018.....	88
Figura 45 - Histograma de divergência com e sem BESS para parque de CDV III para o mês de abril 2018.....	89

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Principais problemas da integração da geração eólica.....	14
Tabela 2 - Aplicações ESS	17
Tabela 3 - Definições e parâmetros no contexto de Sistemas de Armazenamento de Energia.....	22
Tabela 4 - Valores de parâmetros quanto a natureza, duração e frequência de um serviço.....	37
Tabela 5 - Parâmetros BESS	63
Tabela 6 - Valores coeficientes interpolação exponencial dupla	66
Tabela 7 - Dados do circuito 1 utilizados para o treinamento da rede neural	67
Tabela 8 - Dados do parque eólico utilizados para o treinamento da rede neural.....	68
Tabela 9 - Proporção de separação dos dados	69
Tabela 10 - Resultados dos ciclos de treino para cada topologia.....	70
Tabela 11 - Regras inferência <i>fuzzy</i>	74
Tabela 12 - Expectativa de vida do banco de baterias do BESS	90

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA.....	13
1.2	OBJETIVOS.....	16
1.3	ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO.....	16
2	A TECNOLOGIA DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA E SUAS APLICAÇÕES.....	17
2.1	APLICAÇÕES	17
2.1.1	Suprimento de Energia	18
2.1.2	Serviços Ancilares	18
2.1.3	Serviços de Suporte e Infraestrutura a Transmissão e Distribuição	19
2.1.4	Serviços Atrás do Medidor	20
2.1.5	Integração a renováveis	21
2.2	TECNOLOGIAS DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA	22
2.2.1	Armazenamento de Energia em Forma Mecânica.....	23
2.2.1.1	<i>Armazenamento Hidrelétrico Bombeado</i>	24
2.2.1.2	<i>Armazenamento a Ar Comprimido</i>	24
2.2.1.3	<i>Volante de Inércia</i>	26
2.2.2	Armazenamento de Energia em Forma Química	27
2.2.2.1	<i>Baterias Tradicionais</i>	27
2.2.2.2	<i>Bateria de Sal Líquido/Fundido</i>	29
2.2.2.3	<i>Baterias de Fluxo</i>	30
2.2.3	Armazenamento de Energia em Forma Térmica.....	31
2.2.4	Armazenamento de Energia em Forma Elétrica.....	33
2.3	AVALIAÇÃO E ESCOLHA DO ARMAZENAMENTO DE ENERGIA PARA UMA DETERMINADA APLICAÇÃO	34
3	INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL	39
3.1	REDES NEURAIS	39
3.1.1	Neurônio Artificial	39

3.1.2	Função de Ativação	41
3.1.3	Arquitetura da Rede Neural Artificial	42
3.1.4	Aprendizagem.....	44
3.1.5	Previsão e Redes Recorrentes.....	48
3.2	LÓGICA FUZZY	52
3.2.1	Estrutura Básica de um Sistema Fuzzy	54
3.2.2	Sistema de Inferência Mamdani	55
4	SISTEMA DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA UTILIZANDO BATERIAS COM APLICAÇÃO PARA SUAVIZAÇÃO DE POTÊNCIA	57
4.1	DESENVOLVIMENTO DO SISTEMA DE CONTROLE DE DESPACHO DE POTÊNCIA ATIVA BASEADO EM REGRA	57
4.1.1	Sistema de Despacho de Potência Ativa do BESS Para Suavização Baseado em Regras	58
4.1.2	Definição de parâmetros do BESS	61
4.1.3	Expectativa de Vida da Bateria	63
4.2	DESENVOLVIMENTO DA REDE NEURAL NARX.....	66
4.3	DESENVOLVIMENTO DO SISTEMA DE CONTROLE DE DESPACHO DE POTÊNCIA ATIVA POR INFERÊNCIA FUZZY	71
5	RESULTADOS DE SIMULAÇÕES.....	75
5.1	SIMULAÇÕES E RESULTADOS REDE NEURAL NARX	75
5.2	SIMULAÇÕES E RESULTADOS CONTROLE DE DESPACHO BASEADO EM REGRAS E POR INFERENCIA FUZZY	77
6	CONCLUSÃO E PROPOSTA PARA TRABALHOS FUTUROS.....	91
6.1	CONCLUSÃO.....	91
6.2	TRABALHOS FUTUROS	92
	REFERÊNCIAS	94
	APÊNDICE A - DADOS TÉCNICOS DAS TECNOLOGIAS ESS	99

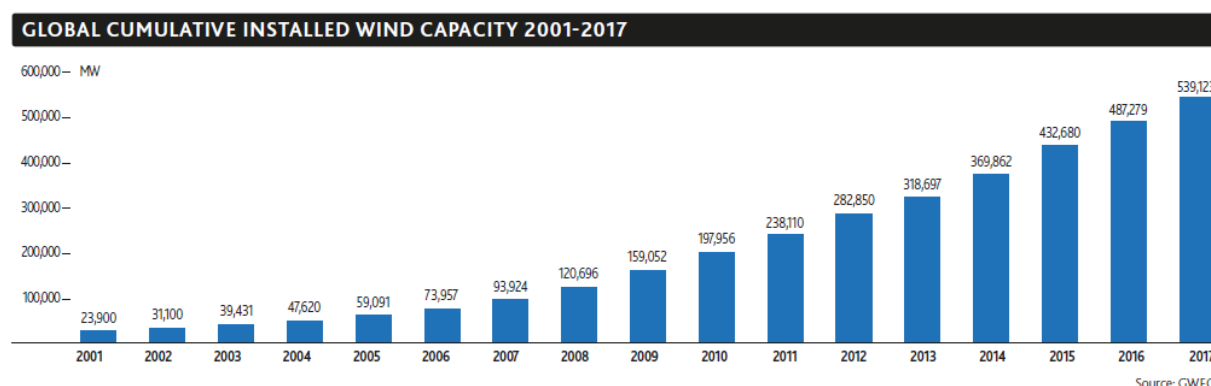
1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo, contextualizamos e caracterizamos o problema de estudo, como também apresentamos os objetivos e estrutura de organização dessa dissertação.

1.1 CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA

Nos últimos anos as fontes de energias renováveis – especialmente eólica e solar – vêm ganhando destaque no mercado de produção de energia devido ao fato de serem fontes limpas e inesgotáveis. Dentre as fontes renováveis, destaca-se a eólica, pois é a que apresenta o crescimento mais acelerado. A Figura 1 ilustra o crescimento exponencial por ano da capacidade total instalada de usinas eólicas no mundo entre os anos de 2001 e 2017.

Figura 1 - Crescimento das instalações de usinas eólica no mundo



Fonte:(GWEC, 2018).

No ano de 2017, a potência total de usinas eólicas instaladas ao redor do mundo foi de 539,12 GW, apresentando um crescimento de 52,5 GW ao ser comparado com a capacidade total instalada no ano de 2016 (GWEC, 2018). Esse crescimento é resultante da procura por métodos de geração de energia elétrica que não libera carbono, aliado com o barateamento da tecnologia empregada nos aerogeradores e com o aumento da consciência ambiental. (BEAUDIN et al., 2010).

Para os próximos anos, o cenário de crescimento para instalação de novas usinas eólicas é animador, estima-se que até 2030 haverá um total de 1,25 TW de capacidade total instalada (COUNCIL, 2016). Essa estimativa leva em consideração pontos importantes, como: metas na redução de emissão de carbono, acordado na conferência do clima de Paris (COP21);

compromissos nacionais (de cada país) de eficiência energética e energia; promessas de governos na redução de emissão de carbono, bem como na utilização de fontes renováveis para produção de energia, discutidos/decididos em fóruns como G-8/ G-20(COUNCIL, 2016).

Apesar do futuro animador, a inserção de fontes eólicas à rede elétrica, tanto em pequena quanto em larga escala, ainda passa por dificuldades. A Tabela 1 reúne os vários problemas inerentes à incorporação da fonte eólica ao sistema elétrico.

Tabela 1 - Principais problemas da integração da geração eólica

Integração		Problemas	Causas
Grande Escala	Pequena Escala	Elevação da tensão no estado estacionário	Variações na velocidade do vento
		Sobrecorrente	Picos na velocidade do vento
		Erros de atuação do sistema de proteção	Picos na velocidade do vento
		Emissão de <i>flicker</i> durante operação contínua	Operação dinâmica das turbinas eólicas
		Emissão de <i>flicker</i> durante operações de comutação	Operações de comutação/religamento de geradores
		Queda de tensão	Corrente de <i>in rush</i> devido à operação de comutação de geradores
		Harmônicos	Conversores de eletrônica de potência
	Oscilações no sistema elétrico		Incapacidade dos controladores do sistema elétrico de lidar com as variações de potência das usinas eólicas e cargas
	Instabilidade na tensão		Limitações de potência reativa e demanda excessiva de potência reativa por parte do sistema elétrico

Fonte: Adaptado de(ROSAS, 2003)

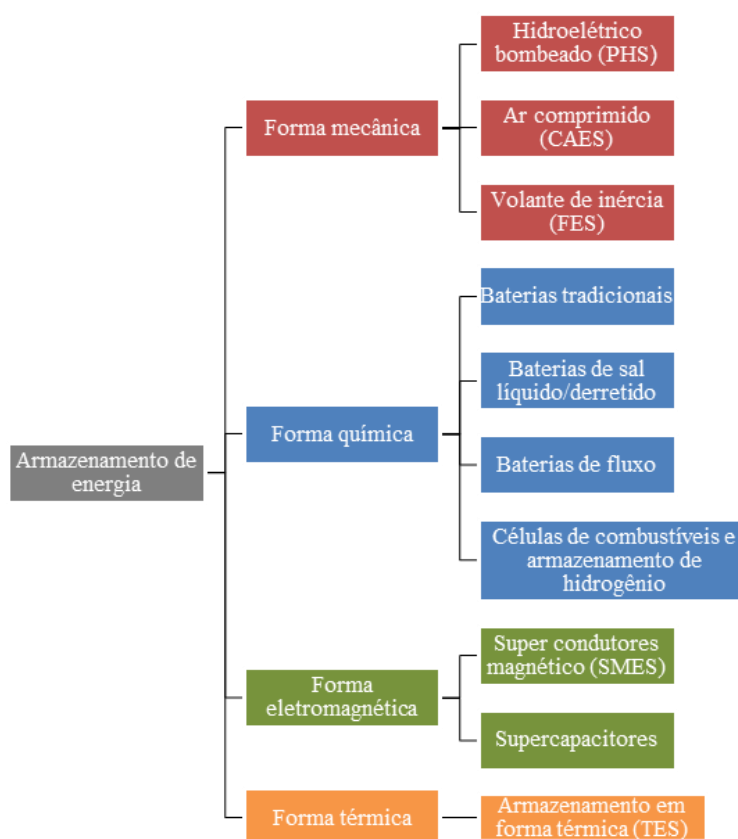
Os problemas apontados na tabela 1 são resultantes da natureza intermitente do vento, essa ocasionando flutuações na geração de energia/potência, desbalanceamento entre geração e demanda e variação de tensão e corrente. Assim, esses fatores comprometem a estabilidade e confiabilidade do sistema elétrico ao qual está conectado.

Existem quatro formas básicas para mitigar os problemas ocasionados pela inclusão da geradora eólica: (1) uso de centrais geradoras flexíveis de rápida entrada; (2) aumento de interconexão com regiões vizinhas – aumento da potência de curto circuito (rede mais forte); (3) aplicação de controle pelo lado da carga (resposta do lado de demanda, que requer a opção pelo

cliente e rede de comunicação forte) e, finalmente; (4) uso de sistemas de armazenamento (ESS, *Energy Storage System*). Vale ressaltar que, entre todas as soluções apresentadas, a utilização de ESS vem a ser a mais promissora devido a sua vasta gama de opções e alta flexibilidade em aplicações ao sistema elétrico.

A tecnologia ESS converte energia elétrica em outra forma de energia, essa com a possibilidade de ser armazenada e, quando necessário, converter-se de volta em energia elétrica (CHEN et al., 2009). Como mencionado, há uma vasta gama de formato que um ESS pode tomar, cada qual ilustrado na Figura 2 baseado na sua forma de conversão e formato de armazenamento.

Figura 2 - Tecnologias ESS



Fonte: Próprio Autor.

Como a Figura 2 sugere, a energia elétrica pode ser convertida e armazenada de forma mecânica, química, eletromagnética ou térmica, cada qual com seu formato de tecnologia, esse podendo atuar nas mais diversas aplicações, algumas sendo mais indicadas para certos tipos de ESS que outros.

Entre as diversas aplicações que um ESS pode exercer, há a chamada de suavização de saída que garante uma produção de energia do aerogerador de forma mais constante e elimina a intermitência da fonte eólica.

1.2 OBJETIVOS

Este trabalho tem como objetivo (1) analisar as diversas tecnologias ESS disponíveis comercialmente e escolher aquela que melhor se encaixa para a atividade de suavização de potência na saída dos aerogeradores; (2) propor uma metodologia para determinar parâmetros importantes ao dimensionamento do ESS escolhido exercendo a atividade de suavização de potência; (3) desenvolver uma ferramenta que simule a tecnologia ESS escolhida trabalhando com suavização da potência na saída de aerogeradores; (4) estimar a expectativa de vida do acumulador escolhido trabalhando com suavização de potência; (5) analisar o impacto que a suavização de potência produz na saída dos aerogeradores.

1.3 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

A estrutura dessa dissertação é formada por seis capítulos. O primeiro é este, ao qual se trata de uma contextualização e introdução ao problema. O segundo e terceiro capítulos, se tratam, respectivamente, de uma revisão bibliográfica sobre sistemas de armazenamento e inteligência artificial, assuntos esses que são relevantes a este trabalho. O quarto capítulo concerne ao desenvolvimento da ferramenta de simulação de suavização de potência, abordando os componentes utilizados para sua concepção. No quinto capítulo, são mostrados e analisados os resultados advindos da ferramenta de simulação desenvolvida. Por fim, no capítulo seis, a dissertação é concluída ao fazer um resumo geral dos resultados obtidos, além de sugerir trabalhos futuros no contexto do que foi desenvolvido nesta dissertação.

2 A TECNOLOGIA DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA E SUAS APLICAÇÕES

Neste capítulo, apresentamos uma revisão bibliográfica referente à tecnologia de armazenamento de energia em que abordamos os diferentes tipos de ESS disponíveis comercialmente, aplicações e critérios para escolha do melhor ESS.

2.1 APLICAÇÕES

Como mencionado no capítulo 1, existe uma gama de variedade de tecnologia ESS disponível no mercado, cada uma podendo exercer diversas tarefas. Nessa seção, exploramos as diversas aplicações que um ESS pode exercer e na Seção 2.2 analisamos cada tipo de tecnologia de armazenamento.

As aplicações da tecnologia ESS podem acontecer em todos os níveis do sistema elétrico (geração, transmissão, distribuição e consumidor) e são divididas em cinco categorias: (1) suprimento de energia, (2) serviços ancilares, (3) serviços de infraestrutura e suporte da transmissão e distribuição, (4) serviços atrás do medidor e (5) serviços de integração a renováveis. A Tabela 2 elucida de forma mais clara cada categoria e suas referentes aplicações.

Tabela 2 - Aplicações ESS

Suprimento de energia	Serviços ancilares	Serviços de suporte e infraestrutura a transmissão e distribuição	Serviços atrás do medidor	Integração a renováveis
• <i>Time-shift</i> • Capacidade de fornecimento de energia	• Regulação de tensão • Regulação de frequência • Capacidade de reserva elétrica • Suporte a tensão	• Postergação • Alívio de congestionamento • Suporte a transmissão	• Qualidade de energia • Confiabilidade • <i>Time-shift</i> • Controle de demanda	• <i>Time-shift</i> • Regulação de frequência • Suporte a tensão • <i>Low voltage ride through</i> • Suavização de saída • Capacidade de reserva elétrica • Serviços de suporte e infraestrutura a transmissão e distribuição • Inércia sintética

Fonte: Próprio Autor.

Conforme a Tabela 2, verificamos a existência de uma série de aplicações/atividades que uma tecnologia ESS pode operar. Na sequência do estudo, apresentamos comentários sobre cada categoria e aplicação.

2.1.1 Suprimento de Energia

São serviços que devem armazenar grandes quantidade de energia. Existem duas aplicações nessa categoria:

- Time-Shift ou deslocamento de energia: A energia é armazenada em períodos nos quais a geração excede a demanda, com o objetivo de ser utilizada nos momentos em que a demanda excede a geração.
- Capacidade de fornecimento de energia: A energia aqui é armazenada em período de baixa demanda como, por exemplo, durante a madrugada, para ser utilizada em período de ponta ou eventos que venham resultar em sobrecarga do sistema elétrico.

2.1.2 Serviços Ancilares

São serviços que são considerados necessários para a operação segura e confiável do sistema elétrico. Encaixa-se, nessa categoria, as seguintes aplicações:

- Regulação por área: São regulações que são realizadas na tensão ou na frequência
 - Regulação de tensão: As variações de tensão entre a geração e a demanda podem ser reguladas utilizando potência reativa provida pela tecnologia ESS.
 - Regulação de frequência: A frequência faz o balanço da potência ativa do sistema, isto é, a relação entre a carga e a geração de modo a manter o sistema em equilíbrio. As variações de frequência entre a geração e a demanda podem ser reguladas utilizando potência ativa provida pela tecnologia ESS.
- Capacidade de reserva elétrica: São reservas elétricas que estão sempre disponíveis para suprir o sistema elétrico e que são utilizadas quando, por algum motivo, a geração não produz como normalmente deveria. ESS que trabalham nesse tipo de aplicação devem estar sempre carregadas para descarregar apenas quando solicitadas/necessário. De maneira geral, há três tipos de capacidade de reserva elétrica:

- Reserva girante: Primeiro tipo a ser utilizado durante um evento de insuficiência na geração. Esse tipo de reserva está funcionando em sincronia com a rede (mesma frequência) e deve estar sempre *online* (funciona em conjunto com a rede). Se trata de uma reserva elétrica capaz de responder dentro de 10 minutos na ocorrência do evento. Para correção de variação na frequência, a reserva girante é capaz de responder dentro de 10 segundos.
- Reserva suplementar: Reserva que pode estar *offline* (trabalhando de maneira cega ao sistema) ou que trabalha exclusivamente com cargas que são consideradas restritivas e/ou interrompível. O serviço é capaz de responder dentro de 10 minutos. Reserva suplementar não está trabalhando em sincronia com o sistema. Reserva suplementar é utilizada quando todas as reservas girantes estão *online*.
- Reserva de suporte: Reserva que essencialmente serve de suporte à reserva girante e a reserva suplementar.
- Suporte a tensão: É possível conseguir uma tensão estável ao eliminar reativos do sistema elétrico através do uso conjunto de uma tecnologia ESS e um conversor de frequência. Esse tipo de aplicação é bem relevante em diversos níveis do sistema elétrico.

2.1.3 Serviços de Suporte e Infraestrutura a Transmissão e Distribuição

São serviços voltados à infraestrutura da rede elétrica, como também de capacidade e qualidade de transmissão. Tem-se nessa categoria as seguintes aplicações:

- Postergação: Está relacionado às mudanças na infraestrutura que pode acontecer na rede elétrica. O investimento no reforço de uma linha de transmissão ou no aumento de uma subestação para atender a demanda crescente pode ser postergado ao utilizar uma tecnologia ESS. Geralmente, a necessidade de investimento na linha de transmissão ou subestação acontece por causa dos picos esporádicos de demanda, como por exemplo, horários de ponta. Esses picos possuem duração de apenas algumas horas, os quais uma tecnologia ESS é capaz de suprir tranquilamente. Nesse caso, o investimento em uma ESS pode ser menos custoso se comparado a

ampliação da rede elétrica ou subestação. Dependendo do perfil de carga, a postergação pode se tornar bem grande.

- Alívio de congestionamento: Às vezes, a geração não consegue atender a demanda ou a geração produz mais que a demanda, isso resulta no congestionamento da linha de transmissão. Uma tecnologia ESS é capaz de suprir a demanda ou armazenar o excesso da geração, desse modo, evitando o congestionamento da linha de transmissão.
- Suporte a transmissão: O ESS utilizado para suporte de transmissão melhora o desempenho do sistema transmissão e distribuição ao todo através da compensação de anomalias elétricas e distúrbios, como queda de tensão, tensão instável, e ressonância sub-síncrona. O resultado é um sistema mais estável com desempenho melhorado.

2.1.4 Serviços Atrás do Medidor

São serviços relacionados a sistemas elétricos de pequeno porte ou cliente. É importante destacar que os serviços dessa categoria atuam exclusivamente no nível do consumidor, diferente das outras aplicações mostradas anteriormente as quais podem atuar em todos níveis. Encaixam-se, nessa categoria, as seguintes aplicações:

- Qualidade de energia: Basicamente, a ESS é responsável por filtrar variações na tensão.
- Confiabilidade: A tecnologia ESS é capaz de suprir eletricidade em momentos de falta.
- Time-Shift ou deslocamento de energia: Similar ao anteriormente comentado, porém, aqui, o suporte acontece exclusivamente no nível do consumidor.
- Controle de demanda: A tecnologia ESS é capaz de suprir a demanda do cliente, desse modo, tornando-o mais independente da rede elétrica. Ajuda a reduzir contratos de demanda, bem como reduzir custos de consumo.

2.1.5 Integração a renováveis

São serviços que ajudam a melhorar a integração de fontes renováveis ao sistema elétrico. É possível notar que algumas das aplicações desta categoria estão presentes em outras, porém aqui são voltadas exclusivamente para integração de renováveis. Pertencente a essa categoria, existem as seguintes aplicações:

- Time-Shift ou deslocamento de energia: Similar ao apresentado anteriormente. No caso da aplicação para fontes eólicas, a energia é armazenada durante a noite - pois é um período em que os ventos são mais fortes e a demanda é menor - e liberada durante os horários de pico.
- Regulação de frequência: Similar ao comentado anteriormente. Essa aplicação é importante para fontes eólica, pois essa é considerada como não despachável (aquela que nem sempre atende a demanda). Desse modo, é comum ocorrer desbalanceamento entre a geração e a demanda, ocasionando na variação da frequência entre geradora e demanda.
- Suporte a tensão: Semelhante ao observado anteriormente. Como mencionado na tabela 1, a intermitência do vento pode resultar em flutuação na tensão em que essa pode ser corrigida através de um ESS.
- Low Voltage Ride Through: A tecnologia ESS é capaz de evitar o desligamento da fonte eólica do sistema elétrico em momentos de afundamento de tensão ao injetar potência reativa na rede.
- Suavização de saída ou suavização de potência: A produção de energia eólica não se comporta de forma linear devido às variações do vento que podem ocorrer dentro de segundos, minutos ou horas, desse modo, afetando a geração. Contudo, ao se utilizar o ESS, o mesmo pode encarregar-se de suprir tais variações, certificando ao sistema elétrico uma potência/energia mais estável. Essa pode ser considerada uma das aplicações mais nobre que um ESS pode trabalhar no que condiz à categoria de integração a renováveis que é um dos focos deste trabalho.
- Reserva girante: Similar ao comentado previamente. A aplicação do ESS à fonte eólica é valorosa quando a mesma não consegue gerar como deveria, o qual pode ser um evento não tão incomum.

- Serviços de Suporte e Infraestrutura a Transmissão e Distribuição: Esse tipo de aplicação, para integração aos renováveis, reflete a categoria com o mesmo nome (já mencionado anteriormente), no qual todas as suas aplicações, desta vez, são voltadas para integração a renováveis.

2.2 TECNOLOGIAS DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA

Nesta seção, apresentamos as diversas formas que uma tecnologia de armazenamento pode tomar, mesmo que, de forma breve, seu funcionamento, seus dados técnicos e aplicações em que pode ser utilizada. Os dados técnicos apresentados, nesse âmbito, apenas destacam os pontos mais fortes de cada tecnologia. Nas Tabela A.1, A.2 e A.3, presente no Apêndice A, destacamos os detalhes técnicos de cada tecnologia de armazenamento. Para uma melhor compreensão dos termos técnicos presentes aqui, elaboramos a Tabela 3 com suas respectivas definições.

Tabela 3 - Definições e parâmetros no contexto de Sistemas de Armazenamento de Energia.

PARÂMETRO	DESCRIÇÃO	UNIDADE
Energia	É uma das grandezas centrais de um sistema elétrico relacionado com o trabalho a ser realizado. No contexto de sistemas de armazenamento, refere-se à capacidade elétrica desse sistema, ou ainda, à quantidade de energia que é fornecida ao ESS ou extraída do ESS.	kWh
Potência	É uma grandeza física referente à taxa de energia transferida pela unidade de tempo que pode ser consumida ou fornecida por um sistema. Está relacionada com a capacidade de gerar trabalho. Em relação a sistemas de armazenamento, um ESS de alta potência consegue liberar energia mais rapidamente, enquanto que de baixa potência tem uma limitação mais baixa para corrente de descarga.	W
Energia útil	Energia que de fato está disponível para uso. Por exemplo, algumas baterias para ter maior durabilidade (ciclos de vida) devem usar apenas 50% de sua capacidade nominal. Nesse caso, a energia útil será 50% da existente acarretando em um sobre dimensionamento do acumulador.	kWh
Duração de descarga	É o tempo de descarga que uma ESS é capaz de trabalhar. Está relacionado com a autonomia. Definida como a relação da capacidade (energia) e a potência instalada.	kWh/kW ou h
Densidade energética	É a relação da energia útil de uma tecnologia e o seu volume.	kWh/m ³
Densidade de potência	É a relação da potência instalada de uma tecnologia com o seu volume, geralmente expressado em W/m ³ , porém também pode ser expressa por W/litro.	W/m ³
Energia específica	É a razão da energia entregue pelo peso do sistema de armazenamento.	kWh/kg

Potência específica	É a razão da potência do sistema de armazenamento pelo seu peso.	W/kg
Auto descarga	É a perda de energia de um sistema de armazenamento devido aos processos internos.	%/mês
Tempo de resposta	É o tempo de atendimento de uma energia e potência, desde a solicitação até atingir 100% do requerido. Pode ser considerado a soma dos tempos de start-up e ramp-up. Tempo de start-up refere-se ao período entre a solicitação e o início do fornecimento; enquanto que tempo de ramp-up refere-se ao período entre o início de fornecimento até atingir os 100% de potência/energia requerida.	s
Ciclo	Uma sequência de carga e descarga do sistema de armazenamento, também conhecido como ciclo de carga/descarga.	ciclos
Ciclos de vida (Life cycle)	O número de ciclos de carga/descarga que, após completados, o sistema de armazenamento torna-se inoperável para uma determinada aplicação.	ciclos
Vida útil (Lifetime)	É o tempo de vida de um dispositivo para uma determinada aplicação, antes que o desgaste com o uso o torne inoperável.	Anos
Profundidade de descarga (DOD – Depth of Discharge)	É o percentual de energia extraída de um dispositivo de armazenamento em relação à energia total do mesmo, para um dado regime de descarga. De modo geral, uma maior quantidade de energia é extraída da bateria quando se usa taxas de descarga mais lentas, e uma quantidade menor de energia é extraída quando usadas correntes mais elevadas. Está relacionado a vida útil do sistema de alguns sistemas de armazenamento.	%
Estado de carga (SOC - state of charge)	É a quantia de energia disponível em relação à capacidade total de armazenamento.	%
Eficiência roundtrip	É a eficiência total do sistema entre a carga e a descarga, ou seja, o percentual de energia que é entregue pelo sistema de armazenamento após a descarga, em relação à energia disponibilizada para o sistema antes da recarga.	%

Fonte: Adaptado (DOE, 2013).

2.2.1 Armazenamento de Energia em Forma Mecânica

O armazenamento de forma mecânica é feito por meio da energia cinética ou energia potencial. Atualmente, existem três tecnologias de armazenamento em forma mecânica: armazenamento hidroelétrico bombeado (PHS, *Pumped Hydro Storage*), armazenamento de ar comprimido (CAES, *Compressed Air Storage*) e volante de inércia (FES, *Flywheel Energy Storage*).

2.2.1.1 Armazenamento Hidrelétrico Bombeado

O armazenamento hidrelétrico bombeado consiste em dois reservatórios localizados em duas elevações diferentes. O ciclo de carga (armazenamento) do PHS acontece quando água é bombeada do reservatório mais baixo para o mais alto, enquanto que o ciclo de descarga (utilização da energia armazenada) é caracterizado quando a água, presente no reservatório mais elevado, é liberada. Ela passa por uma turbina geradora e converte a energia mecânica da queda da água em elétrica. A quantidade de energia armazenada depende da diferença de altura entre os reservatórios e do volume total de água (LUO et al., 2015).

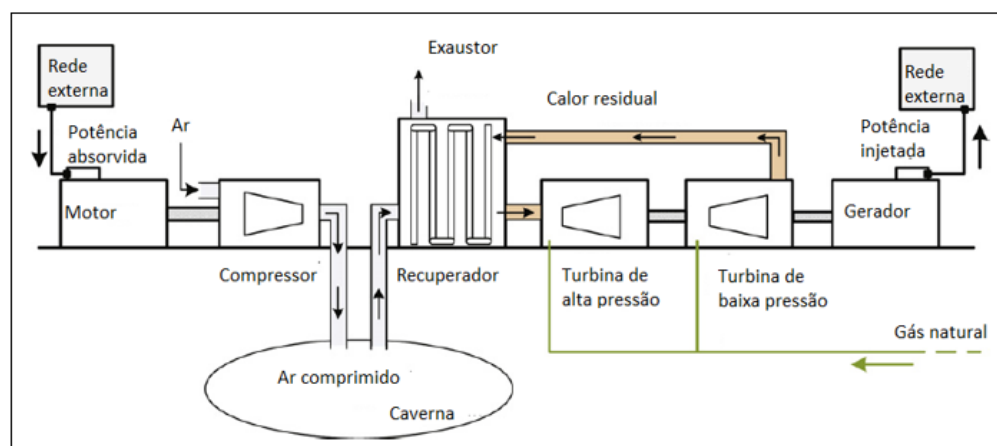
Além de ser uma das tecnologias de armazenamento mais madura, o PHS é o ESS mais comum de ser encontrado, representando cerca de 97% da capacidade total de tecnologia de armazenamento instaladas no mundo (CHEN et al., 2009). O motivo para o PHS ser tão comum advém de suas características técnicas atraentes, destacando-se sua alta capacidade de energia (500-8000 MWh), sua alta eficiência (em torno de 65-87%), sua longa vida útil (podendo durar entre 20 e 80 anos), sua elevada ciclagem (com ciclos de vida podendo ser maiores que 15.000 ciclos) e sua taxa de auto descarregamento inexistente (BEAUDIN et al., 2010; CHEN et al., 2009; LUO et al., 2015).

De forma geral, o PHS é bastante utilizados nos serviços pertencentes à categoria de suprimento de energia, como *Time-Shift*, capacidade de fornecimento de energia e na integralização de fontes renováveis no serviço de *Time-Shift* (CHEN et al., 2009; RASTLER, 2010).

2.2.1.2 Armazenamento a Ar Comprimido

O sistema de armazenamento a ar comprimido faz utilização de algum tipo de estrutura – geralmente subterrâneas, essas sendo preferencialmente cavernas de sal – que possibilita o armazenar de ar sobre uma determinada pressão e utilizá-lo para converter energia mecânica em elétrica. A Figura 3 ilustra um típico CAES (DÍAZ-GONZÁLEZ et al., 2012) .

Figura 3 - Sistema CAES



Fonte: Adaptado (DÍAZ-GONZÁLEZ et al., 2012).

O sistema CAES funciona em três etapas diferentes: compressão, armazenamento e expansão. As etapas de compressão e armazenamento condiz ao ciclo de carga, onde o ar é extraído do meio ambiente e comprimido sob determinadas pressões através do compressor, para, em seguida, ser armazenado no reservatório. A fase da expansão é referente ao ciclo de descarga, onde o ar comprimido é recuperado e logo, em seguida, misturado a gás natural e finalmente expandido dentro de turbinas de alta pressão, onde a energia da explosão é transformada em energia elétrica através de um gerador (DÍAZ-GONZÁLEZ et al., 2012; SABIHUDDIN; KIPRAKIS; MUELLER, 2014).

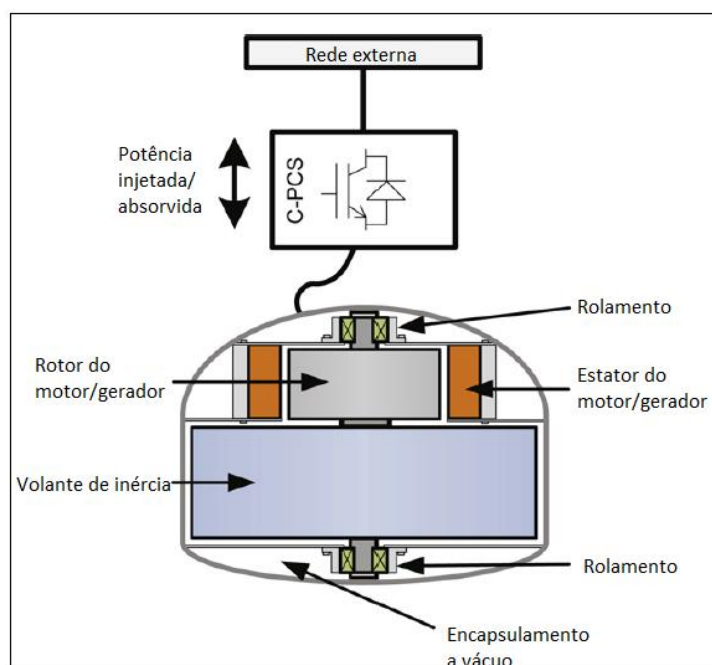
O sistema de armazenamento a ar comprimido apresenta as mesmas características técnicas atraentes que o PHS, como alta eficiência (57-89%), taxa de auto descarga inexistente e vida útil longa (entre 20 e 40 anos) além de ser mais economicamente viável e sua construção ser menos destrutiva ao meio ambiente (BEAUDIN et al., 2010; CHEN et al., 2009). Contudo, apesar de suas características atraentes, existem apenas duas instalações de CAES no mundo: uma em Huntorf, na Alemanha e outra em McIntosh, em Alabama nos EUA (DÍAZ-GONZÁLEZ et al., 2012).

Devido a sua similaridade ao PHS, os sistemas de armazenamento a ar comprimido podem atuar basicamente, com qualidade similar, nas mesmas aplicações em que o PHS. Além disso, é importante destacar que os sistemas CAES são bastantes promissores para trabalharem em conjunto com fontes renováveis, especialmente eólicas (LUO et al., 2015; RASTLER, 2010).

2.2.1.3 Volante de Inércia

A tecnologia de volante de inércia (FES) armazena energia elétrica convertendo-a em energia cinética e armazenando-a no momento angular de uma massa girante (CHEN et al., 2009). Na Figura 4, é ilustrado a topologia básica de um FES (DÍAZ-GONZÁLEZ et al., 2012).

Figura 4 - Sistema FES



Fonte: Adaptado (DÍAZ-GONZÁLEZ et al., 2012).

A Figura 4 ilustra os cinco elementos principais de um FES: volante de inércia, conjunto de rolamento, máquina elétrica (capaz de funcionar tanto como motor e gerador), conversor de potência e câmara a vácuo.

O ciclo de carga acontece quando a máquina elétrica passa a funcionar como motor, no qual tem seu eixo de rotor ligado ao volante de inércia, esse passando a ser girado em alta velocidade, desse modo, armazenando energia de forma cinética. Já no ciclo de descarga, o volante de inércia é desacelerado ao girar o rotor da máquina elétrica no sentido inverso fazendo com que essa passe a operar como um gerador (ZHAO et al., 2015). A energia gerada e injetada no sistema elétrico pelo FES é controlada pelo conversor de potência.

Comparado ao PHS e ao CAES, o volante de inércia é bem menor em tamanho e possui algumas características técnicas tão atraentes quanto seus parecidos, como por exemplo:

quantidade de ciclos elevados (podendo ser mais de 20.000 ciclos), vida útil extensa (em torno de 15 anos), alta densidade de potência (5.000 W/L), alta eficiência (70-96%); além de apresentar alguns pontos chamativos, tais como: baixo custo de manutenção, liberdade de profundidade de carga (podendo ser descarregado por completo) e capacidade de trabalhar em vários tipos de climas. Infelizmente, o volante de inércia apresenta uma das maiores taxas de auto descarregamento entre todas ESS (24-100%), especialmente quando está em modo de espera (BOLUND; BERNHOFF; LEIJON, 2007; CHEN et al., 2009; LUO et al., 2015).

Tal sistema de armazenamento mostra seu potencial em aplicações como regulação de tensão e frequência, suporte a tensão, reserva girante, qualidade de energia, controle de demanda e confiabilidade (RASTLER, 2010).

2.2.2 Armazenamento de Energia em Forma Química

Esse formato de armazenamento é o que possui maior variedade de tecnologias entre todas as ESS disponíveis comercialmente, isso se dá devido à variedade de materiais existente que são empregados na estruturação do acumulador que possui três elementos básicos: cátodos, ânodo e eletrólito (o eletrólito pode ser sólido, pastoso ou líquido) cada um empregando um material diferente na sua constituição (CHEN et al., 2009; LUO et al., 2015).

A energia no acumulador é armazenada (momento de carga) a partir de uma reação química desencadeada ao se aplicar uma diferença de potencial em seus terminais (ânodo e cátodo), no qual tal reação pode ser revertida resultando na descarga do acumulador.

Como mencionado, há uma grande variedade de formatos de tecnologias que o armazenamento em forma química pode tomar: baterias tradicionais, baterias de sal líquido/fundido e baterias de fluxo.

2.2.2.1 Baterias Tradicionais

São consideradas baterias tradicionais aquelas que possuem eletrólito líquido. Esse acumulador pode ser dividido em dois tipos: (1) bateria primárias, aquelas que não conseguem ser recarregadas; e (2) bateria secundárias, aquelas podem ser recarregadas.

Devido a sua capacidade de recarga, as baterias dos tipos secundárias são indicadas para aplicações ao sistema elétrico e podem atuar em tarefas que exijam respostas rápidas (questão de

segundos a minutos) ou demandem certos períodos de trabalho (podendo ser de minutos a horas). Aplicações com tais características são: *Time-shift*, regulação de tensão e frequência, reserva girante, suporte a tensão, alívio de congestionamento, postergação, controle de demanda e confiabilidade (LUO et al., 2015; RASTLER, 2010).

De certo modo, as baterias tradicionais conseguem trabalhar em todos os níveis do sistema elétrico, bem como em todas as categorias de aplicação apresentadas na Seção 2.1. Isso acontece devido a sua flexibilidade em aplicações e capacidade de portabilidade, podendo ser transportada e acomodada praticamente em qualquer local. Elas se tornam atraentes, quando utilizadas em conjunto com fontes renováveis, visto que, em algumas situações, a planta solar ou eólica se encontra em locais bastantes afastados e muita das vezes de acesso dificultoso (DÍAZ-GONZÁLEZ et al., 2012; ZHAO et al., 2015).

Como destaque entre as baterias tracionais, têm-se:

- Chumbo ácido: É a mais madura em termos de tecnologia, pois é composta por células empilhadas, imersas em uma solução diluída de ácido sulfúrico (H_2SO_4) com o cátodo composto por dióxido de chumbo (PbO_2) e ânodo feito basicamente de chumbo (Pb). Como característica técnica, a bateria de chumbo ácido possui alta eficiência de energia (em torno de 63-90%) e baixa taxa de auto descarrega (0,1-0,3 %/dia), entretanto apresenta baixo ciclo (250-1500 ciclos) e baixa densidade de energia (50-80 Wh/L), além de apresentar performance ruim em ambientes de baixa temperaturas, ser tóxicas, possuir carregamento lento e não ter uma boa taxa de profundidade de descarregamento (CHEN et al., 2009; HU et al., 2017; SABIHUDDIN; KIPRAKIS; MUELLER, 2014).
- Li-íon: As baterias de íons de lítio são utilizadas mais especificamente em eletrônicos portáteis, mas, com o avanço da tecnologia e a eventual redução de preço na sua produção, aplicações em diversas escalas de potência estão se tornando possíveis. O ânodo desse tipo de bateria é feito de carbono grafite, enquanto o eletrólito é composto por sais de lítio dissolvidos em carbonatos orgânicos ao mesmo tempo em que o cátodo é um metal folheado com lítio, que pode ser LiCoO_2 , LiMO_2 e LiNiO_2 . Como característica técnica, tal bateria apresenta ótima densidade de energia (200-500 Wh/L), alta eficiência (70-100%), um bom ciclo (2500+ ciclos) e também a capacidade de carregar e descarregar de forma rápida. Entretanto, essa bateria apresenta problemas quanto a sua segurança, pois

caso haja sobrecarregamento, dano físico ou aumento da temperatura, esta pode vir a explodir e pegar fogo (CHEN et al., 2009; HU et al., 2017; SABIHUDDIN; KIPRAKIS; MUELLER, 2014).

2.2.2.2 Bateria de Sal Líquido/Fundido

Em baterias de sal líquido/fundido, os eletrodos são feitos de sal líquido e são separados um do outro por alguma membrana sólida, geralmente em formato tubular, que atua como eletrólito e separador, ao qual no seu interior é posto um dos sais líquidos e ao seu redor o outro (HU et al., 2017). As reações químicas desse tipo de bateria são responsáveis pela carga e descarga que acontecem em temperaturas elevadas (em torno de 300 °C). Logo, para manter tal temperatura, a bateria deve trabalhar constantemente e possuir controle de temperatura de modo a garantir que o estado do sal sempre esteja líquido, assim, assegurando a sua eficiência (CHEN et al., 2009; SABIHUDDIN; KIPRAKIS; MUELLER, 2014). Referente as aplicações, as baterias de sal líquido/fundido basicamente podem atuar nas mesmas aplicações que suas primas baterias tradicionais (LUO et al., 2015).

Os únicos dois representantes da bateria de sal líquido/fundido são:

- Sódio enxofre: Onde o ânodo e o cátodo desse tipo de bateria são compostos respectivamente por sódio (Na) e enxofre (S) e entre eles há uma formação tubular de cerâmica de beta alumina sólida na qual atua como eletrólito e separador. Como pontos fortes, a bateria de sódio enxofre possui alta densidade de energia (150-250 Wh/L), boa densidade de potência (120-160 W/L), boa eficiência (65-92%), uma ciclagem relativamente boa (1.000-4.500 ciclos), adicionalmente, 99% do seu peso total é reciclável, além dos materiais empregados em sua confecção não serem tóxicos e existirem em abundância na natureza. Contudo, devido a propriedade corrosiva do sódio-enxofre líquido (esse podendo explodir ao entrar em contato com o ar), há uma certa preocupação quanto a segurança de sua utilização (HU et al., 2017; LUO et al., 2015; SABIHUDDIN; KIPRAKIS; MUELLER, 2014).
- Cloreto de Sódio e Níquel: As baterias de cloreto de sódio e níquel são similares as baterias de sódio enxofre no que condiz a sua confecção, diferindo apenas no material empregado no cátodo, que vem a ser cloreto de níquel (NiCl). É interessante mencionar que elas surgiram como resposta ao problema de segurança

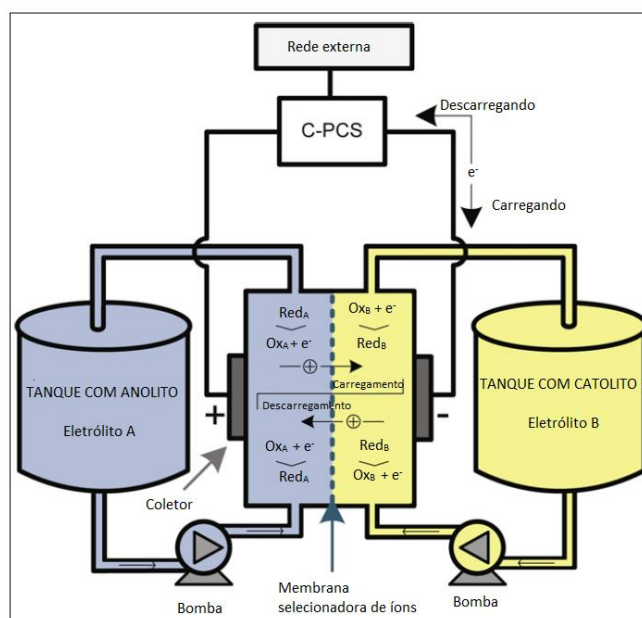
presente na bateria de sódio-enxofre, pois a bateria de cloreto de sódio é confeccionada com materiais menos corrosivos. Em comparação com a bateria de sódio enxofre, a bateria de cloreto de sódio e níquel apresenta uma ciclagem relativamente maior (2.000 até 3.000 ciclos), porém possui menor densidade de energia (108-190 Wh/L) e densidade de potência (20-300 W/L) (LUO et al., 2015; SABIHUDDIN; KIPRAKIS; MUELLER, 2014).

Atualmente, a utilização de baterias de sal líquido/fundido não é tão comum, pois há a necessidade delas operarem com temperaturas elevadas, exigindo um sistema de controle de temperatura, o que não é tão trivial, como também a utilização em ambiente mais frio. Geralmente, é mais atraente utilizar baterias de li-íon, pois são capazes de atuar nas mesmas funções e possuem uma operação mais simples. Contudo, futuramente, em aplicações de larga escala, as baterias de sal fundido podem se tornar a única opção viável, devido ao fato de seu material de confecção existir em abundância na natureza e de serem recicláveis (SABIHUDDIN; KIPRAKIS; MUELLER, 2014).

2.2.2.3 Baterias de Fluxo

As baterias de fluxo são uma tecnologia relativamente nova com bastante potencial. Na Figura 5, é apresentado a estrutura básica de uma bateria de fluxo.

Figura 5 - Estrutura básica de uma bateria de fluxo



Fonte: Adaptado (DÍAZ-GONZÁLEZ et al., 2012).

Assim como representado na Figura 5, um dos maiores diferenciais das baterias de fluxo, em comparação aos outros tipos de baterias anteriormente mencionadas, vem a ser a presença dos tanques que armazenam dois eletrólitos líquidos diferentes, ambos com um ou mais eletroativos dissolvidos. As reações químicas, responsáveis pela carga e descarga, acontecem quando os eletrólitos são bombeados do tanque para um compartimento que apresenta uma membrana seletiva de íon a qual é aplicado uma diferença de potencial, desencadeando as reações químicas.

Ademais, um dos pontos mais interessantes, nesse tipo de bateria, é a sua modularidade alcançada pelo fato de as características de potência e energia serem independentes umas das outras. A potência está relacionada com o volume total dos tanques, enquanto que a energia está associada com a concentração das soluções eletrolíticas (CHEN et al., 2009; LUO et al., 2015).

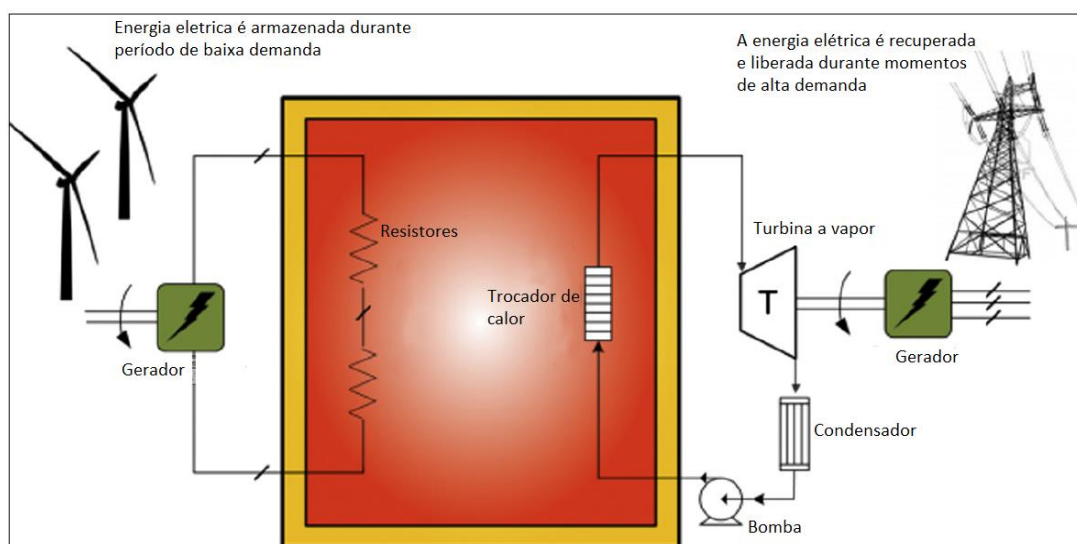
Com relação às aplicações, teoricamente, as baterias de fluxo podem atuar nas mesmas tarefas que as baterias tradicionais, porém, por se tratar de uma tecnologia nova, pouco foi testado sobre a mesma. Contudo, já foi comprovado sua funcionalidade nas tarefas de postergação, alívio de congestionamento e suporte a tensão (LUO et al., 2015).

Atualmente, há disponível comercialmente apenas a bateria de fluxo do tipo redox que possui as seguintes características técnicas destacáveis: baixa taxa de auto descarga, alta eficiência (em torno de 80%), ótima taxa de profundidade de descarga (podendo descarregar a bateria por completo sem causar danos a mesma), tempo de resposta mais rápidos ao ser comparada com outros tipos de baterias e, adicionalmente, apresenta baixa manutenção (DÍAZ-GONZÁLEZ et al., 2012; LUO et al., 2015).

2.2.3 Armazenamento de Energia em Forma Térmica

O armazenamento de energia em forma térmica (TES, do inglês Thermal Energy Storage) não é uma tecnologia nova, de fato. Essa que já vem sendo utilizada ao longo dos anos em diversas aplicações como, por exemplo, em aquecimento (domiciliar e urbano) e como termoelétricas (CHEN et al., 2009; MAHLIA et al., 2014). Uma estrutura típica de um TES é ilustrada na Figura 6.

Figura 6 - Modelo simples de um sistema TES



Fonte: Adaptado (MAHLIA et al., 2014).

A estrutura de um TES geralmente consiste em: material capaz de armazenar energia térmica, tanques/câmaras, sistemas de resfriamento/aquecimento, sistema de controle de temperatura e um sistema de conversão de energia.

Basicamente, a energia é armazenada quando o material existente dentro da câmara é aquecido através de resistores que converte a energia elétrica em térmica, enquanto o processo de descarregamento da energia acontece através da troca de calor dos materiais com o meio em que se encontra. A quantidade total de energia armazenada depende da característica dos materiais. Vale ressaltar que é importante controlar a temperatura do material de modo que, geralmente, quando aquecido, ele armazene energia e, quando resfriado, libere energia (CHEN et al., 2009; GIL et al., 2010).

A tecnologia TES compartilha de características técnicas como, por exemplo, baixa taxa de auto descarga (0,05%) e tempo de vida relativamente longo (até 20 anos). No entanto, ela apresenta uma eficiência reduzida (de 30 a 60%) devido à perda de energia durante processo de captação de calor para a conversão em energia elétrica (CHEN et al., 2009; LUO et al., 2015).

Atualmente, o método de armazenamento térmico é bastante utilizado nas aplicações de *time-shift* e capacidade de fornecimento, com horizontes para trabalhar, reserva girante e postergação, à medida que a tecnologia evolui (GIL et al., 2010; LUO et al., 2015; MAHLIA et al., 2014).

2.2.4 Armazenamento de Energia em Forma Elétrica

As propriedades indutivas e capacitivas de alguns materiais são responsáveis pelo armazenamento de energia em forma elétrica. Por muitos anos, a utilização das propriedades capacitivas e indutivas de materiais ficava bastante limitada a aplicações de eletrônica ou de baixa potência, porém, com o recente avanço nas tecnologias de materiais, a utilização de tais propriedades, em tarefas de alta potência, tornou-se uma realidade, através dos supercondutores magnéticos e supercapacitores (CHEN et al., 2009; DÍAZ-GONZÁLEZ et al., 2012).

- Supercondutores magnéticos: Supercondutores magnéticos ou SMES (*Superconducting Magnetic Energy System*) são capazes de armazenar energia elétrica em um campo eletromagnético. Um sistema SMES típico é composto por três elementos principais: (1) bobina supercondutora, (2) câmara refrigeradora selada a vácuo e (3) sistema conversor de energia. A energia é armazenada no campo eletromagnético criado através da passagem de uma corrente elétrica direta na bobina supercondutora. Essa que é mantida, resfriada, abaixo de sua temperatura crítica, por nitrogênio ou hélio líquido. Desse modo, conseguindo atingir uma capacidade de armazenamento mais elevada, quando se deseja utilizar a energia armazenada. O conversor de potência é capaz de injetar potência/energia na rede elétrica. O ponto mais atraente do SMES vem a ser a sua capacidade de injetar e absorver grandes valores de potência (questão de megawatts) em um curto espaço de tempo. Sendo assim, sua característica de tempo de descarga encontrando-se em torno de milissegundos podendo alcançar alguns minutos, com outros pontos atraentes vêm a ser a sua alta eficiência (entre 80-99%), ótima densidade de potência (1000-4000 W/L) e vida útil longa (podendo chegar a mais de 20 anos). No entanto, tem-se o elevado custo na utilização dessa tecnologia, visto que ela necessita de utilizar nitrogênio ou hélio líquido (DÍAZ-GONZÁLEZ et al., 2012; LUO et al., 2015; RIBEIRO et al., 2001). Como aplicação, o SMES pode atuar, basicamente, nas mesmas aplicações em que o volante de inércia atua, isto é, como regulação de tensão e frequência, suporte a tensão, reserva girante, qualidade de energia, controle de demanda e confiabilidade (LUO et al., 2015).

- Supercapacitores: Uma estrutura convencional de capacitor é formada por duas placas metálicas, cada uma sendo correspondente ao cátodo e ao ânodo, entre elas existe um dielétrico que as separa. No caso do supercapacitor, o cátodo e o ânodo são compostos por um material poroso, e entre eles, o que deveria ser o dielétrico, há algum tipo de eletrólito e uma membrana porosa separadora (DÍAZ-GONZÁLEZ et al., 2012; LUO et al., 2015). É devido a esse material poroso que os supercapacitores são capazes de armazenar grandes quantidades de energia e, consequentemente, tornando-os aptos a trabalhar com altas potências (SABIHUDDIN; KIPRAKIS; MUELLER, 2014). De fato, o armazenamento de energia, nesse tipo de tecnologia, acontece de modo similar ao que ocorre em um capacitor comum que, através da diferença de potencial entre o cátodo e o ânodo, cria um campo elétrico na região do dielétrico em que a energia é armazenada. Como pontos técnicos interessantes, tem-se a ciclagem extremamente alta (a partir de 10.000 até 1.000.000 de ciclos), tempo de resposta extraordinariamente rápidos (sendo menor que segundos), alta eficiência (entre 85-99%) e uma vida útil relativamente boa, apesar do total de seus ciclos (entre 5-20 anos)(CHEN et al., 2009; SABIHUDDIN; KIPRAKIS; MUELLER, 2014). Em questão de aplicações, esse tipo de tecnologia é limitado a trabalhar em serviços de curta duração devido a sua elevada taxa de auto descarga (20-40%), como por exemplo: regulação de tensão, reserva girante, qualidade de energia, controle de demanda e confiabilidade (LUO et al., 2015).

2.3 AVALIAÇÃO E ESCOLHA DO ARMAZENAMENTO DE ENERGIA PARA UMA DETERMINADA APLICAÇÃO

A grande variedade de tecnologia ESS torna possível a realização de várias aplicações no setor elétrico. Contudo, algumas ESS apresentam performance melhor em determinadas aplicações, enquanto outras não. De modo a escolher o melhor ESS possível para uma determinada tarefa, algumas considerações, quanto ao tipo e as características técnicas da tecnologia, devem ser levadas em conta.

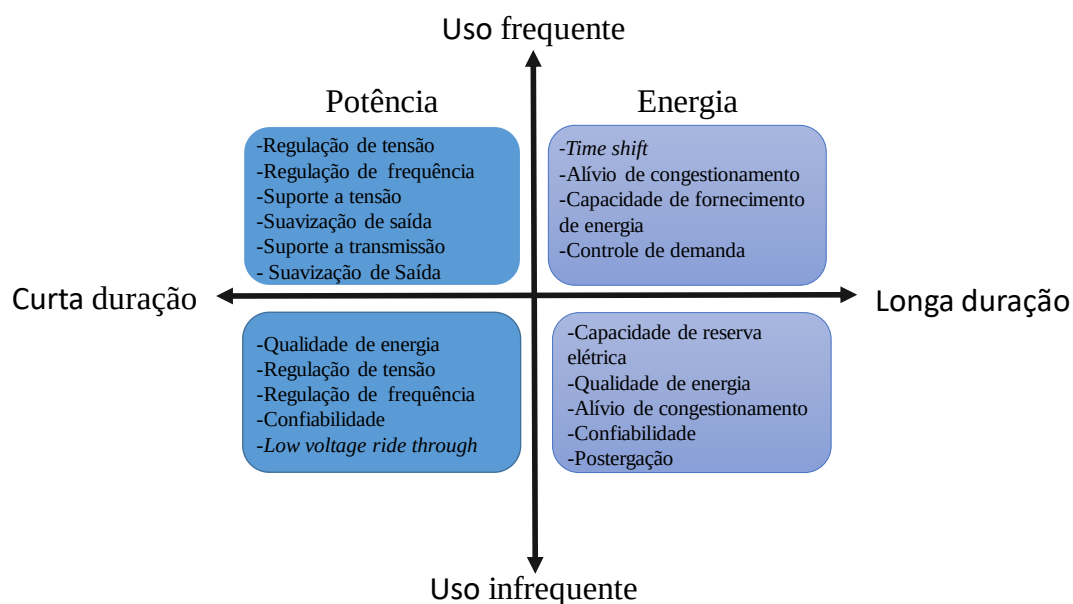
Quanto ao tipo, o ESS deve levar em consideração a natureza, duração e frequência de uso da tarefa. A natureza de uma tarefa pode ser classificada como energia, que é medida em Watt-

hora (Wh), podendo ser pensada como na quantidade ou volume total de potência entregue ao sistema durante algum período de tempo; ou potência, que é medido em Watt (W) e pode ser visto como a taxa de mudança que a energia sofre dentro de um período. Em outras palavras, energia é a quantidade total de potência entregue ao sistema dentro de uma janela de tempo, enquanto potência é a taxa de variação da energia.

A definição de duração está relacionada com o tempo em que o serviço toma para ser executado, podendo ser de curta duração, aqueles que duram de segundos a minutos; ou de longa duração, aqueles que perduram por longas horas e até dias.

A frequência de uma aplicação está associada com a quantidade de vezes em que se repete ao longo de um tempo, podendo ser classificadas como de uso frequentes, aquela que ocorre mais de vinte vezes ao ano ou infrequentes a que decorre menos de vinte vezes ao ano. Entre as aplicações apresentadas na Seção 2.1, a Figura 7, a seguir, classifica-as quanto a sua natureza, duração e frequência de serviço.

Figura 7 - Classificação dos serviços quanto a natureza, duração e frequência



Fonte: Adaptado(CARNEGIE et al., 2013).

É possível notar que os serviços de curta duração sempre se classificam como sendo de natureza de potência, enquanto que os de longa duração são classificados como de natureza de energia. Assim, com base nessa classificação, os serviços de potência exigem que o ESS possua

respostas rápidas para injeção de potência no sistema elétrico, enquanto que para tarefas de energia é necessitado que o ESS seja capaz de suprir uma certa demanda por um período de tempo que pode ser de algumas horas a dias.

A respeito das características técnicas, entre todos os parâmetros apresentados na Tabela 3, e os que possuem maior influência na escolha de um determinado ESS vêm a ser o tempo de descarga, tempo de resposta e o ciclo de vida, pois esses estão relacionados diretamente quanto à natureza, duração e frequência do serviço. Assim sendo, podemos dizer que os outros parâmetros elucidados na mesma tabela atuam mais como influenciador secundário do que principal no momento da escolha do ESS.

Em relação aos parâmetros de maior influência na escolha do ESS, tem-se o tempo de descarga ao qual está vinculado com a duração e natureza do serviço. Os serviços de natureza de energia e de longa duração exigem que o ESS possua um tempo de descarga lento – em torno de 1 a 24 horas – para assim conseguir atender a demanda necessária durante aquela janela de tempo, em contraste, para tarefas de natureza de potência e de curta geração, não são necessários tempos de descargas prolongados, podendo ser meros segundos a alguns minutos.

A seguir, tem-se o tempo de resposta, que vem a ser outro parâmetro também ligado à natureza e a duração do serviço. Assim, os serviços de natureza de energia e de longa duração não necessitam tempos de respostas imediatos (podendo ser a partir de minutos), diferente dos serviços de natureza de potência e de curta duração os quais precisam de tempos de respostas rápidos, devendo ser de milissegundos a segundos.

Por fim, há o parâmetro de ciclo de vida que está relacionado com a recorrência do serviço. Ele que é bastante recorrente, demanda que o ESS possua valores de ciclagem longos (sendo a partir de alguns milhares de ciclos). Por outro lado, o serviço infrequente não exige valores elevados de ciclagem, somente algumas centenas de ciclos. Na Tabela 4 a seguir organiza de maneira mais ilustrativa o valor que cada parâmetro deva possuir baseado na natureza, duração e frequência de um serviço.

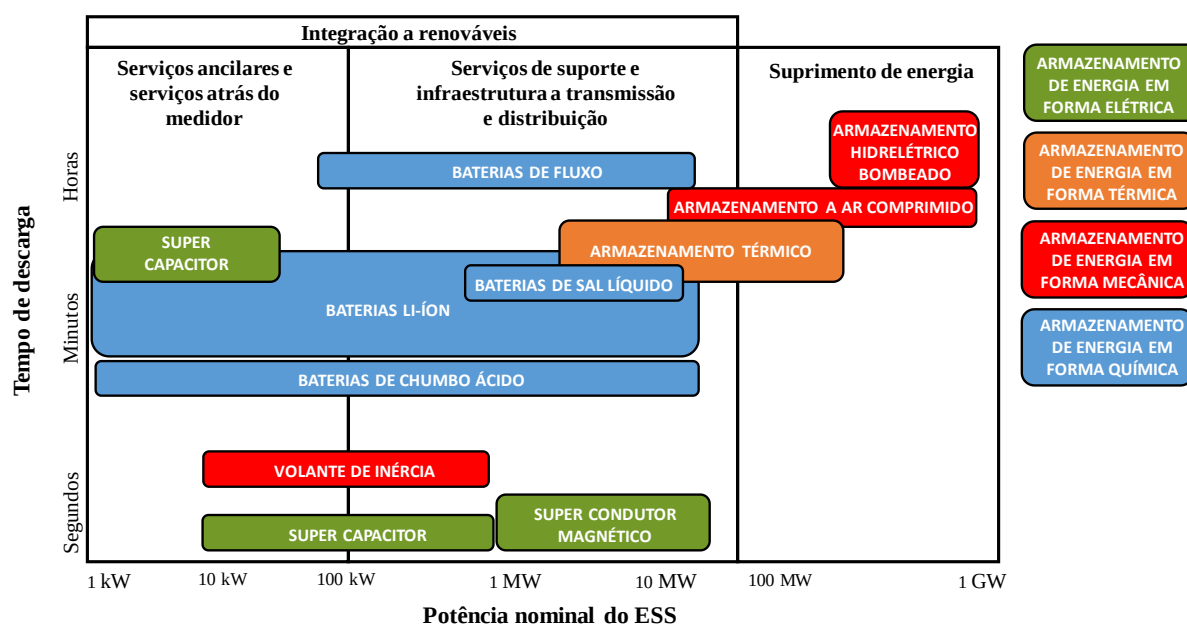
Tabela 4 - Valores de parâmetros quanto a natureza, duração e frequência de um serviço.

	Serviço de energia, longa duração, uso frequente	Serviço de energia, longa duração, uso infrequente	Serviço de potência, curta duração, uso frequente	Serviço de potência, curta duração, uso infrequente,
Tempo de descarga	1-24 horas	1-24 horas	Segundos-minutos	segundos-minutos
Tempo de resposta	Minutos	Minutos	Segundos	Segundos
Ciclo de vida	≥ 1.000 ciclos	≥ 100 ciclos	≥ 10.000 ciclos	≥ 1.000 ciclos

Fonte: Adaptado(CARNEGIE et al., 2013).

Apesar do tempo de descarga, do tempo de resposta e do ciclo de vida serem de grande influência na tomada de decisão de qual ESS utilizar, há outros parâmetros que podem servir de influenciadores secundários nessa tomada (como mencionado anteriormente) como, por exemplo, a potência que, de certo modo, indica o tamanho do sistema elétrico ao qual deseja empregar o ESS. A Figura 8 é a ilustração de um gráfico que leva em conta o tempo de descarga e a potência nominal que determinados ESS deve possuir, de modo a atuar em determinadas categorias de serviço.

Figura 8 - Faixas de potência e tempo de descarga para cada tecnologia ESS



Fonte: Adaptado(BARBOUR, [s.d.]).

É possível notar pela Figura 8 que as baterias, entre todas as outras tecnologias ESS, conseguem atuar em praticamente todas as categorias de serviços, bem como em diferentes níveis de potência. Desse modo, ela pode ser utilizada por um simples consumidor residencial até uma grande geradora. Além disso, as baterias possuem tempos de descargas variando de meros segundos a até algumas horas, fazendo com que sejam indicadas tanto para serviços de natureza de energia como de potência.

As baterias vêm se tornando uma opção bastante atraente de serem utilizadas como sistema de armazenamento, especialmente para aplicações pertencentes à categoria de integração a renováveis, devido à capacidade de atuar em diversas aplicações, evolução tecnológica e constante barateamento na produção e capacidade de portabilidade (IRENA, 2015, 2017).

Como mencionado no capítulo 1, a intermitência da fonte eólica causa diversos problemas, como o que ocorre na geração de potência, tornando-a inconstante. A solução viável é a aplicação de suavização de potência. Como visto, há vários meios de realizar tal aplicação, porém, neste trabalho, focamos no armazenamento de energia. Entre todos os ESS apresentados nesta revisão, para a aplicação de suavização de potência, foram escolhidas as baterias, mais em específico BESS (*Battery Energy Storage System*) de li-íon, devido as suas características técnicas e físicas, como também por apresentar um futuro promissor. A modelagem e tal sistema funcionando sobre a aplicação de suavização de potência pode ser conferida na Seção 4.1.

3 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Este capítulo apresenta uma revisão bibliográfica no que concerne redes neurais (RNA), em especial redes neurais NARX (*Nonlinear Auto Regressive Exogenous Model*) e lógica fuzzy.

3.1 REDES NEURAIS

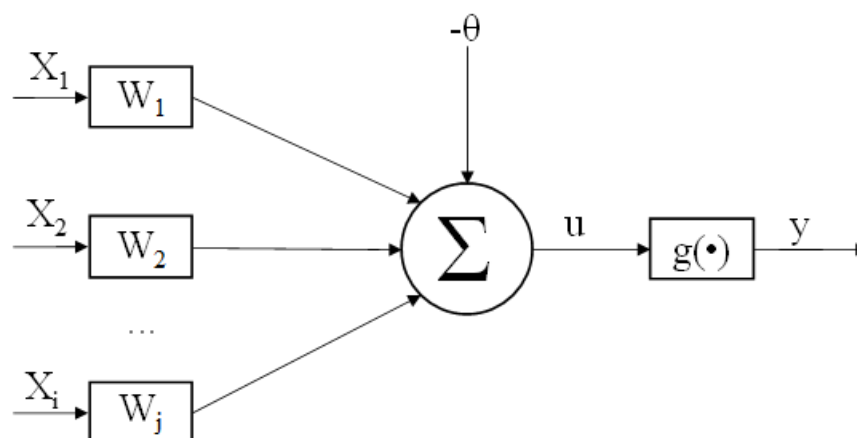
Uma rede neural artificial (RNA) poderia representar matematicamente os neurônios humanos e suas sinapses. Assim, como os neurônios humanos, uma RNA é capaz de aprender, baseando-se nos estímulos que recebe. A capacidade de aprendizagem de uma RNA é um dos seus pontos mais atraente, pois com isso surge a possibilidade de treiná-la para resolver problemas complexos (como por exemplo, previsão em sistemas dinâmicos) ou atuar em algumas aplicações, como, por exemplo, reconhecimento de padrões, processamento de sinais, controle, aproximação de funções complexas e análise de séries temporais (HAYKIN, 1994).

Uma rede neural pode ser encarada como um sistema paralelo distribuído, compostos por neurônios artificiais (ou nodos), encarados como unidades de processamento simples que calculam certas funções matemáticas, geralmente, não lineares. Normalmente, cada neurônio artificial está associado a um peso sináptico (responsável por armazenar o conhecimento). O neurônio artificial pode estar ligado entre si a depender da arquitetura da RNA. (DA SILVA et al., 2017; HAYKIN, 1994).

3.1.1 Neurônio Artificial

O neurônio artificial vem a ser o coração de uma RNA e a representação matemática das principais características de um neurônio biológico, com capacidade de paralelismo e alta conectividade. O modelo clássico do neurônio artificial (e também o primeiro) foi proposto por McCulloch e Pitts em 1943 e, ainda hoje, é um dos mais utilizados em diversas arquiteturas de redes neurais. A estrutura clássica de um neurônio artificial está ilustrada na Figura 9.

Figura 9 - Estrutura de um neurônio artificial



Fonte: Próprio autor.

Na Figura 9, é possível destacar que o neurônio artificial é composto por sete elementos básico, que são:

- Sinais de entrada: Representados por $(X_1, X_2, \dots, X_n)$, são os sinais/estímulos advindos do ambiente externo ao neurônio;
- Pesos sinápticos: Representados por $(W_1, W_2, \dots, W_n)$, são responsáveis pela relevância da informação recebida na entrada, quanto maior o peso, maior será a relevância e vice-versa. Pode ser alterado durante processo de treinamento da RNA;
- Somador: Representado por (Σ) , responsável por unir todas as entradas com seus respectivos pesos sinápticos e transformá-los em um sinal único que representa uma tensão de ativação
- Bias: Representado por (θ) , se trata de uma entrada fixa, que é responsável por ajustar o valor de limiar do sinal, produzido pelo somador e que, em seguida, será recebido pela função de ativação;
- Potencial de ativação: Representado por (u) , é o resultado advindo do somador e o bias;
- Função de ativação: Representado por $(g(\bullet))$, responsável por gerar a saída do neurônio sobre determinados limites impostos;

- Sinal de saída: Representado por (y), trata-se da resposta do neurônio para uma determinada entrada.

A equação que representa um neurônio artificial “ k ” e seu potencial de ativação, baseado no modelo clássico, é definida em ((1)).

$$u_k = \sum_{i=1}^m w_{ki} * x_i - \theta \quad (1)$$

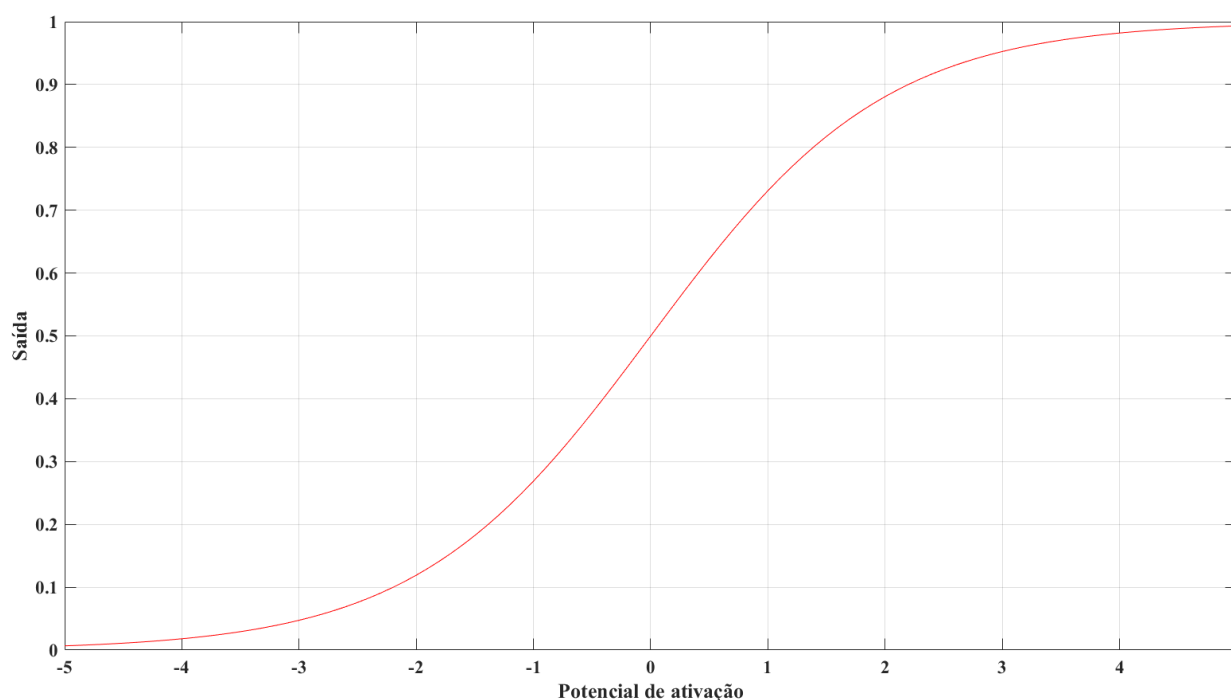
Onde a função ativação desse mesmo neurônio é definido em (2)

$$y_k = g(u_k) \quad (2)$$

3.1.2 Função de Ativação

A função ativação, como mencionado anteriormente, é responsável por gerar o sinal de saída, limitando seus valores dentro de um certo limiar. Há várias funções transferências que podem ser utilizadas, porém, nesse trabalho, apresentamos a função de ativação sigmoide logística, pois foi a utilizada na concepção da RNA presente na Seção 4.2. A Figura 10 ilustra a função sigmoide logística.

Figura 10 - Função de ativação sigmoide logística.



Fonte: Próprio autor.

É possível perceber pela Figura 10 que, ao se utilizar a função sigmoide logística, os valores que serão replicados na saída estarão entre o intervalo de $[0,1]$. Tal função é representada pela Equação (3).

$$g(u_k) = \frac{1}{1 + e^{-\beta * u_k}} \quad (3)$$

Onde o parâmetro β está relacionado com a inclinação de curva. Devido a esse parâmetro, a função sigmoide logística é considerada totalmente diferencial dentro do seu domínio.

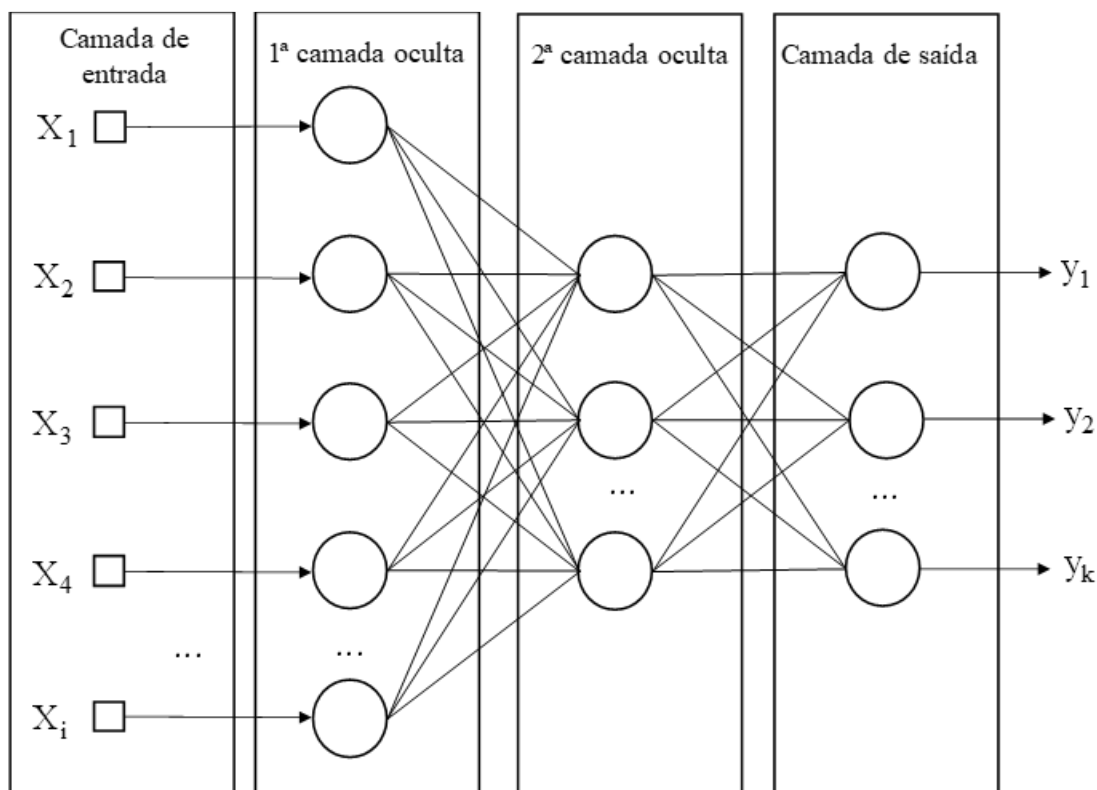
3.1.3 Arquitetura da Rede Neural Artificial

A arquitetura de uma rede neural condiz ao modo como seus neurônios estão arrumados e interligados entre si. O modo como os neurônios se interconectam geram, basicamente, três tipos de arquitetura de RNA: (1) Redes alimentadas adiante com apenas uma camada (*Single Layer Feedforward Network*), (2) Redes alimentadas adiante com multicamadas (*Multilayer*

Feedforward Network - MLP) e (3) Redes recorrentes (*Recurrent Networks*), cada qual sendo indicada para determinadas aplicações.

De maneira geral, qualquer arquitetura de RNA pode ser dividida em três camadas, que são: (1) camada de entrada, (2) camada oculta, (3) camada de saída. A Figura 11 ilustra a organização de uma das arquiteturas mais comuns de redes neurais, a MLP (*Multilayer Feedforward Network*).

Figura 11 - Arquitetura MLP.



Fonte: Próprio autor.

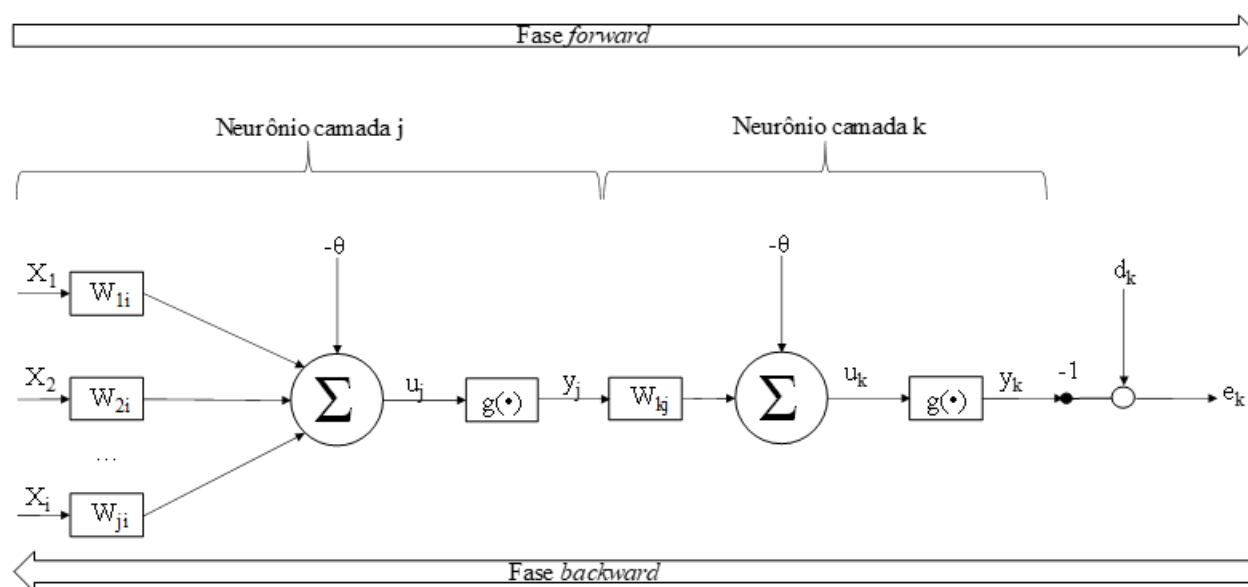
A camada de entrada é responsável por receber os sinais/dados no qual a RNA irá interpretar. Na camada oculta se encontram os neurônios responsáveis pelo aprendizado. Vale salientar que pode haver mais de uma camada oculta a depender da topologia da RNA. Por fim, na camada de saída, há a representação do resultado processado pelos neurônios presentes na camada oculta.

3.1.4 Aprendizagem

O processo de aprendizagem de uma RNA condiz ao algoritmo que será utilizado pela mesma para essa ser capaz de generalizar (aprender) os dados que foram apresentados a sua entrada. Nesta seção, um dos algoritmos explorados é o *backpropagation*, pois ele é o mais utilizado no treinamento das RNA com arquitetura MLP que é uma das arquiteturas mais comuns de se encontrar, pois dá origem a vários outros modelos de RNA como, por exemplo, a rede NARX, explorada na Seção 4.2.

O algoritmo *backpropagation* permite a rede aprender, ao atualizar seus pesos sinápticos, conforme os dados são passados pela rede. Esse algoritmo pode ser dividido em duas fases: a fase *forward*, responsável pelo fluxo de dados que começa pela entrada, passa pela camada intermediária e termina na camada de saída; e a fase *backward* que ocorre pelo fluxo de dados a partir da saída e finaliza na camada intermediária. A Figura 12 ilustra o sentido das fases *forward* e *backwards* para uma arquitetura MLP.

Figura 12 - Sentido fluxo de dados em uma aprendizagem através do algoritmo *backpropagation*.



Fonte: Próprio autor.

Levando em consideração a Figura 12 na fase *forward*, para um determinado neurônio na camada oculta “j”, recebendo um vetor de entrada “x”, para cada iteração “n”, tem-se o seguinte potencial de ativação.

$$u_j(n) = \sum_{i=1}^m w_{ji}(n) * x_i(n) \quad (4)$$

Onde a função de ativação do neurônio “j” é definido pela Equação (5).

$$y_j(n) = g(u_j(n)) \quad (5)$$

De modo análogo para a camada de saída, o potencial de ativação e a função de ativação para um neurônio “k”, para cada iteração “n”, respectivamente, estão apresentados nas equações (6)e (7).

$$u_k(n) = \sum_{i=1}^m w_{ki}(n) * y_i(n) \quad (6)$$

$$y_k(n) = g(u_k(n)) \quad (7)$$

Ao término da fase *forward*, é determinado o erro entre uma saída obtida (y_k) e a saída desejada (d_k). Assim, conforme ilustrado na Figura 12 e definido pela Equação (8).

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n) \quad (8)$$

O desempenho do treinamento da rede, ao término de uma época (uma época é determinada quando todos os dados de entradas são apresentados à rede, cada qual gerando uma saída), é determinado através da média do erro quadrático, definido na Equação (9). Quanto mais próximo de zero o erro médio for, melhor foi a generalização da RNA, e quanto mais próximo a um for, o aprendizado foi pior.

$$\varepsilon_{med} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m e_k^2(n) \quad (9)$$

É importante destacar que o erro médio é função dos parâmetros livres (pesos sinápticos e bias), logo, ajustando os pesos sinápticos resultará em um menor erro médio. Os ajustes de tal parâmetro da RNA são feitos na fase *backward* a partir do cálculo do gradiente local das camadas de saída e oculta definidos pelas Equações (10) e (11), respectivamente.

$$\delta_k(n) = e_k(n)g'[u_k(n)] \quad (10)$$

$$\delta_j(n) = g'[u_j(n)] * \sum_{i=1}^m w_{ji} * \delta_k(n) \quad (11)$$

Onde os termos “k” e “j”, são referentes aos neurônios presentes na camada de saída e a camada oculta respectivamente. Uma vez determinado os gradientes, os pesos da RNA são atualizados conforme as Equações (12) e (13) para a camada de saída e intermediária, respectivamente.

$$w_{ki}(n+1) = w_{ki}(n) + \eta * \delta_k(n) * y_i(n) \quad (12)$$

$$w_{ji}(n+1) = w_{ji}(n) + \eta * \delta_j(n) * x_i(n) \quad (13)$$

Onde η é a taxa de aprendizagem da RNA. Uma vez ajustados os pesos sinápticos da rede, novamente são apresentados os mesmos dados de entrada, dando início a uma nova fase *forward* e, assim, correspondendo a uma nova época. Esse processo se repete até atingir o menor erro médio possível.

Infelizmente, apesar de fácil implementação, o algoritmo *backpropagation* apresenta alguns problemas, como convergência para mínimos locais e lentidão para conversão da RNA, isso acontece especialmente em problemas mais complexos. Vários algoritmos são sugeridos como alternativa ao *backpropagation*, um deles sendo o algoritmo de Levenberg-Marquardt (LM), que pode ser visto como uma combinação dos métodos de otimização do gradiente descendente e o de Gauss-Newton. O algoritmo de Levenberg-Marquardt funciona como gradiente descendente – lento, porém com convergência ao mínimo global garantida – quando a solução ótima para o problema está distante, e funciona como método de Gauss-Newton – com convergência mais rápida – quando a solução para o problema está próxima.

O objetivo do algoritmo LM é obter os valores dos pesos sinápticos o mais rápido possível, baseando-se na minimização da função objetivo (ou função custo) conforme Equação (14).

$$E(n) = \sum_{k=1}^m e_k^2(n) \quad (14)$$

Do mesmo modo que no algoritmo *backpropagation*, a função objetivo (Equação (14)) está em função dos parâmetros livres da RNA. Logo, sua minimização resulta em valores ideais dos pesos sinápticos da RNA. Como o método de LM é uma aproximação do método de Gauss-Newton e a função objetivo se trata da soma de quadrados, a minimização da Equação (14) pode ser realizada através do método de Gauss-Newton e, em seguida, adaptada ao algoritmo de Levenberg-Marquadt. A Equação (15) é referente ao método de Gauss-Newton para a função objetivo.

$$\Delta n = -[\nabla^2 E(n)]^{-1} * \nabla E(n) \quad (15)$$

No qual o gradiente e a hessiana da função objetivo é demonstrado respectivamente nas Equações (16)e (17).

$$\nabla E(n) = J^T(n) * e(n) \quad (16)$$

$$\nabla^2 E(n) = J^T(n) * J \quad (17)$$

Em que J corresponde a matriz jacobiana que contém a derivada de primeira ordem dos erros da rede em relação aos pesos sinápticos, no qual pode ser calculada facilmente através do algoritmo *backpropagation*, assim como definido em (HAGAN; MENHAJ, 1994). Adaptando a Equação (15) ao algoritmo LM, tem-se a Equação (18) que é correspondente ao modo de como se atualiza os pesos sinápticos da rede.

$$w_k(n+1) = w_k(n) - [J^T(n) * J(n) + \mu I]^{-1} * J^T(n) * e(n) \quad (18)$$

Quando o valor de μ é zero, o algoritmo de LM se comporta do mesmo modo que o algoritmo de Gauss-Newton, tentando convergir o mais rápido possível. A cada interação há uma

diminuição do valor da função objetivo, o valor de μ se torna diferente de zero, e a partir desse momento o algoritmo de LM passa a funcionar como o método do gradiente descendente, procurando o mínimo global.

3.1.5 Previsão e Redes Recorrentes

Em específico, para esse trabalho, era necessário prever a potência que seria produzida por aerogeradores e, para essa tarefa, as redes recorrentes são as mais indicadas, pois elas são capazes de trabalhar com sistemas que são variantes no tempo com maior eficiência.

Previsões de geração de potência de parques eólicos e/ou de vento podem ser realizadas através de duas abordagens: física e estatísticas ((GIEBEL et al., 2011),(LANDBERG et al., 2003)). Em abordagens físicas, um modelo matemático faz a utilização de dados provenientes do ambiente (por exemplo, pressão atmosférica, velocidade do vento, temperatura) para realizar a previsão. Por outro lado, em abordagens estatísticas a previsão geralmente é feita por métodos estatísticos regressivo ou através de redes neurais artificiais (RNA) que fazem uso de dados de medições online (por exemplo, potência, tensão, corrente, etc.) em conjunto ou não com variáveis explicativas (variáveis que estão relacionadas de algum modo com os dados medidos) ((GIEBEL et al., 2011),(LANDBERG et al., 2003)).

Como mencionado, é necessário saber a potência gerada para o próximo instante (esse sendo os próximos minutos). Devido ao pequeno tamanho da janela de previsão, ela é classificada como uma previsão de curto prazo, isto é, são aquelas que possuem uma janela de previsão menor que seis horas. Segundo estudos apresentados no projeto ANEMOS (GIEBEL et al., 2011), para previsões de curto prazo é possível obter resultados satisfatórios utilizando a abordagem estatística, fazendo utilização apenas de dados de medições.

Logo, para a previsão desejada (próximo instante, esse sendo minuto ou hora), uma abordagem estatística já apresentaria resultados satisfatórios. Dentre os métodos propostos para previsão em abordagens estatísticas, deu-se preferência para redes neurais artificiais (RNA), pois já é comprovado na literatura que previsões feitas através de redes neurais apresentam taxas de erros bem menores do que outros métodos ((MANDIC; CHAMBERS, 2001),(SFETSOS, 2000),(PERAI et al., 2010)). Além do mais, redes neurais são mais simples, uma vez que elas atuam

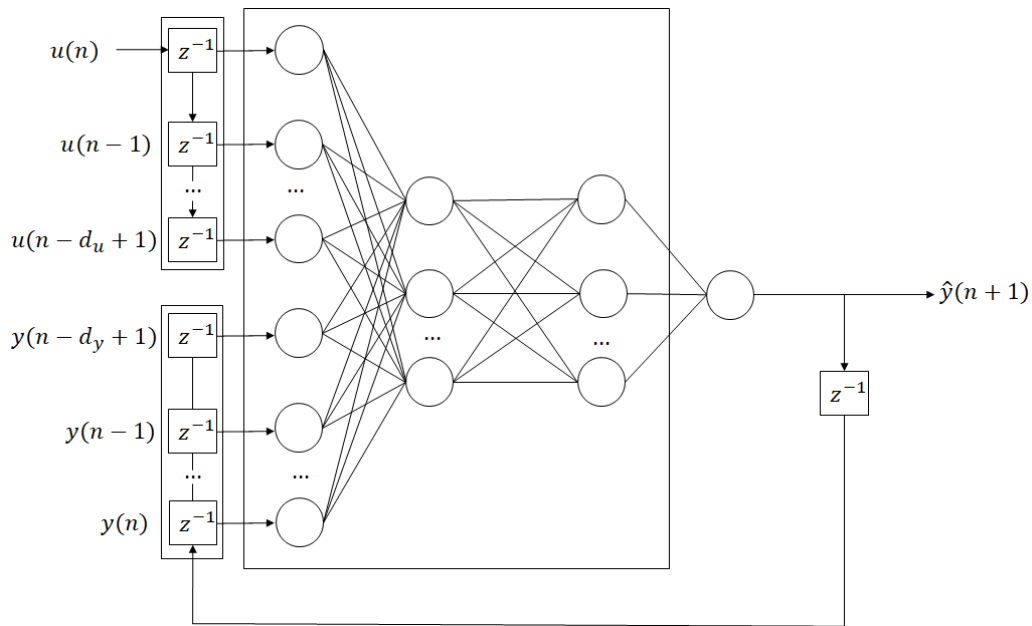
como uma caixa preta no qual apenas recebem dados e apresentam resultados em sua saída (SFETSOS, 2000).

Um dos pontos chaves para realizar previsões com redes neurais é a escolha do tipo da rede. Previsões podem ser feitas a partir de séries temporais que em si são processos dinâmicos, ou seja, aqueles que não são estacionários ao longo do tempo. Logo, para exercer a atividade de previsão, a RNA deve possuir capacidade para modelar tal processo dinâmico, para isso há uma classe de RNA chamada de redes neurais artificiais dinâmicas ((MANDIC; CHAMBERS, 2001), (HAYKIN, 1994)).

As RNAs dinâmicas modelam a dinâmica de uma série temporal, devido a mecanismos de memória de curta duração, pois estes possibilitam a rede ter acesso às informações temporais por vários instantes de tempo ((MENEZES, 2006), (HAYKIN, 1994)). Esses mecanismos podem ser memórias (que servem para armazenar dados e representar memória na RNA) e/ou laços de realimentação (que vem a ser conexões entre a saída de algum neurônio com entrada de outro). Desse modo, dependendo de qual tipo mecanismo se utiliza, a RNA dinâmica pode ser classificada como:

- Redes dinâmicas não recorrentes: são aquelas que possuem apenas memórias e não são realimentadas.
- Redes dinâmicas recorrentes: são aquelas que possuem memória e são realimentadas.

Entre os modelos dinâmicos há a arquitetura NARX (*Nonlinear Auto Regressive Exogenous Model*), que está ilustrada na Figura 13 em sua configuração mais clássica.

Figura 13 - Arquitetura NARX

Fonte: Próprio autor.

A rede NARX, entre as redes dinâmicas recorrente, é a mais simples, porém tão forte computacionalmente quanto qualquer outra rede dinâmica recorrente, sendo capaz de exercer bem tarefas que envolvem processos dinâmicos ((SIEGELMANN; HORNE; GILES, 1997), (DI PIAZZA; DI PIAZZA; VITALE, 2016)). É interessante mencionar que a arquitetura NARX se trata de um modelo de rede recorrente (entre vários) criado a partir da arquitetura MLP, desse modo, sendo uma extensão da arquitetura MLP, no qual a maior vantagem disso é poder usufruir das características do MLP, como seus algoritmos de aprendizagem (DA SILVA et al., 2017; HAYKIN, 1994; MENEZES, 2006). Assim, devido essa característica, motivou-se a escolha dessa arquitetura para realização de previsões nesse trabalho.

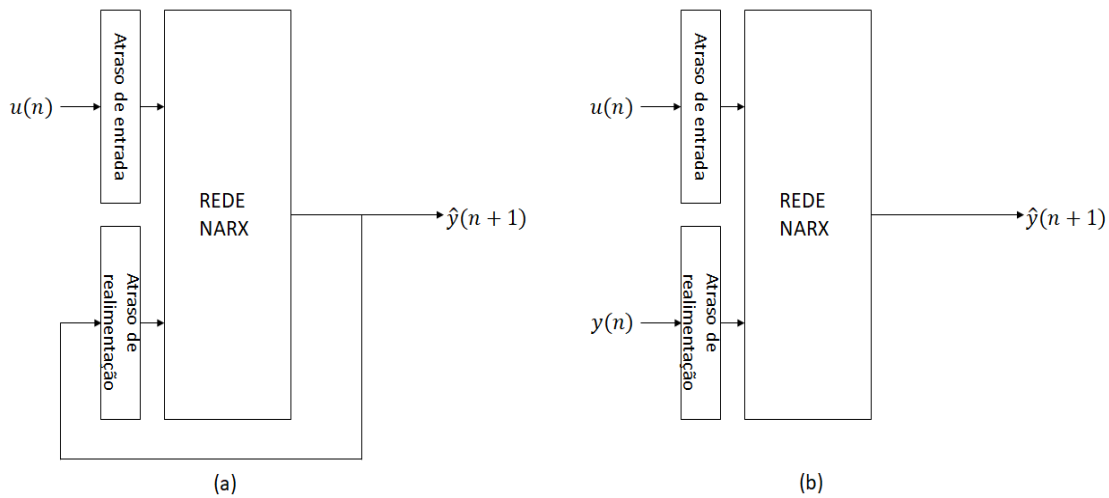
A NARX é uma representação em rede neural do método auto regressivo com entradas exógenas – ARX (*Autoregressive Exogenous*) para sistema não lineares (CHEN; BILLINGS; GRANT, 1990). O comportamento dinâmico da rede NARX pode ser representado matematicamente através de sua relação entrada-saída, assim como está exposto na Equação (19) ((HAYKIN, 1994),(MENEZES JR; BARRETO, 2008)).

$$y(n+1) = g[(y(n), \dots, y(n-d_y+1); u(n), u(n-1), \dots, u(n-d_u+1))] \quad (19)$$

Como pode ser visto, $u(n)$ e $y(n)$ são funções que representam, respectivamente, a entrada e a saída da rede NARX em determinado passo de tempo discreto n , enquanto os termos d_u e d_y representam, respectivamente, as memórias da entrada e da saída, em que ambas são janelas de previsões. É importante destacar que $d_u \geq 1$ e $d_y \geq 1$. A função $f[\bullet]$ corresponde a função não linear desconhecida, que pode ser realizada/interpretada/descoberta prontamente pela rede MLP e generalizada/aprendida através de algum algoritmo de aprendizagem, a título de exemplo, o *backpropagation* (DA SILVA et al., 2017; MENEZES, 2006).

É interessante mencionar que o modelo NARX pode ser considerado como recorrente ou não recorrente a depender de sua configuração, que pode ser série-paralela (SP) ou paralela (P). Na Figura 14 são ilustradas as configurações P e SP.

Figura 14 - (a) Arquitetura NARX em configuração paralela; (b) Arquitetura NARX em configuração série-paralela



Fonte: Próprio autor.

Para a configuração em paralelo, o comportamento da NARX pode ser representado pela Equação (20) ((MENEZES, 2006),(BOUSSAADA et al., 2018)).

$$\hat{y}(n+1) = \hat{f}[(\hat{y}(n), \dots, \hat{y}(n-d_y+1); u(n), u(n-1), \dots, u(n-d_u+1))] \quad (20)$$

A notação ($\hat{}$) significa o valor previsto. Nota-se que a NARX consegue prever ao se basear nos valores previstos obtidos em sua saída, nos quais estão sendo realimentados para a rede. Já

para a configuração em série-paralelo, o comportamento dinâmico da NARX é representado pela Equação (21) a seguir ((MENEZES, 2006),(BOUSSAADA et al., 2018)):

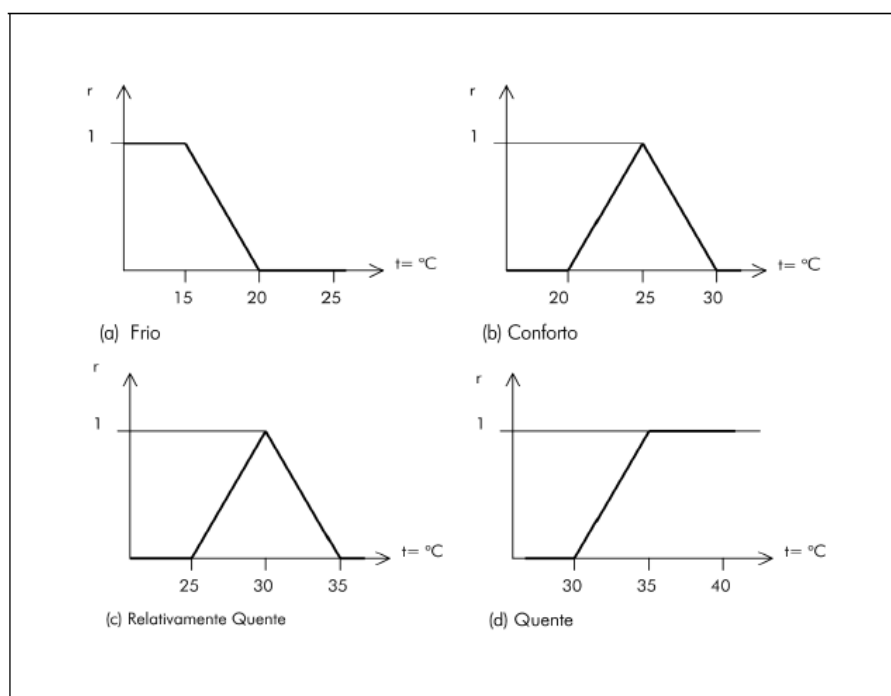
$$\hat{y}(n+1) = \hat{f}[(y(n), \dots, y(n-d_y+1); u(n), u(n-1), \dots, u(n-d_u+1))] \quad (21)$$

A estimação neste tipo de configuração não é realizada através do laço de realimentação, mas sim utilizando valores que representam resultados previstos reais já conhecidos de antemão (NARENDRA; PARTHASARATHY, 1991). Dessa forma, esse tipo de configuração simularia uma situação de laço de realimentação onde os valores providos seriam ideais. Em vista disso, a configuração em SP é bastante utilizada durante o momento de treinamento da rede, pois é possível alcançar previsões mais precisas, contudo, essa configuração é limitada a fazer previsões um passo à frente, deixando o encargo de previsões de múltiplos passos à frente para a configuração em paralela. Assim, é comum treinar a rede em série-paralela e simulá-la em paralelo (MENEZES JR; BARRETO, 2008).

3.2 LÓGICA FUZZY

A lógica *fuzzy* ou lógica nebulosa se baseia no modo como o cérebro humano tende a raciocinar ao não assumir durante tomadas de decisões valores absolutos como “completamente verdadeiro” ou “completamente falso”. Na lógica *fuzzy*, as variáveis de entrada são discriminadas dentro de conjuntos *fuzzy* a partir de graus de pertinências que variam de 0 a 1, sendo 1 o maior grau de pertinência/de verdade e 0 o menor, dessa forma não se assumindo valores absolutos durante a tomada de decisão. Tomando como base o exemplo a seguir, a discriminação das entradas funciona da seguinte forma: duas pessoas, uma com 1,40 metros e outra com 1,35 metros podem ser classificadas como baixas, porém a de 1,40 metros teria um grau de pertinência maior dentro do conjunto de pessoas baixas ao ser comparada com a pessoa de 1,35 metros. A Figura 15 demonstra vários conjuntos *fuzzy* e seus respectivos graus de pertinências.

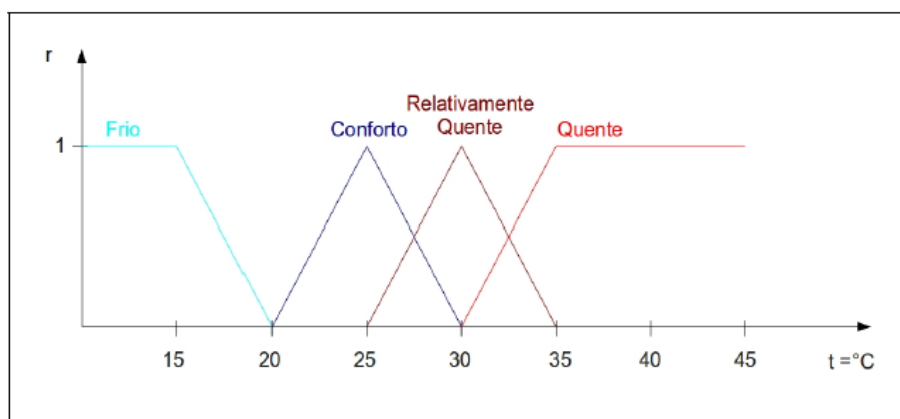
Figura 15 - Funções pertinência e seus graus de pertinência



Fonte:(BEZERRA DE SOUSA, 2014).

A Figura 15 é referente a um exemplo bastante difundido na literatura, no qual a lógica *fuzzy*, a partir de uma variável de entrada, deve tomar a decisão se a temperatura ambiente se encontra dentro de algum dos conjuntos *fuzzy* demonstrados, que são: frio, conforto, relativamente quente e quente. O formato da onda, chamado de função pertinência de cada conjunto *fuzzy*, é escolhido de forma empírica. A representação dos conjuntos *fuzzy* presentes na Figura 15 é mais comumente ilustrado como segue na Figura 16.

Figura 16 - Funções pertinências

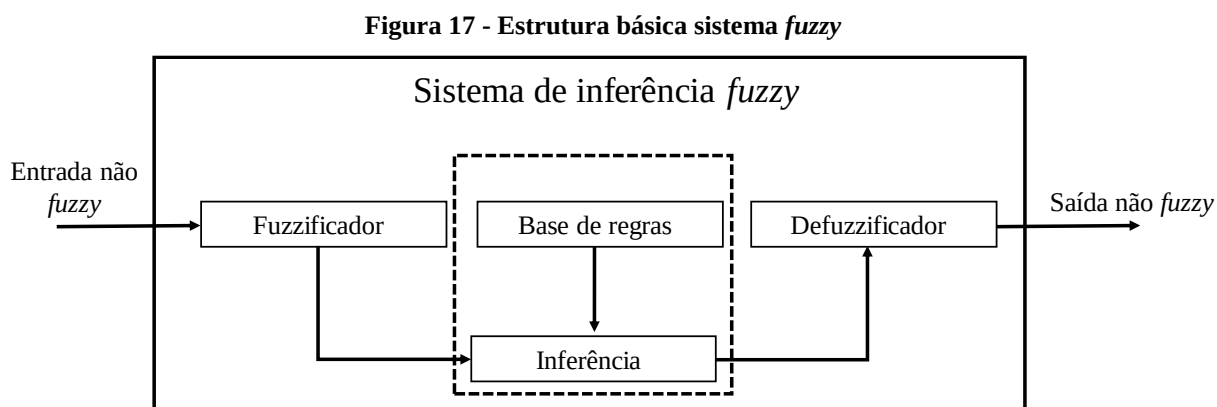


Fonte:(BEZERRA DE SOUSA, 2014).

Assim, é possível notar pela Figura 16, que há uma área de intersecção entre certos conjuntos *fuzzy*, aqui chamado de limite difuso (ou área nebulosa), que representa a incerteza de uma situação. O maior atrativo da lógica *fuzzy* é a sua capacidade de interpretar tal incerteza e tomar uma decisão apropriada.

3.2.1 Estrutura Básica de um Sistema Fuzzy

A estrutura básica de um sistema de inferência *fuzzy* é representado pela Figura 17.



Fonte: Próprio autor.

O sistema de inferência *fuzzy* típico é composto por:

- Fuzzificador: Responsável por transformar cada variável de entrada em valores entre 0 a 1, se baseando nas funções pertinências.
- Base de regras: Se trata de um conjunto de regras do tipo SE-ENTÃO que são criadas pelos especialistas a modo de resolver as situações que representam incertezas.
- Inferência: Se trata do mecanismo responsável por aplicar as regras determinadas na base de regras e gerar uma saída. Há dois tipos de inferência: Mamdani e Takagi-Sugeno.
- Defuzzificador: Etapa em que os valores de entrada que foram convertidos durante a fuzzificação são convertidos de volta aos seus valores originais.

3.2.2 Sistema de Inferência Mamdani

O sistema de inferência Mamdani foi um dos primeiros sistemas de inferências *fuzzy* a ser criado. Neste trabalho é utilizado o sistema de inferência Mamdani. A regra de semântica responsável por aplicar as regras que o sistema Mamdani utiliza é chamada de inferências Máx-Mín, ao qual utiliza operação de união e interseção entre conjuntos *fuzzy* para classificar uma determinada variável de entrada.

De forma geral, um sistema de inferência *fuzzy* é composto por “n” regras do tipo **SE** $x_1 = A_1$ **E** $x_2 = A_2$ **E** ... $x_j = A_j$ **ENTÃO** $y = B_i$, em que x_j representa suas entrada, A_j as variáveis linguísticas impostas pelas funções pertinências de entrada, y sua saída e B_i , são as variáveis linguísticas impostas pelas funções pertinências de saída, enquanto que **E** são operadores *fuzzy* e **SE**, **ENTÃO** são as condições. Os antecedentes da função é composto por x_j , A_j , enquanto os consequentes são representados por y e B_i . Baseando-se nesse modelo, o processo de funcionamento da inferência Mamdani pode ser dividido em cinco etapas distintas.

A primeira etapa é caracterizada pela *fuzzyficação* das entradas. Nesta etapa é determinado o grau de pertinência de cada variável de entrada, além de transformá-las em valores entre 0 e 1. Tal processo é realizado conforme Equação (22).

$$\mu A_1^k(x_1), \mu A_2^k(x_2), \dots, \mu A_j^k, k = 1, \dots, n \quad (22)$$

Em que, como mencionado anteriormente, x_j é referente as variáveis de entrada e μA_j são as variáveis linguísticas definidas pelas funções pertinência para cada entrada. A segunda etapa é caracterizada pela aplicação dos operadores *fuzzy*, conforme Equação (23).

$$D^{(k)} = \min[\mu A_1^k(x_1), \mu A_2^k(x_2), \dots, \mu A_j^k] \quad (23)$$

O operador **E** (existente no antecedente) é aplicado ao utilizar um função “min” a equação (22) resultando no coeficiente de disparo $D^{(k)}$ que é responsável por ativar cada regra. A terceira etapa se trata da aplicação do método de implicação, que corresponde a modelagem do consequente de cada regra, se baseando no coeficiente de disparo $D^{(k)}$

$$S^{(k)} = \min[D^k, \mu_{B_i}(y)] \quad (24)$$

A função “min” utilizada na equação (24) serve para truncar a saída a cada regra. A quarta etapa é caracterizada como agregação das saídas, em que cada regra truncada na etapa anterior, são agregadas para gerar a função de saída, determinado pela Equação (25).

$$\mu_B = \max[S^{(k)}] \quad (25)$$

Por fim, na quinta etapa há a defuzificação, em que variáveis de entradas que foram fuzificadas na primeira etapa, retornam aos seus valores iniciais. Um dos métodos de defuzificação mais comum é o de centroide ou a média dos máximo.

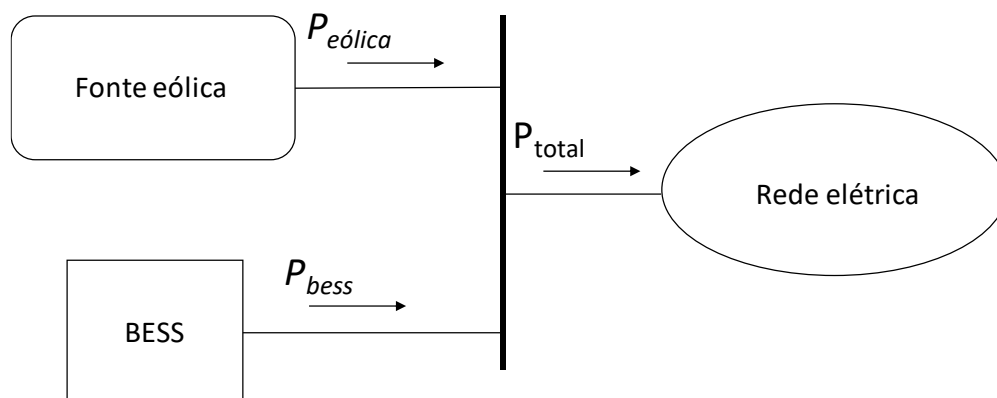
4 SISTEMA DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA UTILIZANDO BATERIAS COM APLICAÇÃO PARA SUAVIZAÇÃO DE POTÊNCIA

Nessa seção é apresentado a descrição da ferramenta de simulação do sistema de controle do BESS para suavização de potência. A ferramenta possui dois componentes principais: (1) sistema de controle de despacho, esse sendo realizado através de regras impostas ou inferência *fuzzy*; (2) sistema de previsão de potência eólica gerada, no qual é realizado pela RNA de arquitetura NARX. Toda a ferramenta de simulação do sistema de controle do BESS para suavização de potência proposta foi construída nos softwares MATLAB e *simulink*.

4.1 DESENVOLVIMENTO DO SISTEMA DE CONTROLE DE DESPACHO DE POTÊNCIA ATIVA BASEADO EM REGRA

Como mencionado anteriormente, a produção/geração de potência dos aerogeradores e parques eólicos tende a sofrer flutuações devido ao comportamento não linear do vento. Essas flutuações podem variar de simples minutos a questão de algumas horas (EYER; COREY, 2010). Para solucionar esse problema, propõe-se utilizar o BESS. Na Figura 18 é ilustrado a instalação de um BESS em uma rede elétrica para aplicações de suavização de potência.

Figura 18 - Configuração do BESS para aplicações de suavização de potência de aerogeradores



Fonte: Próprio autor.

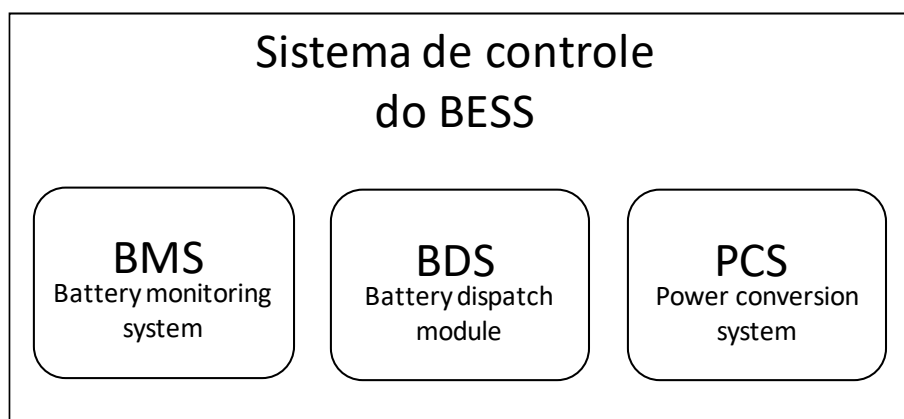
Conforme ilustrado na Figura 18, no ponto de acoplamento comum, a potência ativa fornecida pelo BESS (P_{bess}) se encontra com a fornecida pela fonte eólica ($P_{eólica}$) resultando na potência total (P_{total}), que corresponde a potência ativa entregue à rede. A expressão da potência total entregue à rede é dada por:

$$P_{total} = P_{eólica} + P_{bess}. \quad (26)$$

Logo, pela Equação (26), um dos meios de mitigar as flutuações geradas pela fonte eólica seria realizar o controle da potência ativa despachada pelo BESS ao injetar ou absorver potência ativa através de um conversor quando necessário, desse modo sendo capaz de entregar uma potência ativa à rede elétrica com maior estabilidade e melhor qualidade.

Pode-se afirmar que o sistema de controle do BESS para aplicações de suavização de potência é dividido em três componentes principais: sistema de despacho das baterias – BDM (*Battery Dispatch Module*), sistema de monitoramento das baterias – BMS (*Battery Monitoring System*), e sistema de monitoramento do sistema de conversão de potência – PCS (*Power Conversion System*).

Figura 19 - Sistema de controle do BESS para aplicações de suavização de potência



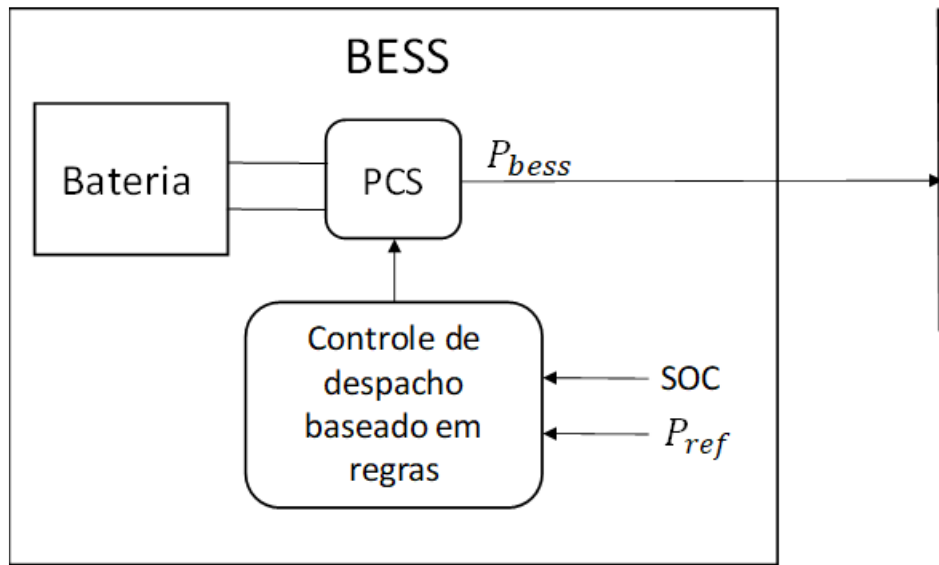
Fonte: Próprio autor.

O BDS é o componente do controle responsável pela suavização. Neste trabalho, são apresentados dois controles de despacho de potência ativa do BESS para suavização, o primeiro baseado em regras e o segundo através de inferência *fuzzy*, os demais componentes do sistema de controle são considerados ideais.

4.1.1 Sistema de Despacho de Potência Ativa do BESS Para Suavização Baseado em Regras

O sistema de despacho da potência ativa para suavização utilizando o BESS é ilustrado na Figura 20.

Figura 20 - Sistema de despacho de potência ativa para suavização



Fonte: Próprio autor.

Como pode ser visto através da Figura 20, o sistema de despacho da potência suavizada baseado em regras necessita de dados do estado de carga da bateria (SOC) e de uma potência de referência (P_{ref}).

O estado de carga indica o nível de energia presente na bateria e é provido pelo BMS. Pode-se determinar esse estado por:

$$SOC(t) = SOC(t - 1) - \left(\frac{E_{bat}(t)}{E_{batnom}} * 100 \right). \quad (27)$$

Onde,

SOC: Estado de carga (%);

E_{bat} : Energia da bateria (Wh);

E_{batnom} : Capacidade energética nominal da bateria (Wh).

O estado de carga atual da bateria se dá pela diferença entre o estado de carga anterior e a energia atual da bateria em porcentagem. Vale salientar que a Equação (27) é referente a um modelo ideal de SOC, não levando em conta perdas por tempo de resposta e temperatura da bateria.

A potência de referência (P_{ref}), determinada pela Equação(28), designa ao sistema de controle como deveria ser o comportamento ideal de carga e descarga da bateria para a tarefa de suavização de potência.

$$P_{ref}(t) = P_{eólicaprev}(t) - P_{eólica}(t). \quad (28)$$

Onde,

$P_{eólica}$: Potência instantânea gerada pela fonte eólica (W);

$P_{eólicaprev}$: Valor previsto de potência da fonte eólica (W).

Na Equação(28), a variável $P_{eólicaprev}$ representa o valor de qual será a potência ativa despachada para uma determinada janela de tempo, i.e., uma previsão de qual será o valor de potência a ser despachada. É importante destacar que a janela de previsão seja de minutos a hora, pois é durante esse período que acontece as indesejáveis flutuações, logo a previsão a ser realizada deve ser para o próximo instante, esse sendo de minuto a hora. Neste trabalho, a previsão da potência eólica gerada é realizada através de uma rede neural de arquitetura NARX, os maiores detalhes podem ser vistos na Seção 4.2. Ainda na Equação (28), observa-se que quando seu valor for negativo a bateria estará carregando e quando for positivo a mesma estará descarregando.

Sabendo do valor do SOC e da potência de referência, o controle de despacho é feito se baseando em regras. A grosso modo, o controle de regra verifica se o BESS está dentro dos limites de SOC impostos, e a partir disso, tenta replicar a potência de referência na saída do BESS. Caso o SOC não esteja dentro dos limites impostos, o valor da potência replicado na saída do BESS será zero, significando que a potência atual de geração será passada a frente, portanto não sendo suavizada. As regras do controle de despacho estão apresentadas abaixo.

$$\left\{ \begin{array}{ll} \text{Para,} & SOC(t) \geq SOC_{limitesuperior} \\ & P_{bess}(t) = 0 \\ \text{Para,} & SOC(t) \leq SOC_{limiteinferior} \\ & P_{bess}(t) = 0 \\ \text{Para, } SOC_{limiteinferior} < SOC(t) < SOC_{limitesuperior} & P_{bess}(t) = P_{ref}(t) \end{array} \right. \quad (29)$$

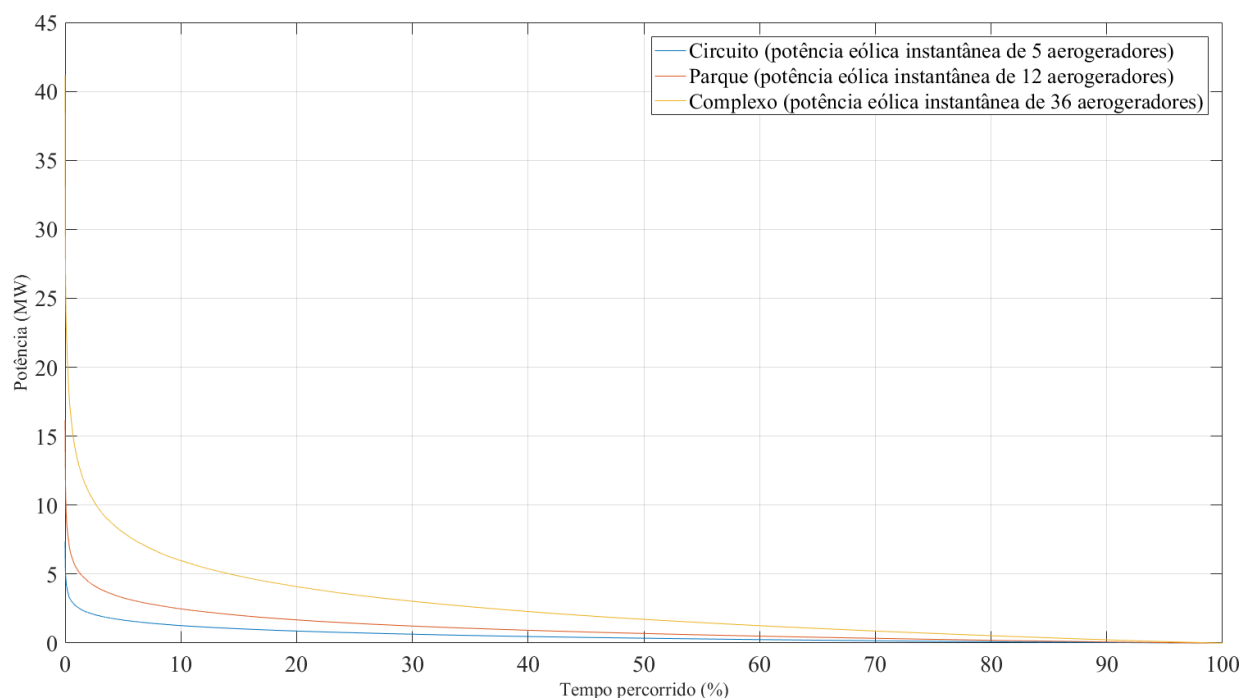
Logo, pela Equação(28) e regras impostas, percebe-se que a potência ativa total entregue à rede elétrica (P_{total}) representará uma potência suavizada quando o BESS estiver dentro dos limites impostos ao SOC. Já quando o SOC estiver fora aos limites, a potência ativa total entregue ao sistema elétrico (P_{total}) terá o mesmo valor que a potência eólica gerada ($P_{eólica}$).

4.1.2 Definição de parâmetros do BESS

Alguns parâmetros como potência nominal, energia nominal e limites do estado de carga estão ligados diretamente ao tipo de BESS, logo sua determinação se torna crucial para melhor utilização da ferramenta de simulação de suavização de potência. Neste trabalho é considerado um BESS de Li-íon.

O parâmetro de capacidade nominal de potência do BESS é referente a uma capacidade ideal de potência do próprio, na qual pode-se determinar se o acumulador é capaz de suprir potência na intenção de suavizá-la, no caso para fontes eólicas. Esse parâmetro é definido através do gráfico da distribuição acumulada da variação absoluta da potência eólica ativa do sistema analisado em relação à potência média horária. Esse gráfico foi construído a partir dos dados de potência de um parque eólico localizado no Rio Grande do Norte (RN) aqui chamado de CDV, conforme pode ser visto na Figura 21.

Figura 21 - Distribuição acumulada da variação absoluta da potência eólica ativa de CDV analisado em relação à potência média horária para circuito, parque e complexo



Fonte: Próprio autor

Esse tipo de gráfico analisa a capacidade de uma certa potência em atender a uma demanda variável baseada no complemento do tempo percorrido. Pode-se exemplificar da seguinte forma: para linha azul (circuito), uma potência em torno de 0,5 MW é capaz de atender 80% da demanda, pois, nesse caso, o complemento de 20% é 80%.

Na Figura 21 é analisado três sistemas eólicos diferentes: O circuito 1, composto por 5 aerogeradores de 2,1MW; o parque eólico, composto por 12 geradores de 2,1MW; e o complexo eólico, que possui 36 geradores de 2,1MW ao total. Identifica-se pela Figura 21 que um BESS de capacidade de apenas 2MW é capaz de atender em torno de 95% da necessidade de potência ativa do para um circuito (linha azul), enquanto que para o parque (linha vermelha), o mesmo acumulador de energia é capaz de suprir potência ativa em 85% dos casos, e 56% quando se trata do complexo.

Logo, pode-se dizer que o custo-benefício para uma BESS de apenas 2MW é muito bom no cenário desse estar trabalhando para um circuito ou parque, e não muito atraente para a circunstância de operar com o complexo eólico. Outra desmotivação para utilizar o BESS em

conjunto com complexo é a capacidade natural de suavização de potência de saída que acontece a medida em que há mais aerogeradores produzindo, dessa forma não sendo de imediata necessidade a utilização do acumulador para exercer a tarefa de suavização em tal cenário. Portanto, ficou definido que a potência nominal do BESS deve ser de 2MW, bem como sua energia nominal sendo de 2MWh, pois atende boa parte das necessidades do circuito e do parque, no qual será utilizada em conjunto.

Os limites do estado de carga podem ser determinados a partir das características técnicas do próprio BESS. No caso, foi escolhido um BESS com bateria de Li-íon, logo, como limites de estado de carga, esse pode ter um limite superior de 80% e outro inferior de 20%. Os valores de cada parâmetro estão resumidos na Tabela 5.

Tabela 5 - Parâmetros BESS

Potência nominal	2 MW
Energia nominal	2 MWh
Limite superior do SOC	80%
Limite inferior do SOC	20%

Fonte: Próprio autor

4.1.3 Expectativa de Vida da Bateria

A vida útil de uma bateria pode ser comprometida por diversos fatores como: degradação de seu material químico, temperatura de operação, taxa carga/descarga de energia, regime de ciclagem, níveis de estado de carga (SOC) e profundidade de descarga (DOD) que a bateria usualmente trabalha. Assim, para determinadas aplicações sob as mais diversas condições, a vida útil da bateria pode ser algo difícil de estimar.

Há vários modelos de estimação de vida útil de bateria presentes na literatura a depender da situação ao qual essa está funcionando. Para o cenário da bateria está trabalhando em conjunto com uma fonte eólica, na qual infere ciclos irregulares de carga/descarga na própria, devido a intermitência do vento, pode ser empregado o método de contagem de Amper-hora (ou quilowatt-hora) que é um dos métodos de contagem mais simples que há para essa situação e que aqui neste trabalho é chamado de limite de processamento de energia, pois é pressuposto que, para toda bateria, existe uma quantidade total de energia que pode ser processada pela mesma antes dessa

atingir seus limites de operação a ponto de ser trocada (BINDNER et al., 2005). O modelo Amper-hora (ou quilowatt-hora) ou limite de processamento de energia é definido pela Equação (30).

$$LPE = E_{nom} * \left(\frac{\sum_{i=1}^n DOD_i * C_{f,i}}{n} \right) \quad (30)$$

Onde,

LPE : Limite processamento de energia (Wh);

E_{nom} : Energia nominal da bateria (Wh);

DOD: Profundidade de descarga (%);

C_f : Ciclos para falha (ciclos).

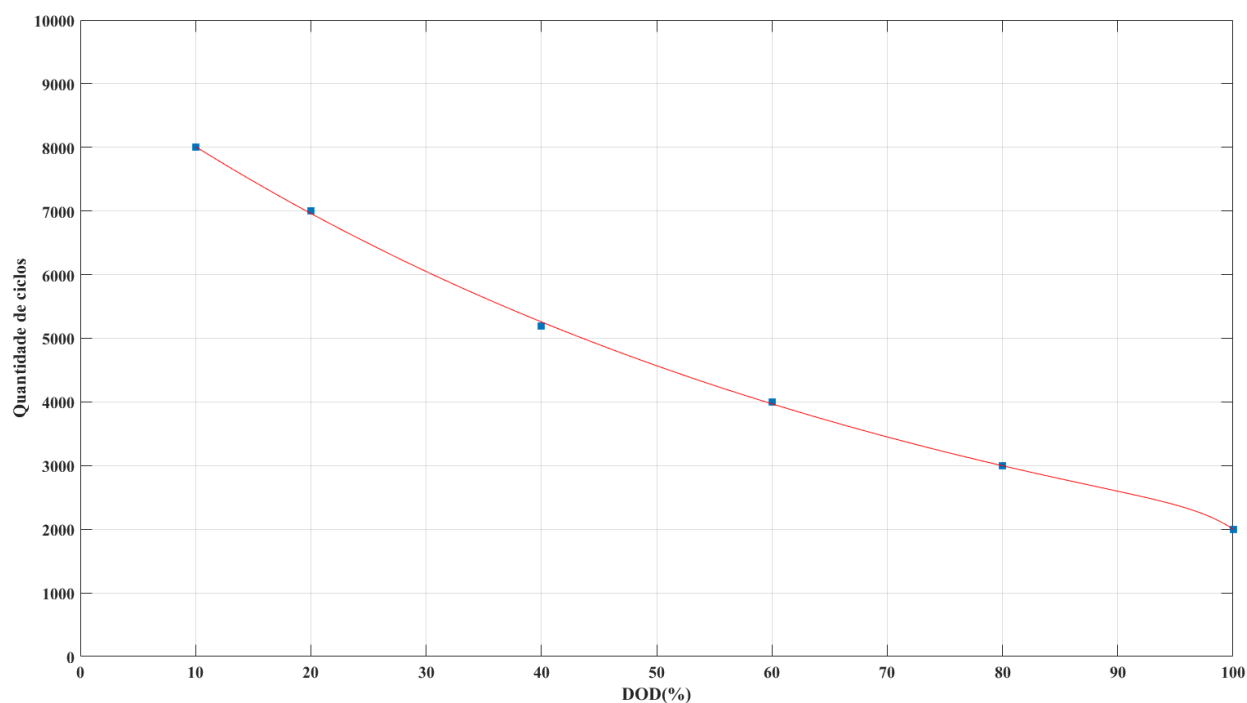
O limite de processamento de energia é traduzido como sendo o produto da energia nominal da bateria com a média do produto de cada nível de profundidade de descarga com seus respectivos ciclos para falha, em que cada nível é representado pelo termo “i”. A simplicidade desse modelo está no fato de ser capaz de estimar a vida útil da bateria sem levar em consideração cada ciclo individual de carga e descarga, no qual um ciclo individual é encarado quando o SOC ou DOD retornar ao seu estado inicial após uma descarga ou carga. Outro ponto de simplicidade desse modelo é o fato de que ele não utiliza parâmetros que estão ligados de forma alguma ao modo em que a energia é extraída ou acumulada na bateria, como a temperatura de operação.

Dessa forma, o modelo de contagem Amper-hora é capaz de estimar a vida útil de uma bateria apenas com parâmetros mais simples, como profundidade de descarga, energia nominal da bateria e ciclos para falha, aos quais podem ser obtidos facilmente através de fornecedores ou através de testes mais simples (BINDNER et al., 2005).

Vale destacar que o ciclo para falha de uma bateria é condizente a quantos ciclos uma bateria irá possuir em sua vida útil considerando uma certa profundidade de descarga. Já é conhecido amplamente que o comportamento entre ciclos para falha e profundidade de descarga é exponencial, ou seja, quanto maior a profundidade de descarga menor será o ciclo de vida da bateria e vice-versa (XU et al., 2018), portanto, através de dados fornecidos por fabricantes é possível representar esse comportamento através de uma aproximação/interpolação exponencial. A Figura

22 ilustra o comportamento entre profundidade de descarga e ciclos para uma bateria de Li-íon LFP (Lítio – Ferro – Fosfato) testada sob condições de 1C. A bateria em questão é indicada para trabalhar com fontes eólicas e solares.

Figura 22 - Ciclos para falha x DOD para bateria de Li-íon LFP



Fonte: Próprio autor

A maioria dos fabricantes fornecem os valores de ciclos para falha apenas para alguns DOD específicos (geralmente 80%, 50% e 20%). Nesse caso exposto foi possível ter acesso a valores de ciclo de falha para 10%, 20%, 40%, 60%, 80% e 100% nos quais foram interpolados através de uma interpolação de dupla exponencial, definida pela Equação (31).

$$f(x) = A * e^{B*x} + C * e^{D*x} \quad (31)$$

Nesta equação, os coeficientes A, B, C, D foram determinados através da própria interpolação e representam a relação entre DOD e ciclos, enquanto que o parâmetro “x” é referente a cada nível de profundidade de descarga. Os valores desses coeficientes podem ser encontrados na Tabela 6.

Tabela 6 - Valores coeficientes interpolação exponencial dupla

A	9219
B	-0,01404
C	-2,56E-13
D	0,34575

Fonte: Próprio autor

Por fim, considerando que LPE representa uma aproximação do quanto de energia a bateria pode consumir, pode-se realizar uma relação entre o LPE e a energia processada pela bateria por um determinado período, para que desse modo possa ter uma aproximação do tempo de vida útil da bateria, assim como definido pela Equação (32).

$$Vida\ útil = \frac{LPE}{E_p} \quad (32)$$

Onde,

Vida útil: Vida útil da bateria (anos);

LPE: Limite processamento de energia (Wh);

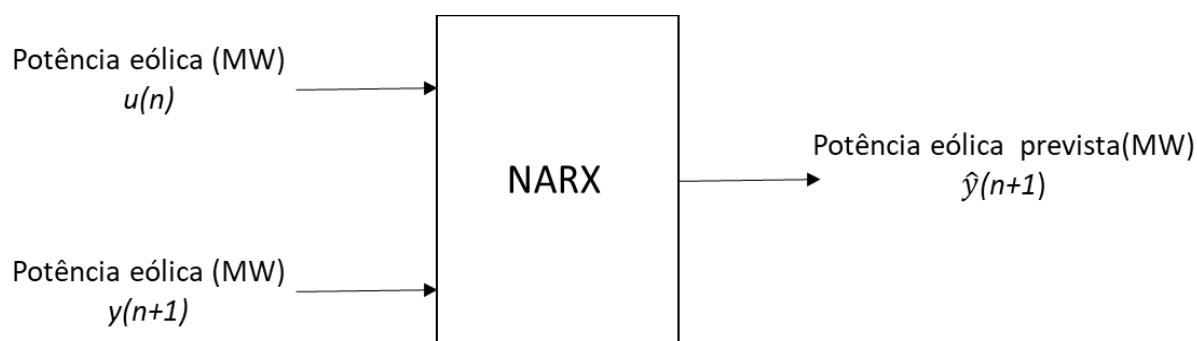
E_p: Energia processada pela bateria em determinado período de tempo (Wh);

Os resultados referentes a expectativa de vida da BESS de Li-íon trabalhando com suavização podem ser conferidos na Seção 5.2.

4.2 DESENVOLVIMENTO DA REDE NEURAL NARX

Como mencionado, o sistema de controle baseado em regras necessita saber de antemão a potência que será gerada no próximo instante, para realizar essa tarefa e levando em consideração sua capacidade de predição, a rede NARX foi escolhida para realizar as previsões. Essa rede foi construída, treinada e simulada com o auxílio da *toolbox* de redes neurais do software MATLAB®. A Figura 23 mostra o modelo estrutural que foi explorado nesse trabalho.

Figura 23 - Modelo estrutural NARX utilizado



Fonte: Próprio autor

Tal modelo utiliza a configuração série-paralela quanto a paralela. Através desse modelo é possível ver como foi organizado os dados que foram utilizados na rede. Os dados em questão são referentes a série temporal das potências ativas medidas a cada 5 minutos, para o circuito 1 de CDV, o qual é composto por 5 aerogeradores de $2,1MW$, e para o parque de CDV III, o qual possui 12 aerogeradores. Os dados em questão são referentes ao período de junho de 2017 a abril de 2018, resultando em um total de 96 mil dados de medição. As Tabela 7 e Tabela 8 mostram uma parte desses dados utilizados para o treinamento da rede neural NARX. O objetivo da rede é determinar a potência que será produzida no próximo instante, este sendo os próximos 5 minutos, pois como mencionado é o intervalo de cada medição.

Tabela 7 - Dados do circuito 1 utilizados para o treinamento da rede neural

CDV - Circuito 1(MW)	
u(n)	y(n+1)
0,540299	0,514911
0,536106	0,540299
0,487493	0,536106
0,447244	0,487493
0,464905	0,447244
0,442478	0,464905
0,377868	0,442478
0,237164	0,377868
0,252024	0,237164
0,48092	0,252024

Fonte: Próprio autor

Tabela 8 - Dados do parque eólico utilizados para o treinamento da rede neural

CDV - Parque (MW)	
u(n)	y(n+1)
1,444431	1,208656
1,595118	1,444431
1,29003	1,595118
1,105731	1,29003
0,93608	1,105731
1,024319	0,93608
0,981392	1,024319
0,809533	0,981392
0,826522	0,809533
0,916945	0,826522

Fonte: Próprio autor

Existem duas etapas que qualquer RNA deve passar: (1) treinamento, essa é a etapa em que a rede aprende a partir de dados providos a sua entrada. E (2) simulações, etapa em que se confirma o treinamento ao utilizar dados diferentes (externos) aos que foram utilizados durante a etapa de treinamento. Desse modo, as medições pertencentes ao mês de abril de 2018 ficaram separadas para a etapa de simulações, enquanto que o restante ficou para a etapa de treinamento.

Antes de iniciar a primeira etapa, é importante normalizar os dados, pois facilita o treinamento da rede. A normalização utilizada neste trabalho é dada por:

$$X_{norm(0,1)}(n) = \frac{x(n) - x_{mín}}{x_{máx} - x_{mín}} \quad (33)$$

Onde ao utilizá-la, a série temporal é normalizada com valores entre zero e um. Após isso deu-se início a etapa de treinamento.

Durante o treinamento, as séries temporais utilizadas em RNA são particionadas em três subgrupos diferentes: (1) treinamento, que é utilizado no aprendizado da rede; (2) validação, no qual é utilizado paralelamente ao conjunto treinamento a fim de confirmar a capacidade de aprendizagem da mesma; (3) teste, que tem como intuito estimar o desempenho da rede uma vez terminado o processo de aprendizagem. A participação de dados é mostrada na Tabela 9.

Tabela 9 - Proporção de separação dos dados

	CDV III	
	Circuito 1	Parque
Treinamento	70%	70%
Validação	15%	15%
Teste	15%	15%

Fonte: Próprio autor

É comum deixar a maior partição para o subconjunto de treinamento, uma vez que, ele é o responsável pela aprendizagem da rede. Durante a etapa de treinamento, existe uma certa preocupação em evitar o problema de sobreajuste (*overfitting*), que acontece quando a rede apresenta bons resultados durante o treinamento, porém na simulação apresenta performance ruim. Existem alguns métodos que podem ser utilizados para evitar o acontecimento desse problema, como a determinação do número de época da rede (onde, época é definido como número de vezes que o conjunto treinamento é passado para a RNA), quanto maior esse número, maior é a chance de evitar sobreajuste. Nesse trabalho foi considerado um número máximo de 10.000 épocas.

Outro método é o *early stop*, que é considerado uma interrupção do processo de aprendizagem da rede quando o erro do subconjunto de validação for consideravelmente maior que o do subconjunto de treinamento. A taxa de erro pode ser calculada de diversas maneiras, porém a mais comum é através do erro médio quadrático, *mean squared error* (MSE), definido pela Equação (34).

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (34)$$

O erro médio quadrático calcula a soma total das diferenças entre o estimador (y_i) e o estimado ($\hat{y}_i$) para cada instante de passo i , cada qual elevado ao quadrado, isso tudo sobre o tamanho total da série temporal (N). O MSE sempre resultará em um valor positivo, e quanto mais próximo a zero, melhor. O cálculo de tal taxa não é limitado apenas a avaliação da performance dos subconjuntos de validação e treinamento, mas também pode ser utilizado para verificar a qualidade da previsão.

Outro ponto importante durante a criação da rede NARX foi a determinação da quantidade de neurônios. Para conseguir chegar nesse feito, é preciso seguir um ciclo que consiste em inicializar os pesos e treinar a rede 10 vezes seguidas a cada mudança na quantidade de neurônios, obtendo a cada treino o MSE, em seguida calculando a média total dos MSE de cada treino. A melhor topologia de rede será aquela que possui a menor média do MSE, dentre elas é escolhida a rede que teve a melhor inicialização (menor MSE). Esse método de avaliação está em conforme como sugerido em (PRECHELT, 1994).

Primeiramente, foi criado uma topologia com 5 neurônios na camada oculta com função de ativação sigmoide logística, e a cada ciclo se adicionava mais cinco neurônios. Nesse trabalho foram feitos 4 ciclos no total, tanto para o conjunto de dados do circuito 1 de CDV III quanto para os dados do parque de CDV III, cada qual utilizando o algoritmo de aprendizado de Levenberg Marquardt. O resultado desse processo pode ser conferido na Tabela 10

Tabela 10 - Resultados dos ciclos de treino para cada topologia

	Topologia	Média MSE
Circuito 1	1x5x1	2,92E-11
	1x10x1	3,14E-11
	1x15x1	4,21E-11
	1x20x1	1,47E-10
Parque	1x5x1	2,99E-11
	1x10x1	8,96E-11
	1x15x1	7,93E-11
	1x20x1	2,43E-10

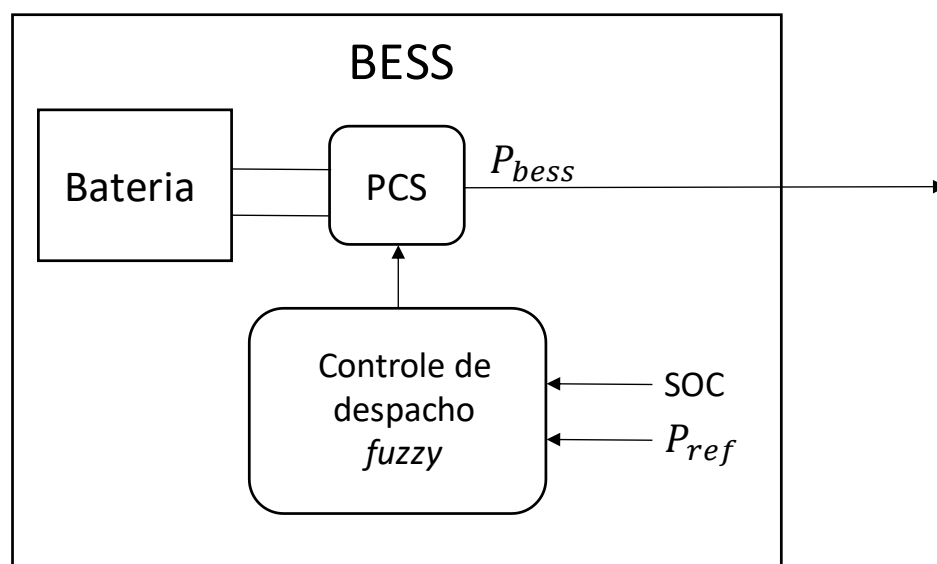
Fonte: Próprio autor

Quanto menor o erro da média e menor a quantidade de neurônios, melhor será a topologia. Ao consultar a Tabela 10, e ao seguir esse critério, tanto para os dados do circuito 1 quanto para os dados do parque, a topologia que apresentou o melhor resultado foi aquela com 5 neurônios na camada oculta. Entre as inicializações para 5 neurônios na camada oculta, os menores MSE foram $2,89e^{-11}$ e $2,95e^{-11}$ para circuito 1 e parque de CDV III, respectivamente. Logo, as redes referentes a essas inicializações serão utilizadas na etapa de simulação, em que os dados especialmente separados para esse momento foram utilizados. Os resultados podem ser conferidos no Seção 5.1.

4.3 DESENVOLVIMENTO DO SISTEMA DE CONTROLE DE DESPACHO DE POTÊNCIA ATIVA POR INFERÊNCIA FUZZY

A inferência *fuzzy* possui capacidade de atuar como sistema de controle, especialmente aqueles que se baseiam em regras, com isso em mente resolveu-se adaptar o controle baseado em regras desenvolvido na Seção 4.1 para inferência *fuzzy*, assim o sistema de despacho se apresenta como pode ser conferido na Figura 24

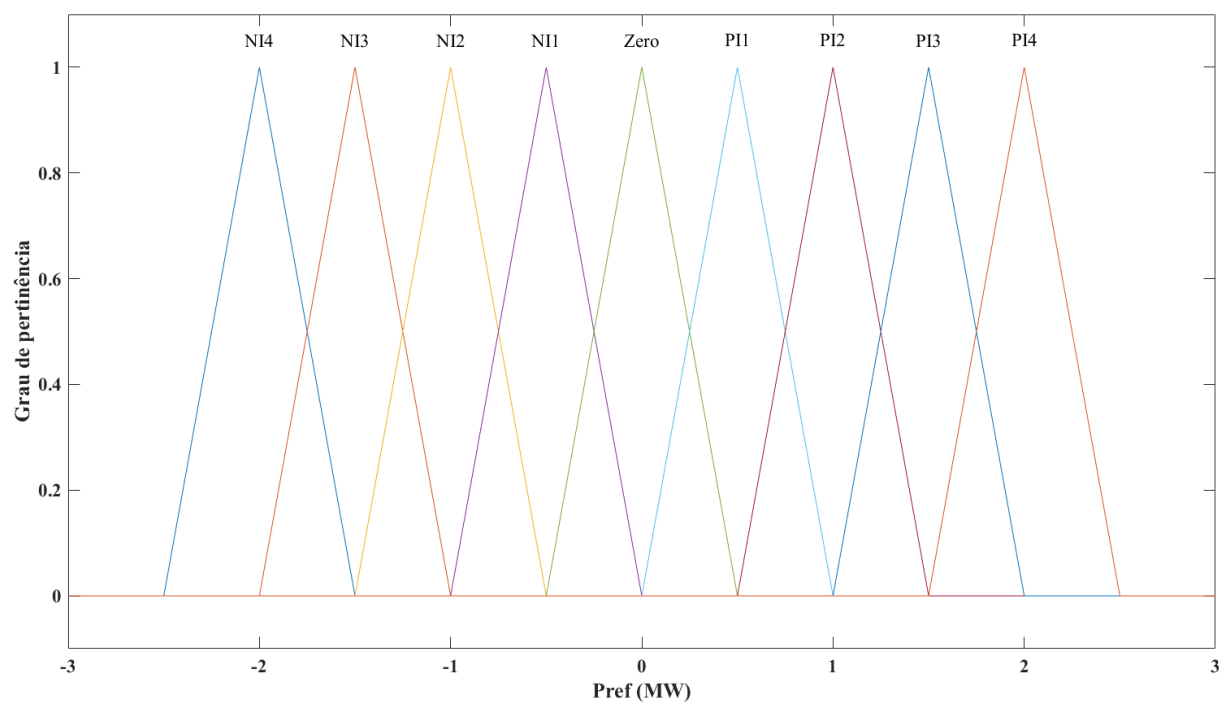
Figura 24 - Sistema de despacho de potência ativa através de inferência *fuzzy*



Fonte: Próprio autor

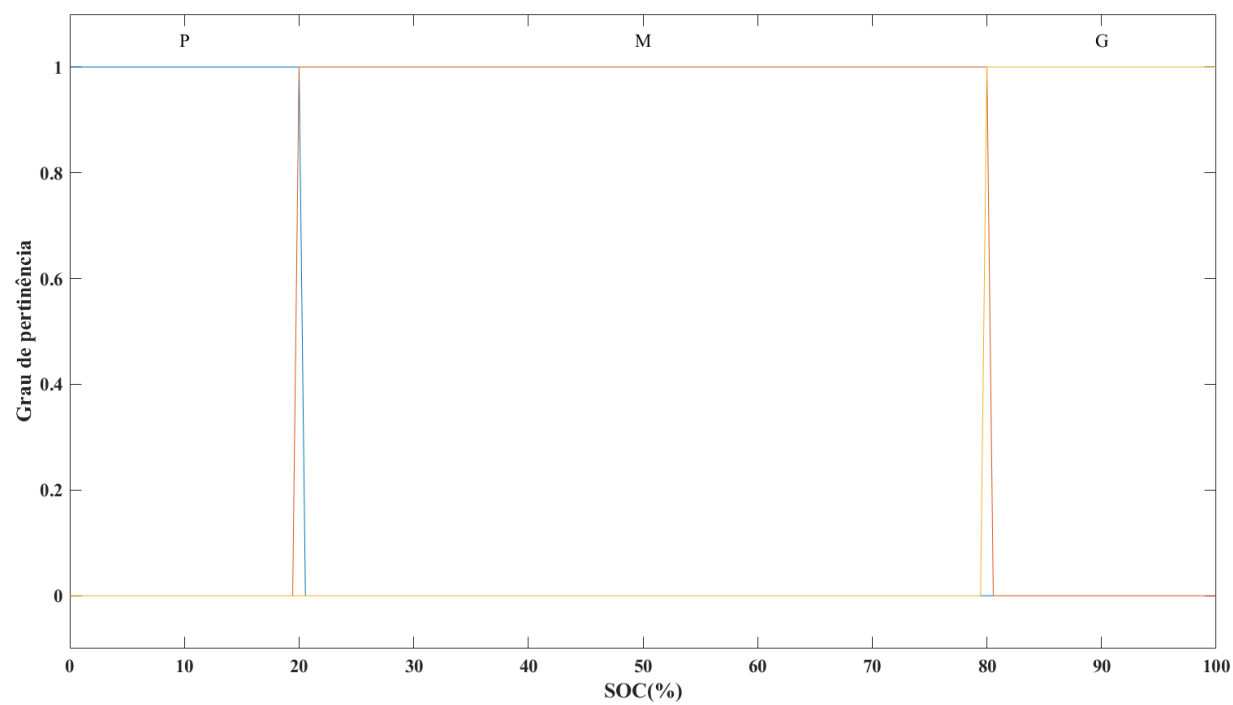
O controle de despacho *fuzzy* é do tipo Mamdani (pois sua utilização é mais intuitiva e simples que o modelo do tipo Takagi - Sugeno), com defuzzificação do tipo centroide e possui as mesmas entradas e saídas que o sistema de controle de despacho de potência ativa baseado em regras. As funções pertinência de entrada e saída seguem nas Figura 25, Figura 26 e Figura 27.

Figura 25 - Funções pertinência para potência referência

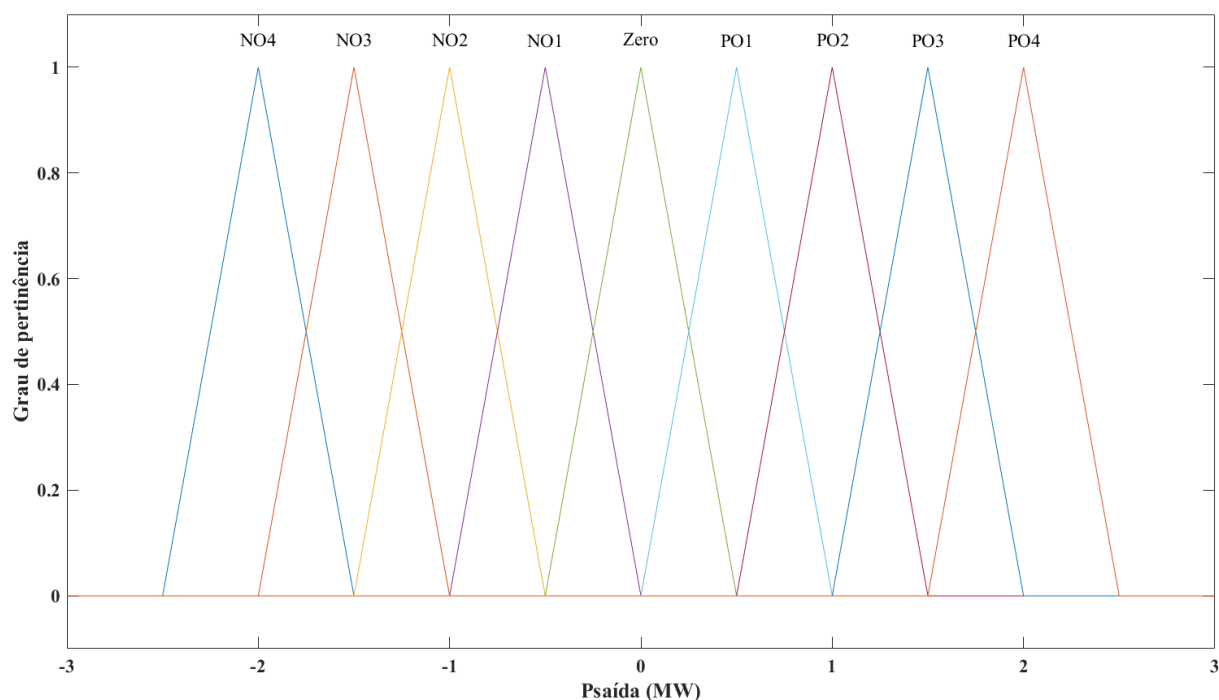


Fonte: Próprio autor

Figura 26 - Funções pertinência para SOC



Fonte: Próprio autor

Figura 27 - Funções pertinência para potência de saída

Fonte: Próprio autor

O tipo de função pertinência é escolhido de forma empírica, observando quais funções acarretam nos melhores resultados. Neste caso, para a potência de referência e potência de saída, a melhor função de pertinência foi a triangular, enquanto que para o SOC foi a trapezoidal.

As funções pertinência para potência referência e potência de saída estão separadas em três grupos: (1) negativo, representados pelo N, no qual são fracionados em quatro porções a modo de melhorar o grau de pertinência e melhor representar o comportamento da potência quando essa está negativa; (2) positivo, representados pelo P, também fracionado em quatro partes, porém, dessa vez, a modo de representar o comportamento da potência quando está positiva; e (3) zero, no qual representa uma região em que o valor de potência pode ser positivo ou negativo. As funções pertinência para o SOC são divididas em três segmentos: P, quando o estado de carga é pequeno; M, que é quando o estado de carga é grande; e G que é quando o estado de carga é grande.

Atribuída as funções pertinência, já pode-se conferir as regras do sistema de despacho de potência ativa elucidadas na Tabela 11 - Regras inferência fuzzyTabela 11.

Tabela 11 - Regras inferência *fuzzy*

		SOC		
		P	M	G
P_{ref}	NI4	NO4	NO4	-
	NI3	NO3	NO3	-
	NI2	NO2	NO2	-
	NI1	NO1	NO1	-
	Zero	-	Zero	-
	PI1	-	PO1	PO1
	PI2	-	PO2	PO2
	PI3	-	PO3	PO3
	PI4	-	PO4	PO4

Fonte: Próprio autor

No total são 17 regras, todas estão de acordo com o sistema de controle de despacho de potência ativa baseado em regras apresentado na Seção 4.1. Os resultados referentes a simulação utilizando o controle de despacho *fuzzy* estão presentes na Seção 5.2.

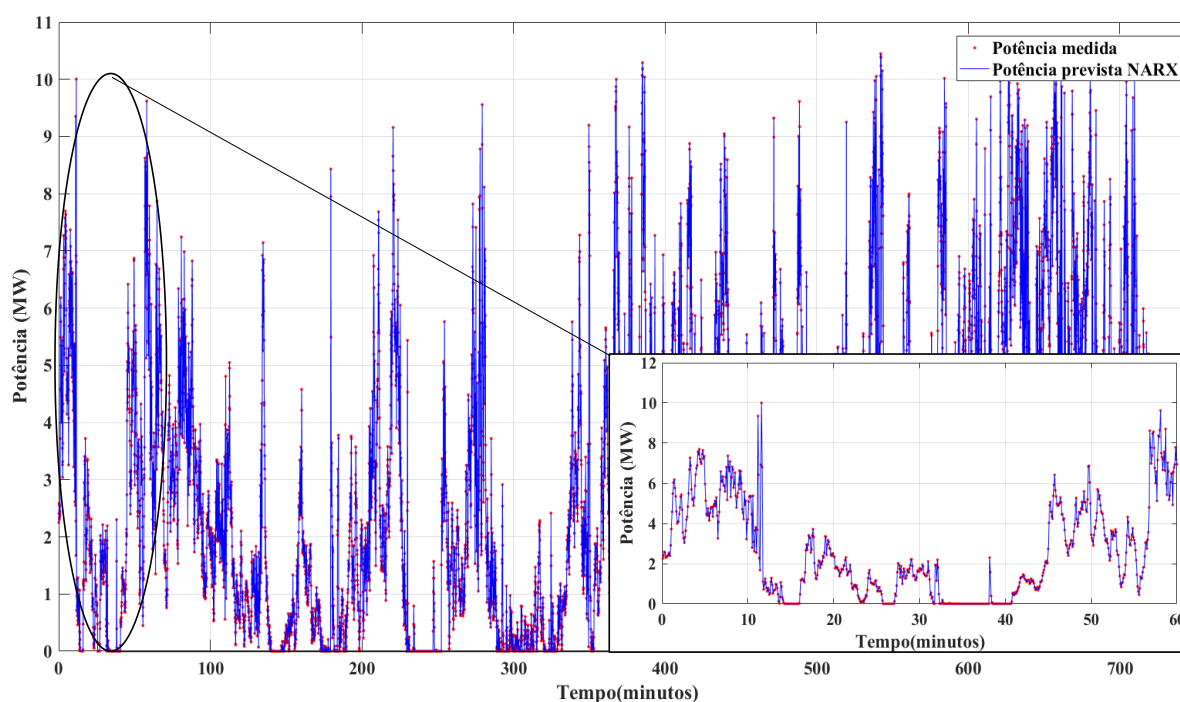
5 RESULTADOS DE SIMULAÇÕES

Neste capítulo são apresentados e discutidos os resultados das simulações referentes aos modelos desenvolvidos no capítulo 4, que são a RNA de arquitetura NARX, o sistema de despacho de potência ativa baseado em regras e o sistema de despacho de potência ativa através de inferência fuzzy.

5.1 SIMULAÇÕES E RESULTADOS REDE NEURAL NARX

Os primeiros resultados são alusivos a simulação da NARX na previsão para o próximo instante (este sendo de 5 minutos) da potência eólica gerada para o mês de abril de 2018. Na Figura 28 é apresentado o resultado pertencente para o circuito 1 de CDV III.

Figura 28 - Comparação da potência medida com a previsão realizada pela rede NARX para o circuito 1 de CDV III



Fonte: Próprio autor

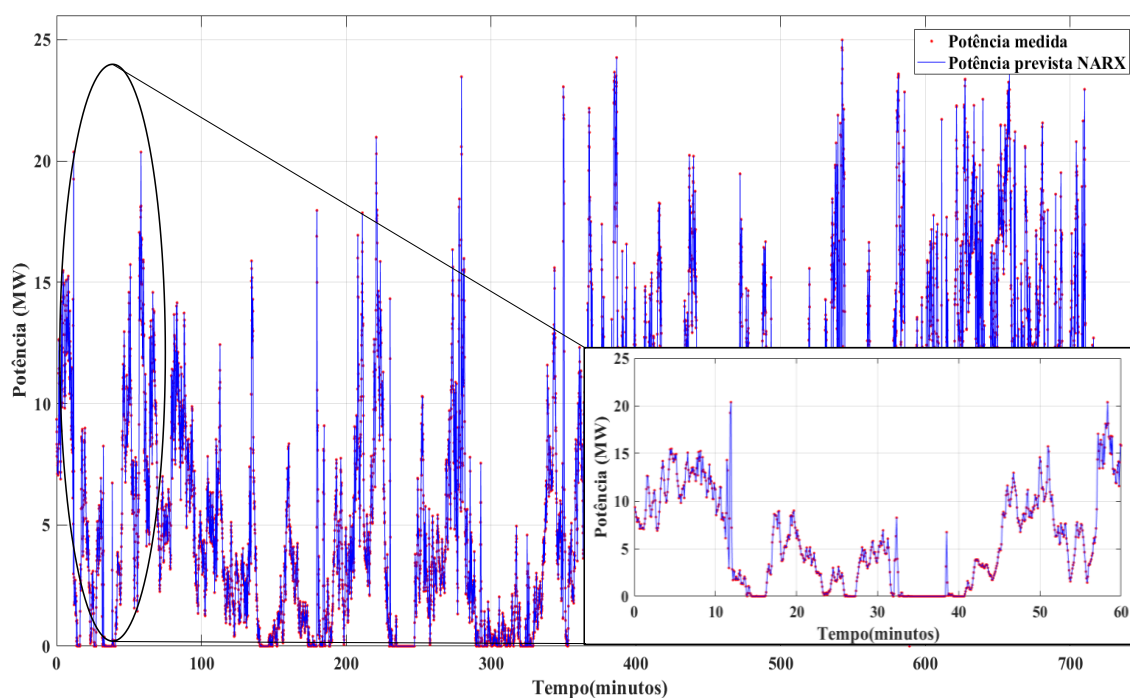
É possível notar que a potência prevista pela NARX (representada pela linha sólida) consegue acompanhar bem o perfil da potência gerada um passo à frente (representada pelos pontos), o qual era o objetivo da RNA. A ampliação na primeira hora de previsão tem como

objetivo tornar mais clara a percepção de tal acompanhamento. O erro médio quadrático da previsão para essa topologia foi de $1,77e^{-10}$.

É comum o erro aumentar ao se introduzir novos dados a uma RNA já treinada. Em redes NARX, ao se mudar da configuração SP para P, é normal os erros aumentarem ou diminuírem. Considerando esses pontos, e ao comparar com os erros da fase de treinamento, o MSE obtido nessa simulação pode ser considerado satisfatório.

Na Figura 29 é apresentado a previsão da rede NARX para o parque de CDV III. De modo similar a previsão para o circuito 1, a arquitetura NARX desenvolvida para prever a potência gerada pelo parque de CDV III, mais uma vez se mostrou capaz de acompanhar o perfil da potência gerada um passo à frente, o que está claro na ampliação. O erro de previsão para essa topologia foi de $3,65e^{-10}$.

Figura 29 - Comparação da potência medida com a previsão obtida pela arquitetura NARX para o parque de CDV III para o mês de abril de 2018



Fonte: Próprio autor

Do mesmo modo, os erros de previsão para essa topologia são um pouco maiores que os obtidos na etapa de treinamento, mas não discrepantes, assim sendo considerado satisfatório.

5.2 SIMULAÇÕES E RESULTADOS CONTROLE DE DESPACHO BASEADO EM REGRAS E POR INFERENCIA FUZZY

Uma vez com a previsão realizada, seguiu-se em utilizar a ferramenta de simulação do controle de despacho. Porém antes de avançar, algumas considerações devem ser levantadas: (1) o sistema de conversão nessa simulação é considerado ideal, não apresentando perdas e conseguindo entregar $2MW$ como requisitado; (2) é assumido que a energia nominal do BESS é igual a sua potência nominal; (3) assume-se que o tempo de resposta do BESS é ideal.

A princípio, para alcançar uma potência de saída mais suavizada, foi utilizada a técnica de média móvel na potência eólica prevista pela NARX. A equação que descreve a média móvel na potência eólica prevista é dada por:

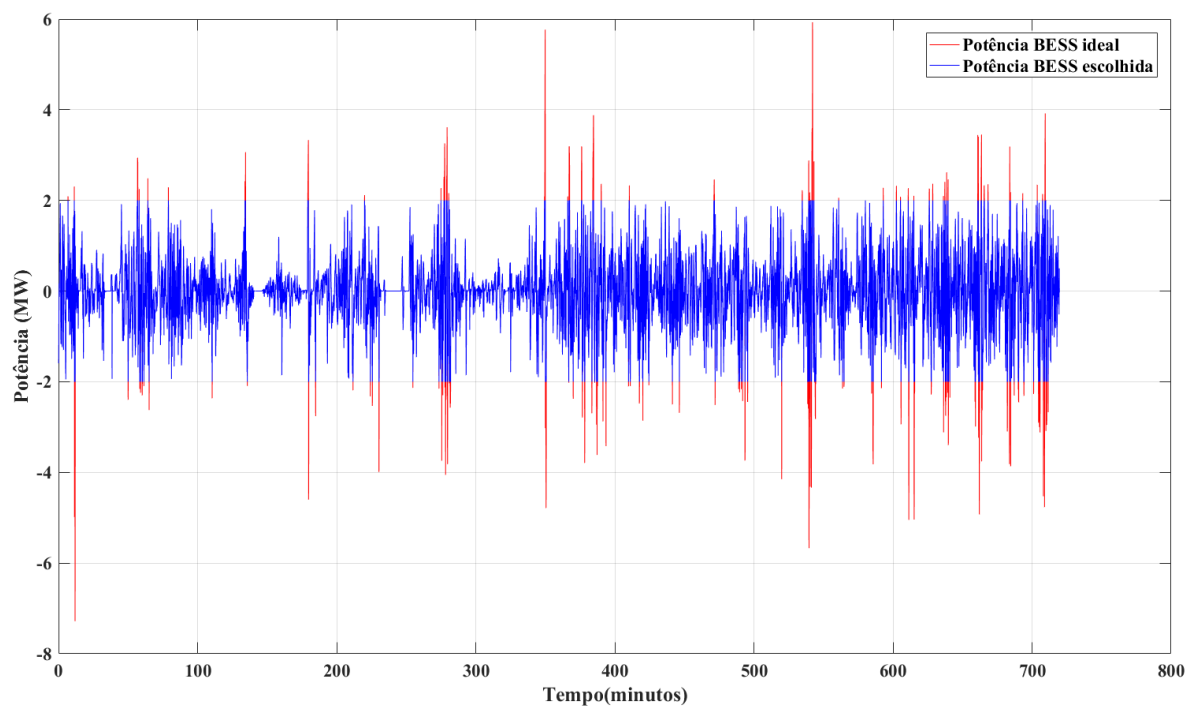
$$p_{prevsuave} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_{eólicaprev,i} \quad (35)$$

Essa técnica calcula a média de uma certa quantidade de elementos de um vetor. A quantidade de elementos é determinada pelo comprimento da janela, definido aqui pelo coeficiente “n”. Neste trabalho, o comprimento dessa janela é estabelecido como 12 para representar uma hora, pois os dados de previsão providos pela rede neural NARX estão em amostras de 5 minutos, logo é calculado a cada passo de tempo (por exemplo, primeiro minuto, depois segundo minuto e assim consecutivamente) a média de 12 elementos do vetor $p_{eólicaprev}$. Dessa forma, é garantindo que a cada intervalo de previsão (5 minutos) se tem uma potência suavizada referente a média hora. Portanto, a equação da potência de referência definida na Seção 4.1.1 pode ser reescrita como:

$$P_{ref}(t) = P_{prevsuave}(t) - P_{eólica}(t) \quad (36)$$

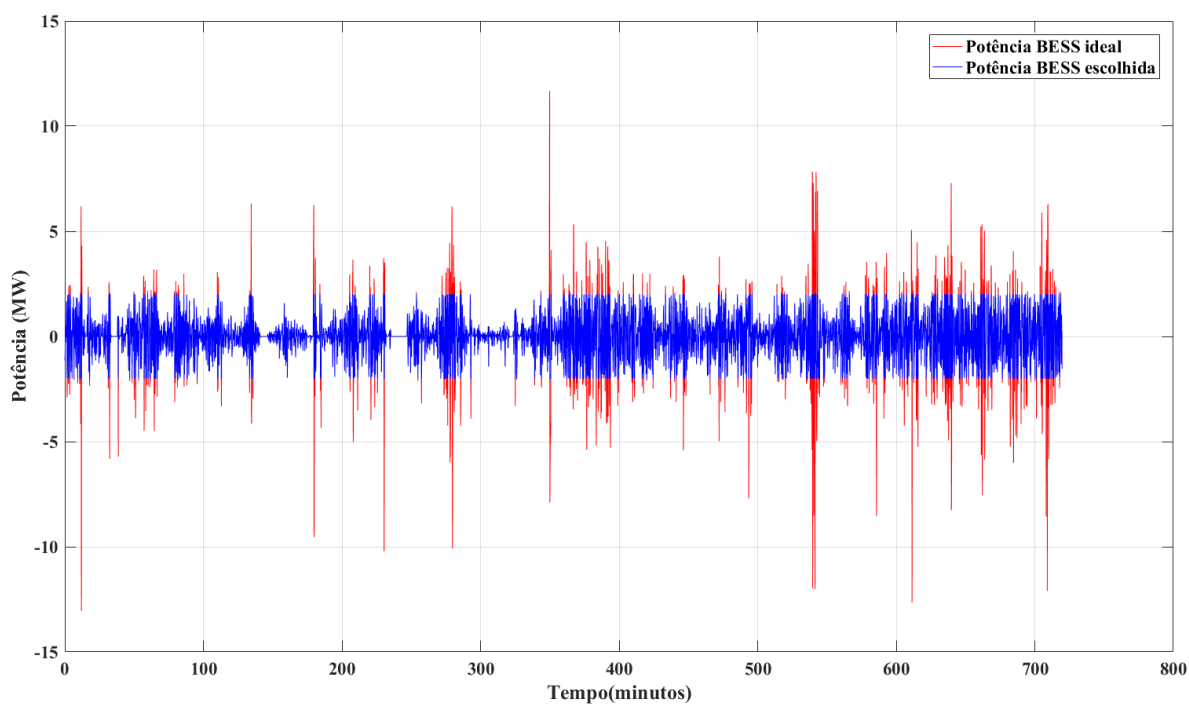
Após a utilização dessa técnica, determinou-se o perfil de comportamento ideal do BESS para o circuito 1 e para o parque através da Equação (36), que estão ilustrados, respectivamente, nas Figura 30 e Figura 31. Em ambas as figuras também está ilustrado o perfil de comportamento limitado à capacidade de um BESS $2MW$, no qual foi determinada na Seção 4.1.2 através do gráfico da distribuição acumulada da variação absoluta da potência eólica ativa do sistema, analisado em relação à potência média horária.

Figura 30 - Perfil ideal e limitado (escolhido) de carga e descarga do BESS para o circuito 1 de CDV III, para o mês de abril de 2018



Fonte: Próprio autor

Figura 31 - Perfil ideal e limitado (escolhido) de carga e descarga do BESS para o parque de CDV III para o mês de abril de 2018



Fonte: Próprio autor

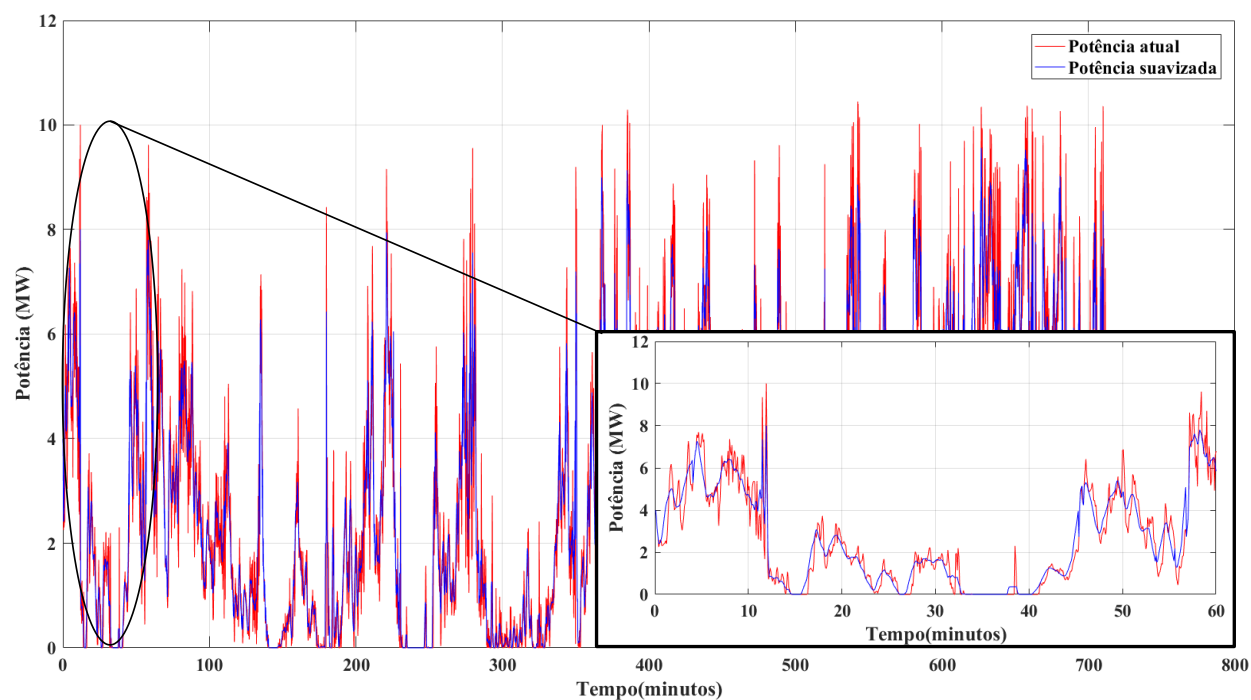
É possível notar que, devido a limitação de potência imposta, o BESS nem sempre será capaz de atender a todos os casos de demanda. Como já visto na Seção 4.1.2 com o acumulador limitado a $2MW$, o próprio é capaz de atender a 95% dos casos para o circuito 1 e a 85% para o parque, porém não pode ser bem visto nas Figura 30 e Figura 31. Assim, para se confirmar tal capacidade, a Equação (37) é utilizada.

$$Capacidade(\%) = \frac{P_{reflim,total}}{P_{refideal,total}} * 100 \quad (37)$$

Onde $P_{reflim,total}$ é equivalente a potência referência ativa total entregue em MW limitada a um determinado limite de capacidade, enquanto $P_{refideal,total}$ seria a potência referência ativa total entregue em MW sem levar em consideração tais limites. Para o caso do circuito 1, a Equação (37) apresentou o resultado de 95,44%, enquanto que para o caso do parque o resultado foi de 85,89%, assim ambos os resultados estão coerentes ao que foi determinado na Seção 4.1.2.

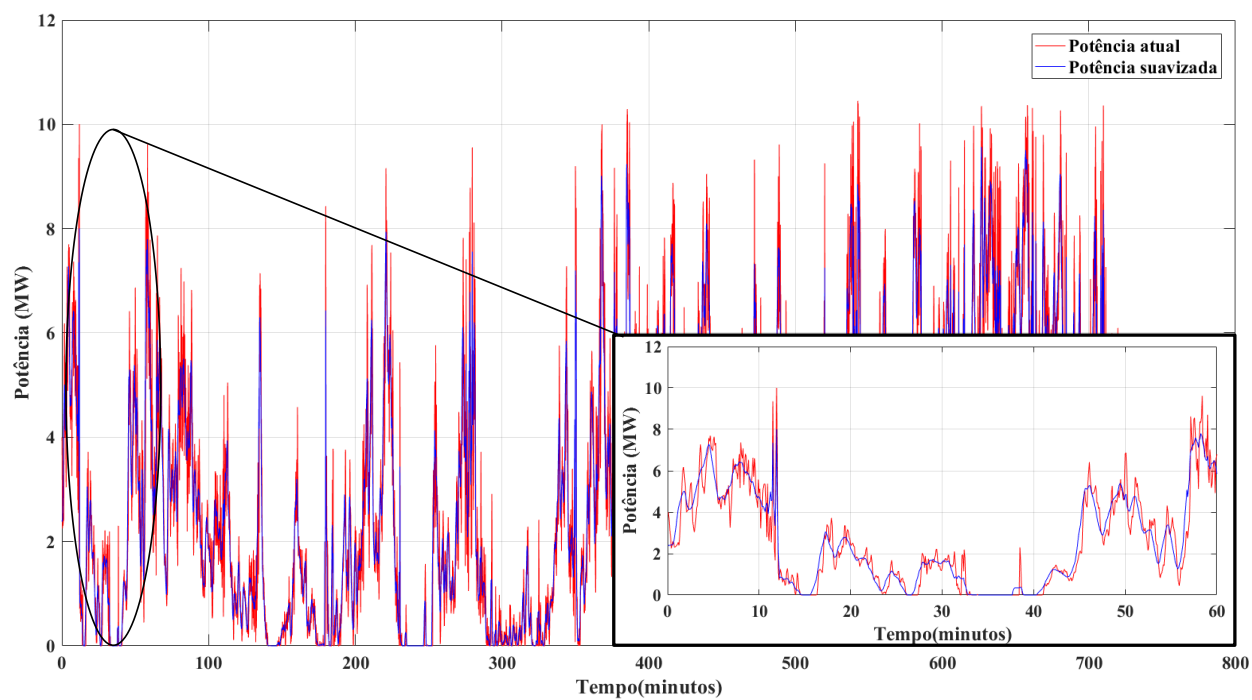
Uma vez determinada a potência de referência a ser seguida e confirmando a sua capacidade de atender as necessidades de demanda por potência ativa do sistema, o controle de despacho baseado em regras e o controle de despacho por inferência *fuzzy* foram postos para realizar a suavização de potência. Os resultados dessa tarefa para o circuito 1 e para o parque de CDV III para o mês de abril de 2018 podem ser vistos, respectivamente, nas Figura 32, Figura 33, Figura 34, Figura 35.

Figura 32 - Suavização de potência para o circuito 1 de CDV III para o mês de abril de 2018 através do controle de despacho de potência ativa baseado em regras.



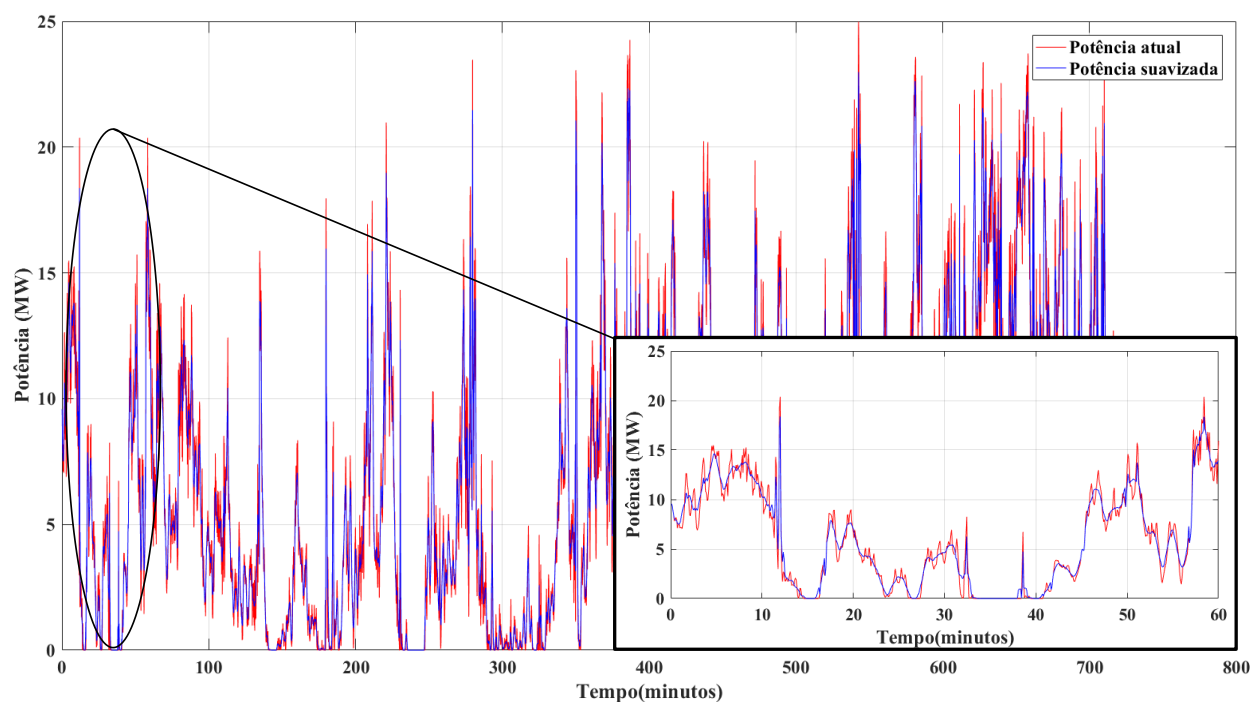
Fonte: Próprio autor

Figura 33 - Suavização de potência para o circuito 1 de CDV III para o mês de abril de 2018 através do controle de despacho de potência ativa por inferência *fuzzy*.



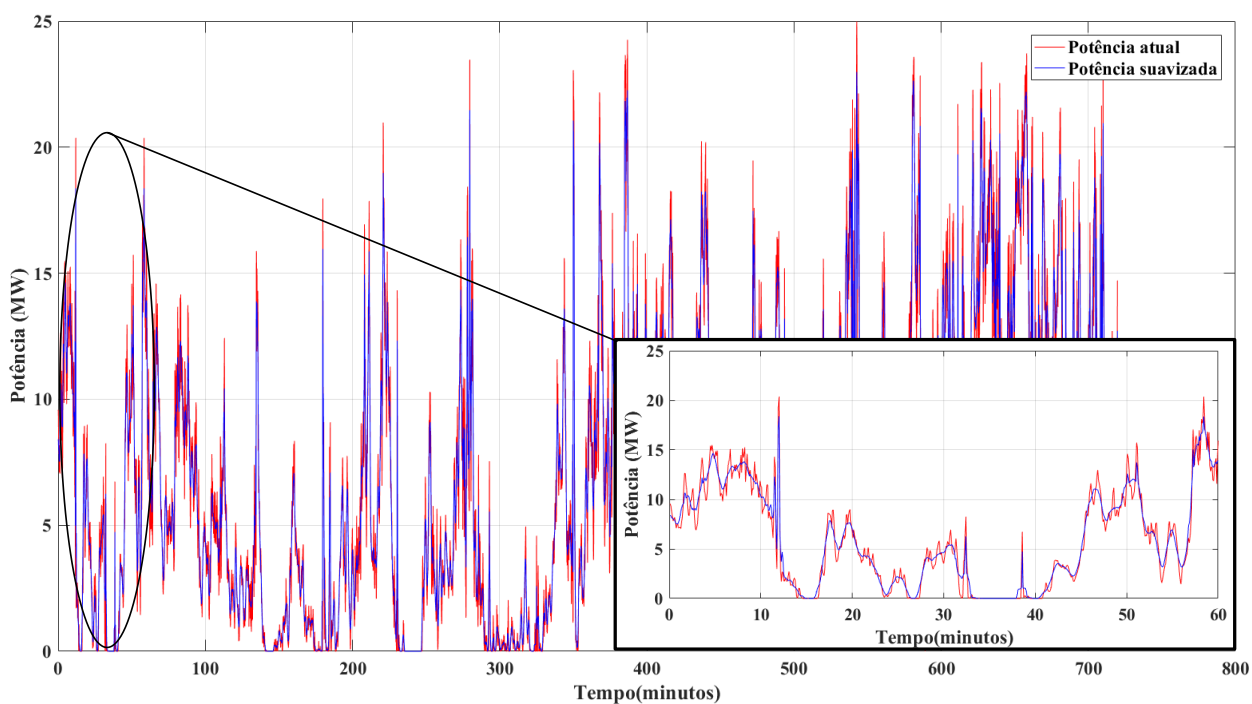
Fonte: Próprio autor

Figura 34 - Suavização de potência para o parque de CDV III para o mês de abril de 2018 através do controle de despacho de potência ativa baseado em regras.



Fonte: Próprio autor

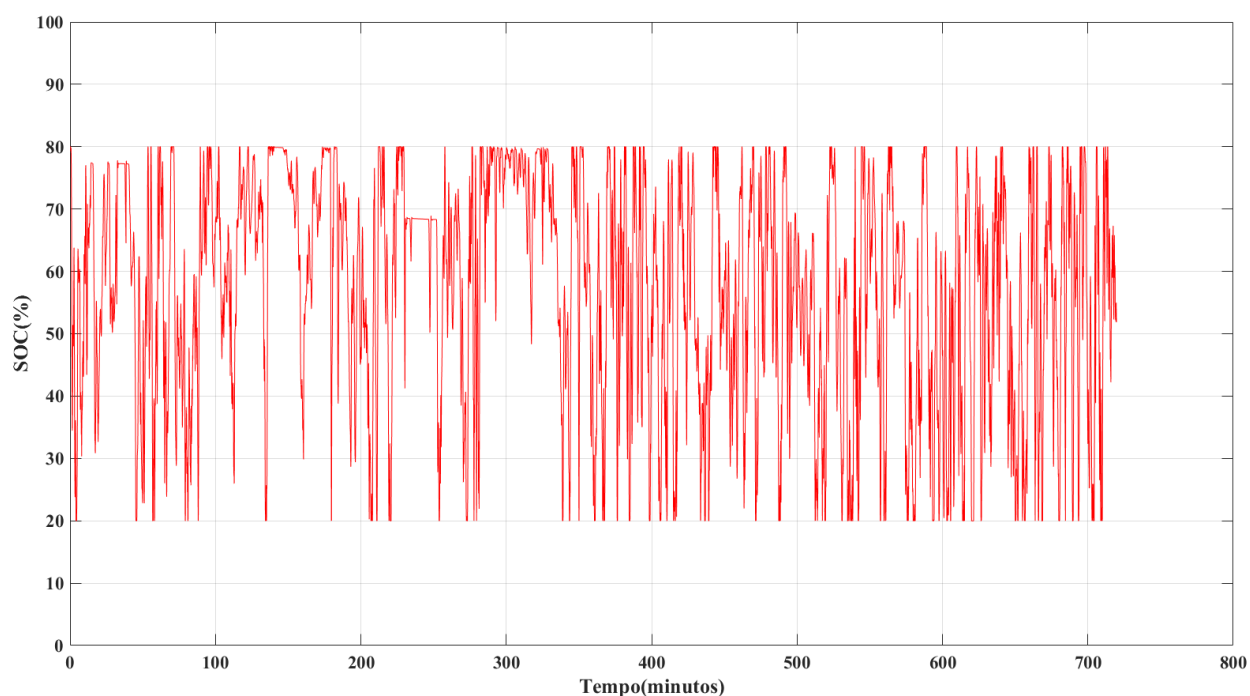
Figura 35 - Suavização de potência para o parque de CDV III para o mês de abril de 2018 através do controle de despacho de potência ativa por inferência *fuzzy*.



Fonte: Próprio autor

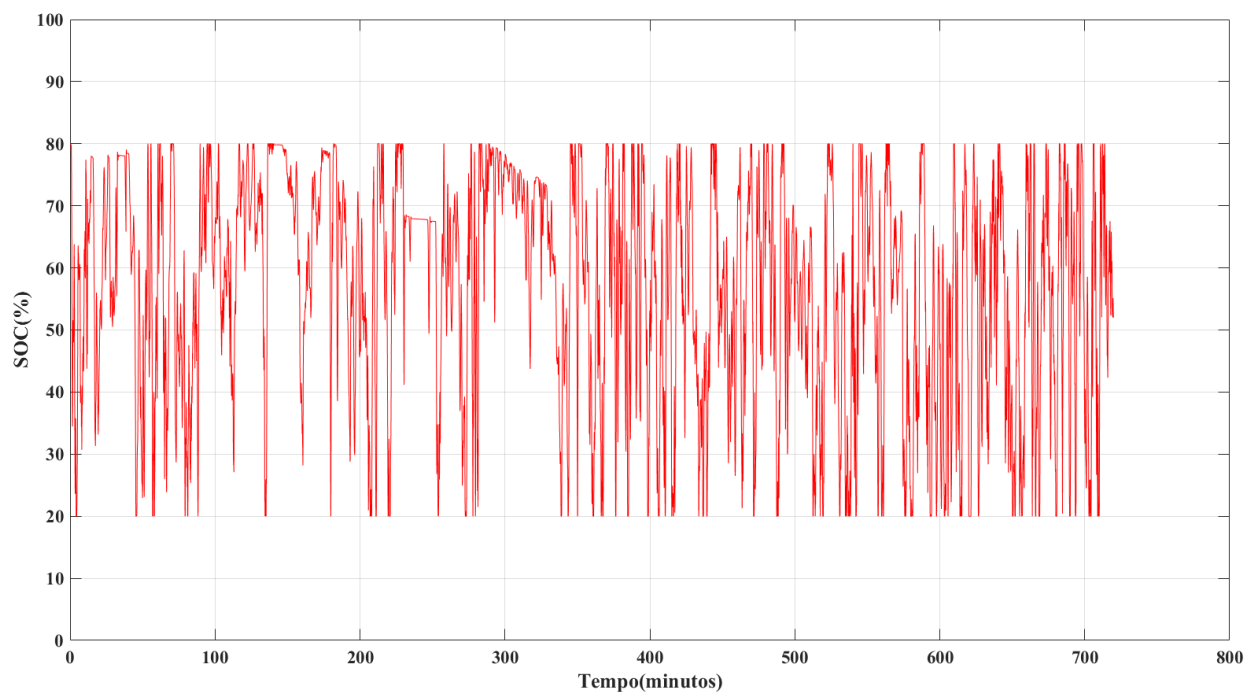
É possível notar que ambos os controles de despachos apresentam resultados bastante similares. Ademais, visualmente, nota-se que para a capacidade de $2MW$, o BESS consegue exercer bem a tarefa da suavização de potência ativa tanto para o circuito 1 quanto para o parque de CDV III. Apesar de ocorrer a suavização da potência ativa, é preciso destacar que há alguns momentos em que o BESS não consegue suavizar a mesma, isso ocorre por causa da limitação da capacidade de potência imposta ou pelo próprio limite do estado de carga do BESS. O gráfico que ilustra o comportamento do estado de carga do banco de baterias do BESS aplicado ao circuito 1 e ao parque de CDV III através dos controles de despacho baseado em regras e por inferência *fuzzy* podem ser vistos nas Figura 36, Figura 37, Figura 38 e Figura 39.

Figura 36 - Estado de carga do banco de baterias do BESS para o circuito 1 de CDV III para o controle de despacho de potência ativa baseado em regras



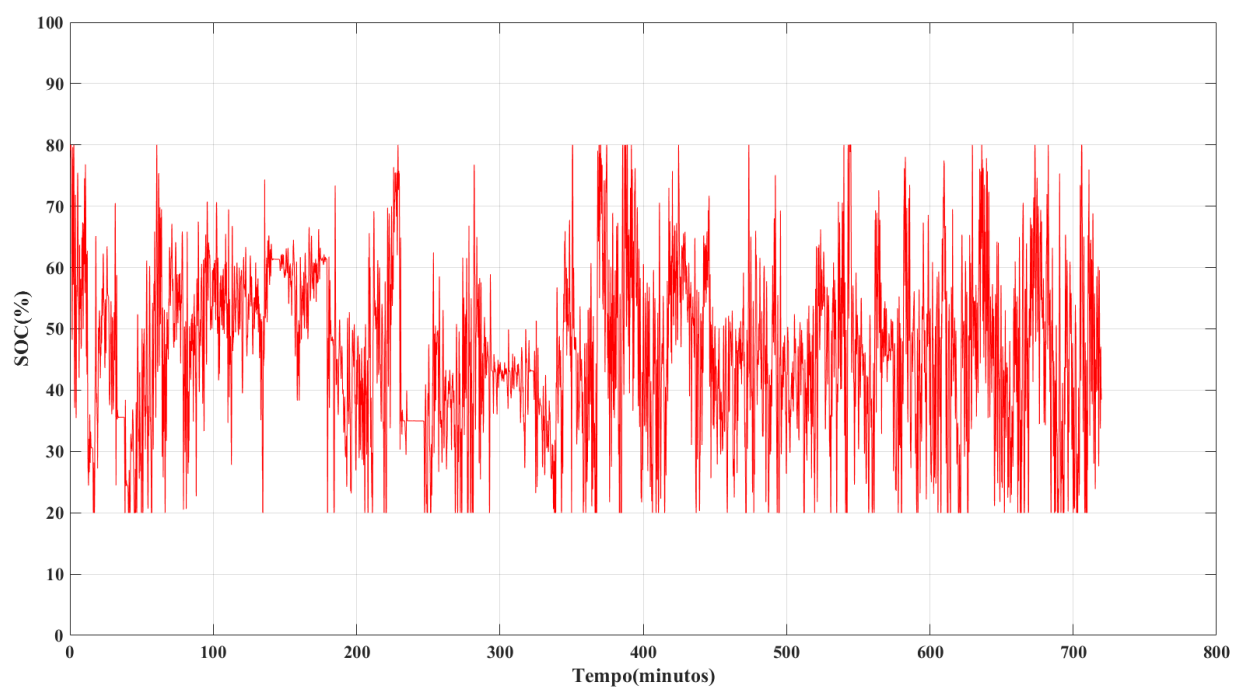
Fonte: Próprio autor

Figura 37 - Estado de carga do banco de baterias do BESS para o circuito 1 de CDV III para o controle de despacho de potência ativa por inferência *fuzzy*.



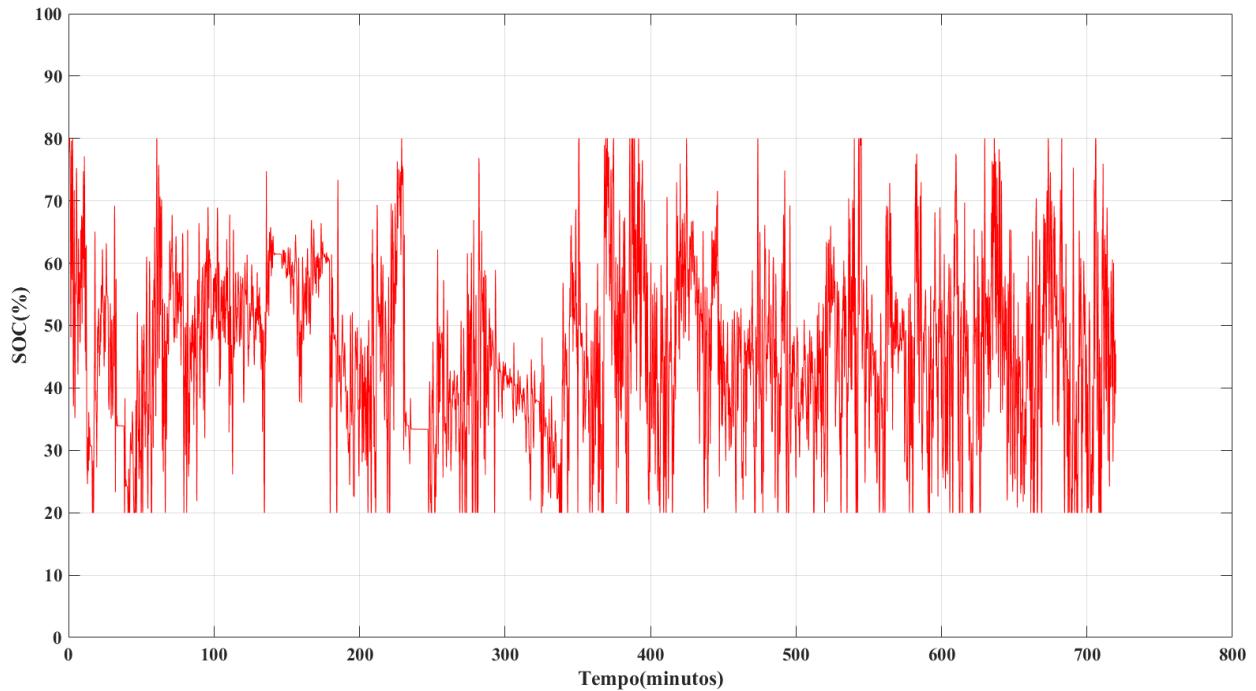
Fonte: Próprio autor

Figura 38 - Estado de carga do banco de baterias do BESS para parque de CDV III para o controle de despacho de potência ativa baseado em regras



Fonte: Próprio autor

Figura 39 - Estado de carga do banco de baterias do BESS para parque de CDV III para o controle de despacho de potência ativa por inferência *fuzzy*



Fonte: Próprio autor

De forma nítida, é possível verificar que o estado de carga é mantido dentro dos limites impostos (20% para o valor mínimo e 80% para o valor máximo), em média para o circuito 1, o valor de estado de carga se encontra entre 80% e 50% , e para o parque o valor se encontra em média entre 60% e 40%, o motivo disso ocorrer se dá pela potência de demanda para o parque ser consideravelmente maior que a do circuito 1, podendo ser de até 20MW. É verificado que o controle de despacho de potência ativa baseado em regras e o controle de despacho de potência ativa através de inferência *fuzzy* são capazes de realizar a suavização enquanto é mantido os limites do estado de carga do banco de baterias e a capacidade de potência do BESS.

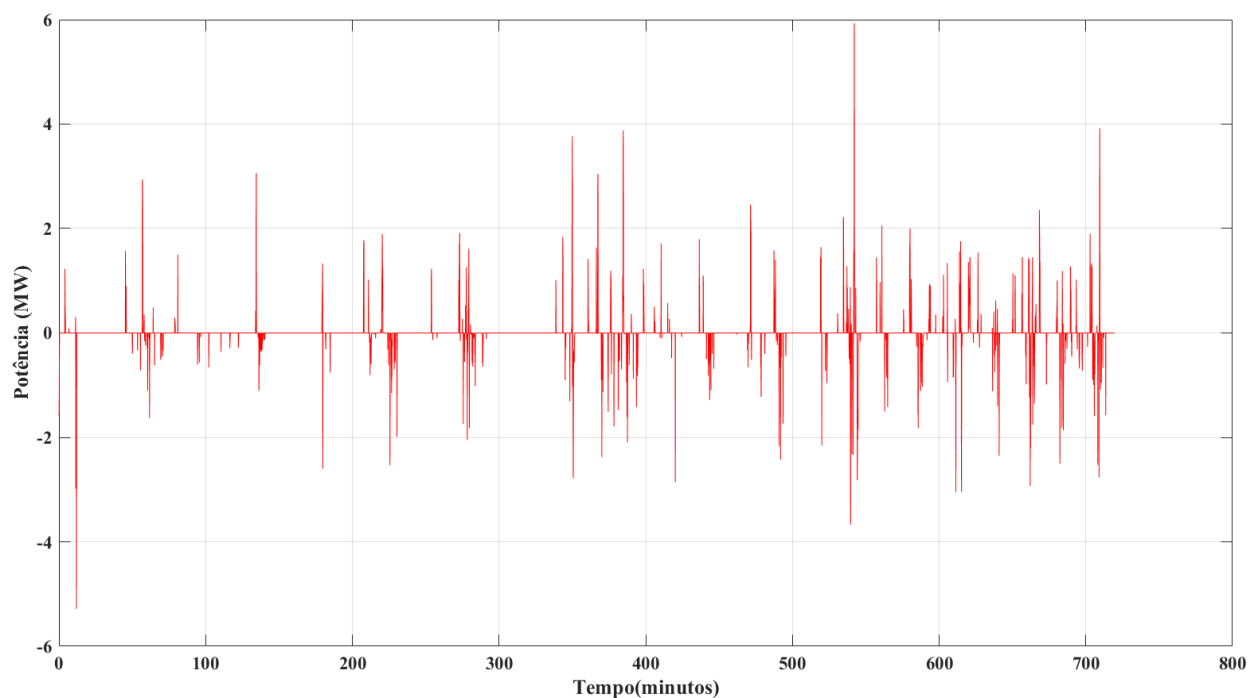
Para averiguar o bom funcionamento da suavização de potência realizada pelo BESS, é realizado o cálculo da divergência conforme a Equação (38).

$$Divergência = P_{prevsuave} - P_{suavizada} \quad (38)$$

Essa equação descreve a diferença entre a potência prevista suavizada (determinada pela técnica de média móvel) e a potência total (26) que está sendo entregue ao sistema de potência. Os resultados podem ser conferidos nas Figura 40Figura 41Figura 42Figura 43 para o controle de

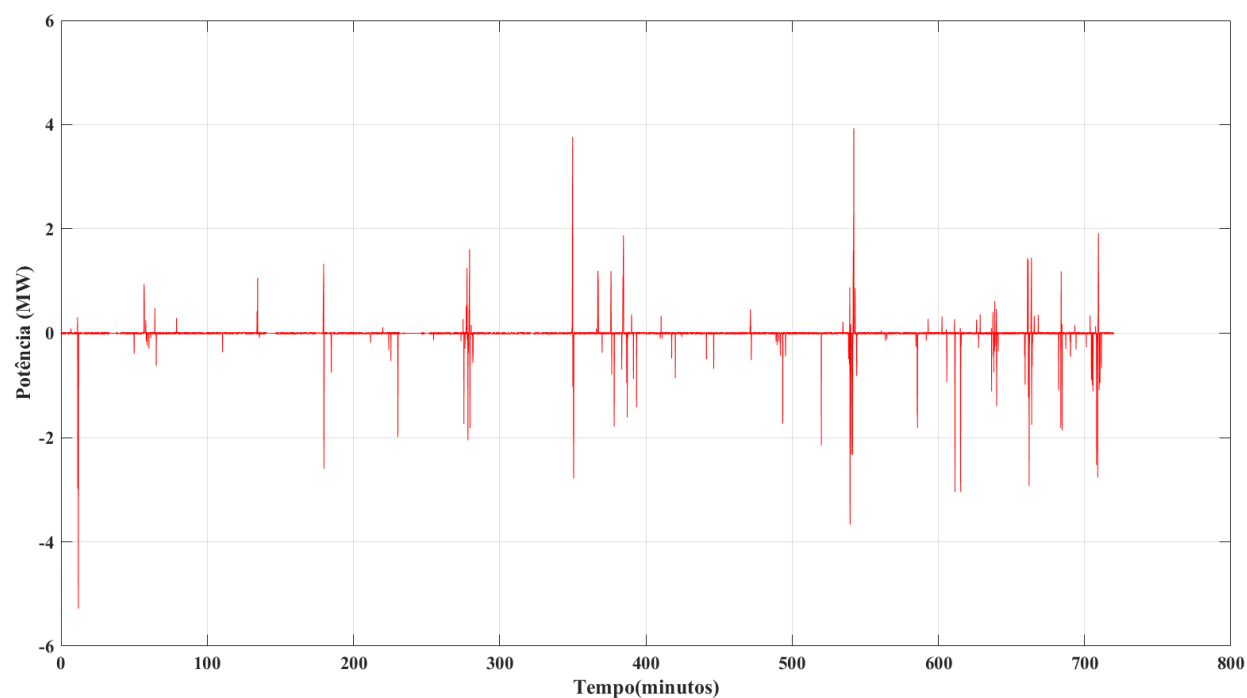
despacho realizado baseado em regras e o controle de despacho feito através de inferência *fuzzy*, cada um para o circuito 1 de CDV III e para o parque de CDV III.

Figura 40 - Divergência entre potência prevista suavizada e potência para circuito 1 de CDV III para o mês de abril 2018 para o controle de despacho de potência ativa baseado em regras



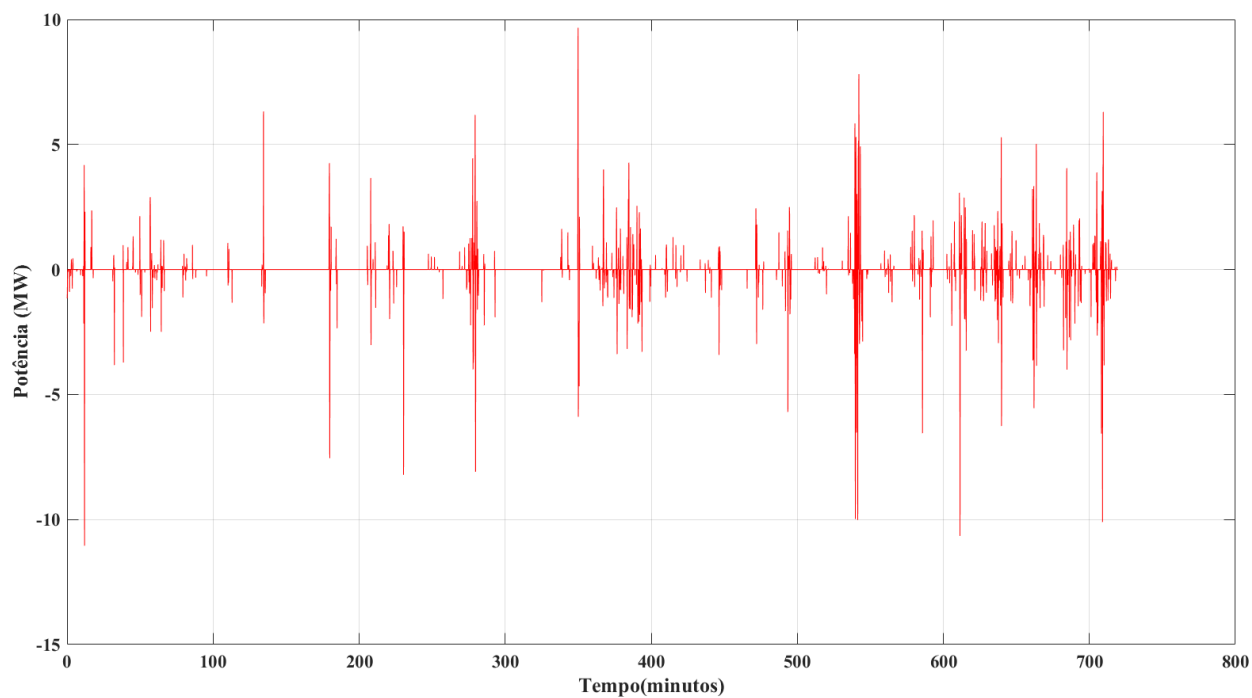
Fonte: Próprio autor

Figura 41 - Divergência entre potência prevista suavizada e potência para circuito 1 de CDV III para o mês de abril 2018 para o controle de despacho de potência ativa através de inferência *fuzzy*



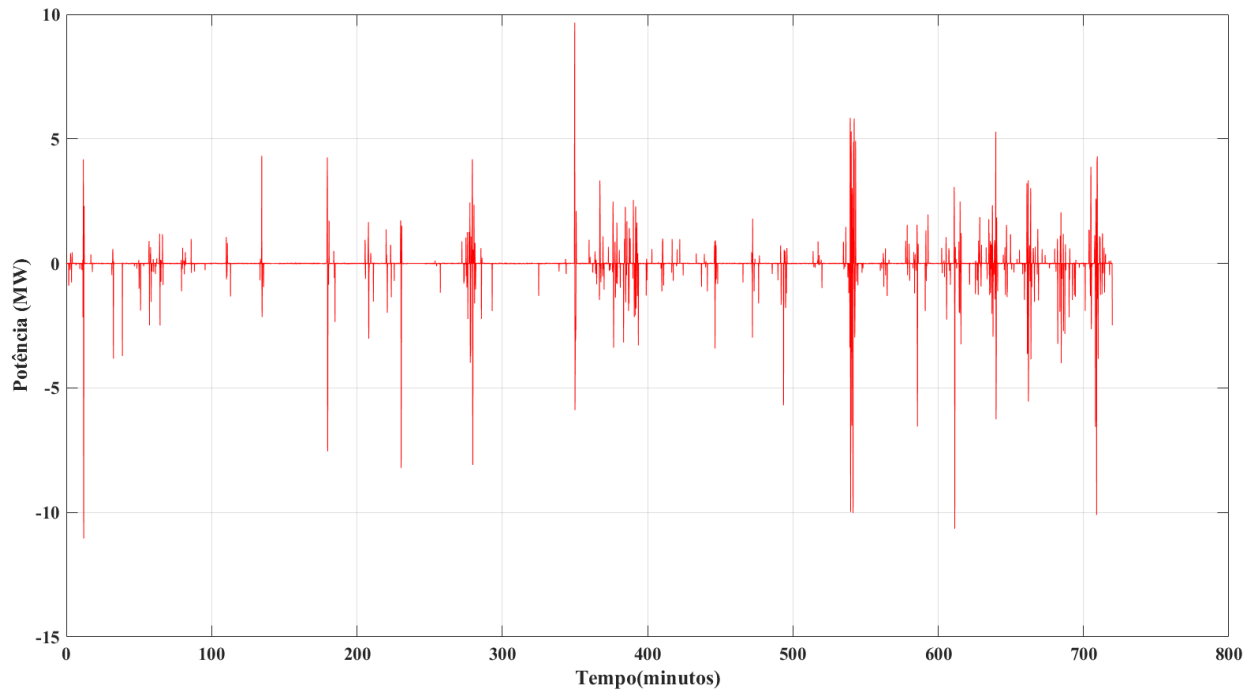
Fonte: Próprio autor

Figura 42 - Divergência entre a potência prevista suavizada e a potência para o parque de CDV III para o mês de abril 2018 para o controle de despacho de potência ativa baseado em regras



Fonte: Próprio autor

Figura 43 - Divergência entre a potência prevista suavizada e a potência para o parque de CDV III para o mês de abril 2018 para o controle de despacho de potência ativa através de inferência fuzzy



Fonte: Próprio autor

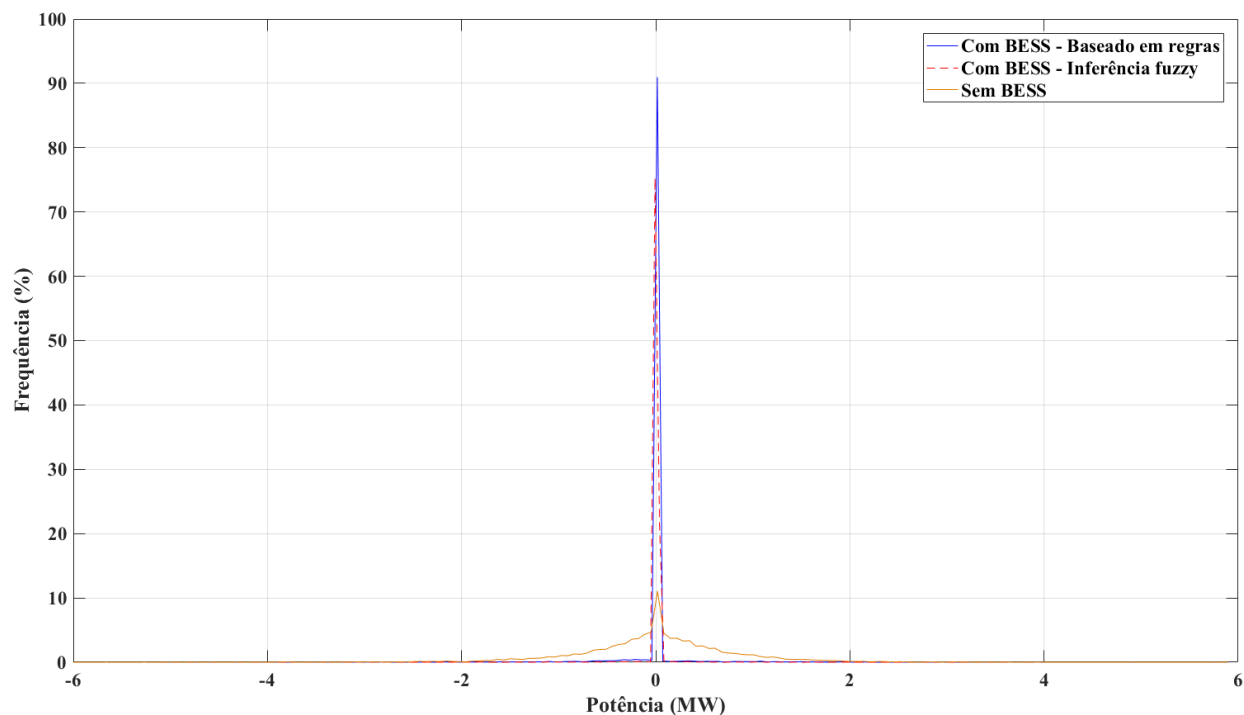
De acordo com a Equação (38), quanto menor a diferença entre as potências, melhor é o resultado. Levando em consideração esse raciocínio, pode-se afirmar que o controle de despacho baseado em regra apresenta uma performance melhor, pois possui mais valores de erro/divergência centrados em torno de zero, entretanto, a divergência gerada pelo controle de despacho através de inferência *fuzzy* também pode ser considerada satisfatória, pois apesar de demonstrar uma certa oscilação de valores ínfimos de erro em torno de zero, esse controle apresenta erros de magnitude menor ao ser comparado com a divergência gerada pelo controle de despacho baseado em regras .

Para confirmar a melhoria que é gerada na potência de saída ao utilizar o BESS, uma comparação, através de histogramas entre a divergência da potência de saída total entregue ao sistema com e sem BESS é realizada. A comparação leva em consideração os dois controles de despachos explorados neste trabalho. A Equação (39) representa a divergência para o caso sem BESS.

$$Divergência_{S/BESS} = P_{prevsuave} - P_{eólica} \quad (39)$$

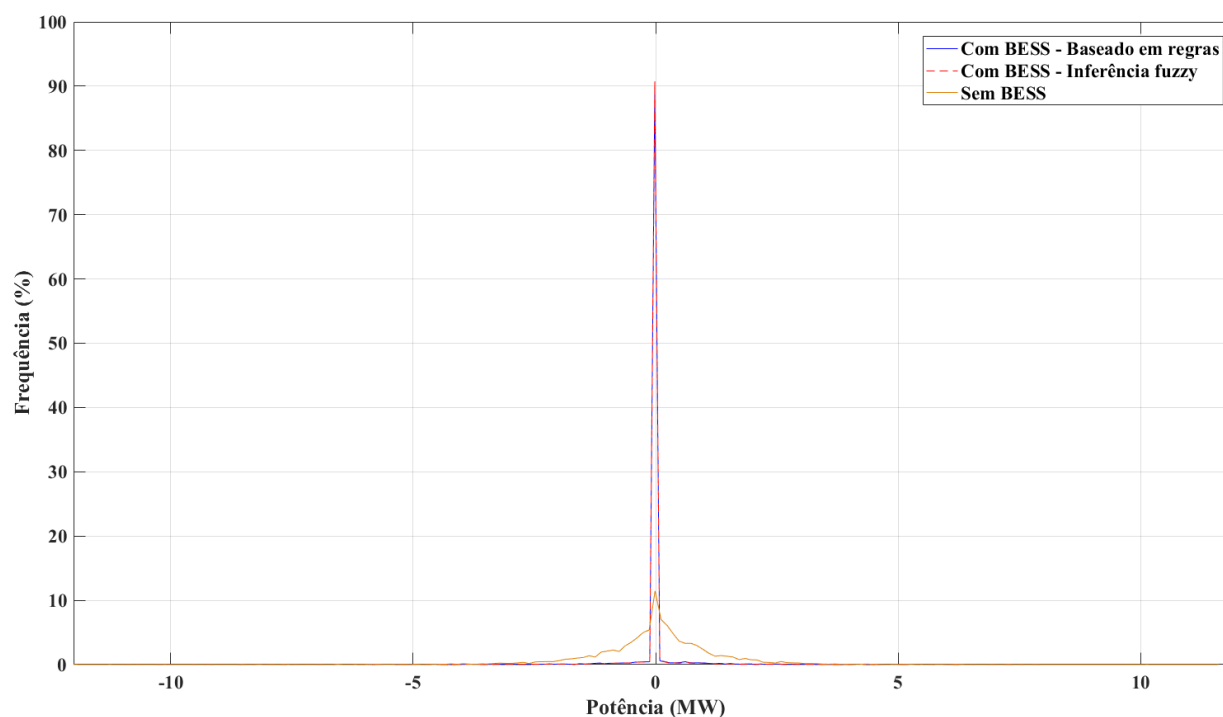
De modo similar a Equação (38), a divergência do caso sem BESS representa a diferença entre a potência prevista suavizada e a potência instantânea gerada pela fonte eólica. A comparação entre os casos é ilustrada nas Figura 44 e Figura 45, respectivamente, para o circuito 1 e para o parque de CDV III.

Figura 44 - Histograma de divergência com e sem BESS para circuito 1 de CDV III para o mês de abril 2018



Fonte: Próprio autor

Figura 45 - Histograma de divergência com e sem BESS para parque de CDV III para o mês de abril 2018



Fonte: Próprio autor

É possível verificar pelas figuras apresentadas que, a potência ativa do sistema elétrico se encontra mais dispersa no cenário “sem BESS”, e mais concentrada no cenário “com BESS”, esse comportamento de concentração é reflexo da potência referência que está sendo utilizada em ambos sistemas de controle. No histograma, uma divergência ideal seria aquela onde todos os valores estivessem concentrados no zero e sua frequência de repetição fosse de 100%, pois desse modo representaria uma diferença nula entre a potência referência e a potência de saída do sistema BESS.

Verifica-se, através das Figura 44 e Figura 45 que a divergência é praticamente nula na maioria das vezes (cerca de 90%) tanto para o circuito 1 quanto para o parque de CDV III ao utilizar o BESS com controle de despacho de potência ativa baseado em regras. Já no cenário do BESS utilizando o controle de despacho de potência ativa através de inferência *fuzzy*, a divergência para o circuito 1 é de cerca de 75% e em torno de 90% para o parque CDV III, cenários que não acontecem no caso de não utilizar o BESS, assim pode se perceber que o gráfico é mais disperso.

Por fim, a expectativa de vida do banco de bateria do BESS trabalhando para suavização de potência de saída para ambos controles de despacho, é determinada a partir do método exposto na Seção 4.1.3. Os resultados são apresentados na Tabela 12.

Tabela 12 - Expectativa de vida do banco de baterias do BESS

		expectativa de vida (anos)
Baseado em regras	circuito 1	11,2
	parque	8,8
Inferência fuzzy	circuito 1	10,3
	parque	8,5

Fonte: Próprio autor

De acordo com fabricantes, e como especificado nas tabelas presentes no Apêndice A, a média de vida de uma bateria de Li-íon é oscila entre 5 a 20 anos. Tanto para o circuito 1 quanto para o parque, para ambos controles de despacho, a expectativa de vida do banco de bateria do BESS condiz com a expectativa determinada pelos fabricantes. Contudo, a expectativa de vida útil da bateria é reduzida à nível de parque. Isso acontece devido a baixa capacidade da bateria, que apesar de ser capaz de atender a 85% dos casos (conforme determinado na Seção 4.1.2), está trabalhando em situações em que há uma demanda maior de potência. Também é interessante de observar que para o controle de despacho através de inferência *fuzzy*, a expectativa de vida é menor (ao ser comparado com o sistema de despacho baseado em regra), isso se dá em virtude da oscilação em torno do valor zero assim como visto nas Figura 44 e Figura 45.

6 CONCLUSÃO E PROPOSTA PARA TRABALHOS FUTUROS

Neste capítulo é apresentado as conclusões gerais deste trabalho, como também propostas para trabalhos futuros que podem ser gerados a partir desta dissertação.

6.1 CONCLUSÃO

Neste trabalho foram apresentados dois sistemas de controle do BESS (um baseado em regras e o outro por inferência *fuzzy*) ambos atuando em conjunto com uma rede neural NARX e suas previsões de potência eólica para, assim suavizar a potência ativa fornecida ao sistema elétrico pelos aerogeradores de um complexo eólico. Verificou-se, através das figuras apresentadas que, ambos os sistemas obtiveram resultados satisfatórios, uma vez que a potência entregue ao sistema elétrico foi suavizada enquanto mantendo-se os limites impostos ao estado de carga da bateria (SOC) do sistema BESS, desse modo assegurando o funcionamento apropriado da bateria.

Em relação a rede neural NARX, o ideal seria que fosse possível prever a potência ativa que iria ser gerada nos aerogeradores para o próximo instante, esse sendo os próximos 5 minutos, e nesse sentido, essa rede neural apresentou resultados satisfatórios ao se verificar que foi capaz de prever conforme requisitado. A previsão foi feita para duas determinadas situações, uma em que é previsto a potência ativa gerada por apenas um circuito de aerogeradores (5 aerogeradores de 2,1MW) e outra sendo para um parque de aerogeradores (12 aerogeradores de 2,1MW). A confirmação de uma predição satisfatória foi feita ao verificar-se que a rede NARX consegue acompanhar perfis de previsão desejados, ao inserir em suas entradas dados completamente fora aos que foram utilizados durante seu treinamento, e consequentemente se produz um baixo erro médio quadrático.

A respeito dos sistemas de controle para suavização de potência, confirmou-se que estão funcionando de modo satisfatório (tanto no cenário para apenas um circuito de aerogeradores quanto para um parque de aerogeradores). Ao analisar a divergência entre a potência que está sendo utilizada para referência da suavização e a potência que está sendo obtida na saída dos sistemas BESS, e verificar que essa divergência é zero na grande maioria dos momentos em que ambos sistemas de controle atuam, constata-se que os sistemas estão de fato suavizando, pois acompanham a potência referência.

O impacto na potência ativa que está sendo entregue ao sistema elétrico é analisado através dos histogramas das divergências para um sistema com e sem BESS. É possível verificar que a potência ativa no cenário “sem BESS” é mais dispersa, enquanto que no cenário “com BESS” a potência é mais concentrada, significando que os sistemas de controle estão acompanhando a potência de referência e, conseqüentemente, suavizando.

Em suma, foi determinado a expectativa de vida do banco de baterias do sistema BESS, em que se reflete se os sistemas de controle estão assegurando o funcionamento correto da bateria ao verificar se sua expectativa de vida, trabalhando sobre a tarefa de suavização de potência, se encontra dentro da expectativa determinada por fabricantes.

Outrossim, a expectativa de vida para o circuito 1, em ambos sistemas de controles, foi condizente ao definido pelos fabricantes, sendo em torno de 11,2 e 10,3 anos, respectivamente, para o sistema de controle de despacho de potência ativa baseado em regras e o sistema de controle de despacho de potência ativa através de inferência *fuzzy*. Infelizmente, para o nível parque, em ambos sistemas de controle, a expectativa de vida foi reduzida, sendo de 8,8 e 8,5 anos, respectivamente, para o sistema de controle baseado em regras e o sistema de controle através de inferência *fuzzy*. Apesar de tudo, pode-se considerar que as baterias possuem vida útil dentro do esperado, para ambos sistemas de controle de despacho e níveis do complexo eólico aqui estudado.

6.2 TRABALHOS FUTUROS

A aplicação de suavização de potência é uma das mais comuns a se utilizar com sistemas de armazenamentos especialmente quando utilizado em conjuntos com fontes renováveis, como sugestão para trabalhos futuros, sugere-ses:

- Utilizar os sistemas de controle aqui desenvolvidos em conjunto com fonte solar.
- Utilizar os sistemas de controles aqui desenvolvidos com sistemas híbridos.
- Utilizar outros modelos de baterias, como baterias de fluxo, para suavização de potência em conjunto com o sistema de controle aqui desenvolvido.
- Estudar outros sistemas de armazenamento, como super capacitores, para a aplicação de suavização de potência.

- Explorar outras topologias de RNA para previsão de geração eólica e utilizá-las em conjunto com os sistemas de controle aqui investigados.
- Aplicar na prática os sistemas de controles aqui desenvolvidos.

REFERÊNCIAS

- BARBOUR, Edward. **Energy Storage Sense**. [s.d.]. Disponível em: <<http://energystoragesense.com/>>.
- BEAUDIN, Marc et al. Energy storage for mitigating the variability of renewable electricity sources: An updated review. **Energy for sustainable development**, [s. l.], v. 14, n. 4, p. 302–314, 2010.
- BEZERRA DE SOUSA, Ramon. **Avaliação de modelos de inteligência artificial para previsão da velocidade de vento em curto prazo**. 2014. Universidade Federal de Pernambuco, [s. l.], 2014. Disponível em: <<https://repositorio.ufpe.br/handle/123456789/14993>>
- BINDNER, Henrik et al. Lifetime modelling of lead acid batteries. **Benchmarking**, [s. l.], v. 12, p. 82, 2005.
- BOLUND, Björn; BERNHOFF, Hans; LEIJON, Mats. Flywheel energy and power storage systems. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, [s. l.], v. 11, n. 2, p. 235–258, 2007.
- BOUSSAADA, Zina et al. A Nonlinear Autoregressive Exogenous (NARX) Neural Network Model for the Prediction of the Daily Direct Solar Radiation. **Energies**, [s. l.], v. 11, n. 3, p. 620, 2018.
- CARNEGIE, Rachel et al. Utility scale energy storage systems. **State Utility Forecasting Group. Purdue University**, [s. l.], v. 1, 2013.
- CHEN, Haisheng et al. Progress in electrical energy storage system: A critical review. **Progress in natural science**, [s. l.], v. 19, n. 3, p. 291–312, 2009.
- CHEN, Sheng; BILLINGS, S. A.; GRANT, P. M. Non-linear system identification using neural networks. **International journal of control**, [s. l.], v. 51, n. 6, p. 1191–1214, 1990.
- COUNCIL, Global Wind Energy. Global wind energy outlook 2016. **GWEC. Online: <http://www.gwec.net/publications/global-wind-energy-outlook/global-wind-energy-outlook-2016>**, [s. l.], 2016.
- DA SILVA, Ivan Nunes et al. Artificial neural networks. **Cham: Springer International Publishing**, [s. l.], 2017.

DI PIAZZA, Annalisa; DI PIAZZA, Maria Carmela; VITALE, Gianpaolo. Solar and wind forecasting by NARX neural networks. **Renewable Energy and Environmental Sustainability**, [s. l.], v. 1, p. 39, 2016.

DÍAZ-GONZÁLEZ, Francisco et al. A review of energy storage technologies for wind power applications. **Renewable and sustainable energy reviews**, [s. l.], v. 16, n. 4, p. 2154–2171, 2012.

DOE, EPRI. Electricity Storage Handbook in Collaboration with NRECA. **EPRI, Albuquerque**, [s. l.], 2013.

EYER, Jim; COREY, Garth. Energy storage for the electricity grid: Benefits and market potential assessment guide. **Sandia National Laboratories**, [s. l.], v. 20, n. 10, p. 5, 2010.

GIEBEL, Gregor et al. The state-of-the-art in short-term prediction of wind power: A literature overview. **ANEMOS. plus**, [s. l.], 2011.

GIL, Antoni et al. State of the art on high temperature thermal energy storage for power generation. Part 1—Concepts, materials and modellization. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, [s. l.], v. 14, n. 1, p. 31–55, 2010.

GWEC, Global Wind Energy Council. Global Wind Report: Annual market update 2017. **URL <http://gwec.net/>**, [s. l.], 2018.

HAGAN, Martin T.; MENHAJ, Mohammad B. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm. **IEEE transactions on Neural Networks**, [s. l.], v. 5, n. 6, p. 989–993, 1994.

HAYKIN, Simon. **Neural networks: a comprehensive foundation**. [s.l.] : Prentice Hall PTR, 1994.

HU, Xiaosong et al. Technological developments in batteries: a survey of principal roles, types, and management needs. **IEEE Power and Energy Magazine**, [s. l.], v. 15, n. 5, p. 20–31, 2017.

IRENA. Battery Storage for Renewables: Market Status and Technology Outlook. **IRENA**, [s. l.], 2015.

IRENA. Electricity storage and renewables: Costs and markets to 2030. **IRENA**, [s. l.], 2017.

ISLAM, Farzana; AL-DURRA, Ahmed; MUYEEN, S. M. Smoothing of wind farm output by prediction and supervisory-control-unit-based FESS. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, [s. l.], v. 4, n. 4, p. 925–933, 2013.

KOSKO, Bart. **Fuzzy engineering**. [s.l.] : Prentice Hall Upper Saddle River, NJ, 1997. v. 13

LAMSAL, Dipesh et al. A fuzzy logic control approach for smoothing of wind and photovoltaic generation output fluctuations. In: CONTROL CONFERENCE (ANZCC), 2017 AUSTRALIAN AND NEW ZEALAND 2017, **Anais...** : IEEE, 2017.

LANDBERG, Lars et al. Short-term prediction—an overview. **Wind Energy: An International Journal for Progress and Applications in Wind Power Conversion Technology**, [s. l.], v. 6, n. 3, p. 273–280, 2003.

LI, Xiangjun et al. Control strategy of battery state of charge for wind/battery hybrid power system. In: INDUSTRIAL ELECTRONICS (ISIE), 2010 IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON 2010, **Anais...** : IEEE, 2010

LI, Xiangjun et al. Fuzzy logic based smoothing control of wind/PV generation output fluctuations with battery energy storage system. In: ELECTRICAL MACHINES AND SYSTEMS (ICEMS), 2011 INTERNATIONAL CONFERENCE ON 2011, **Anais...** : IEEE, 2011.

LUO, Xing et al. Overview of current development in electrical energy storage technologies and the application potential in power system operation. **Applied energy**, [s. l.], v. 137, p. 511–536, 2015.

MADSEN, Henrik et al. Standardizing the performance evaluation of short-term wind power prediction models. **Wind Engineering**, [s. l.], v. 29, n. 6, p. 475–489, 2005.

MAHLIA, T. M. I. et al. A review of available methods and development on energy storage; technology update. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, [s. l.], v. 33, p. 532–545, 2014.

MANDIC, Danilo P.; CHAMBERS, Jonathon. **Recurrent neural networks for prediction: learning algorithms, architectures and stability**. [s.l.] : John Wiley & Sons, Inc., 2001.

MENEZES, J. M. P. **Redes neurais dinâmicas para predição e modelagem não-linear de séries temporais**Dissertação (Mestrado em Engenharia de Teleinformática)—Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, , 2006.

MENEZES JR, José Maria P.; BARRETO, Guilherme A. Long-term time series prediction with the NARX network: an empirical evaluation. **Neurocomputing**, [s. l.], v. 71, n. 16–18, p. 3335–3343, 2008.

NARENDRA, Kumpati S.; PARTHASARATHY, Kannan. Learning automata approach to hierarchical multiobjective analysis. **IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics**, [s. l.], v. 21, n. 1, p. 263–272, 1991.

PERAI, A. H. et al. A comparison of artificial neural networks with other statistical approaches for the prediction of true metabolizable energy of meat and bone meal. **Poultry science**, [s. l.], v. 89, n. 7, p. 1562–1568, 2010.

PRECHELT, Lutz. Proben1: A set of neural network benchmark problems and benchmarking rules. [s. l.], 1994.

RASTLER, D. M. **Electricity energy storage technology options: a white paper primer on applications, costs and benefits**. [s.l.] : Electric Power Research Institute, 2010.

RIBEIRO, Paulo F. et al. Energy storage systems for advanced power applications. **Proceedings of the IEEE**, [s. l.], v. 89, n. 12, p. 1744–1756, 2001.

ROSAS, Pedro. Dynamic influences of wind power on the power system. **Ørsted, March**, [s. l.], 2003.

SABIHUDDIN, Siraj; KIPRAKIS, Aristides; MUELLER, Markus. A numerical and graphical review of energy storage technologies. **Energies**, [s. l.], v. 8, n. 1, p. 172–216, 2014.

SFETSOS, Athanasios. A comparison of various forecasting techniques applied to mean hourly wind speed time series. **Renewable energy**, [s. l.], v. 21, n. 1, p. 23–35, 2000.

SIEGELMANN, Hava T.; HORNE, Bill G.; GILES, C. Lee. Computational capabilities of recurrent NARX neural networks. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)**, [s. l.], v. 27, n. 2, p. 208–215, 1997.

TAVARES VIEIRA GOUVEIA, Hugo. **Previsão de ventos e geração eólica do sistema NE: analisando diversos sítios e buscando a melhor modelagem através da inteligência artificial**. 2011. Universidade Federal de Pernambuco, [s. l.], 2011. Disponível em: <<https://repositorio.ufpe.br/handle/123456789/19920>>

TELEKE, Sercan et al. Control strategies for battery energy storage for wind farm dispatching. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, [s. l.], v. 24, n. 3, p. 725–732, 2009.

UNIVERSITY, Battery. **How to Prolong Lithium-based Batteries**. [s.d.]. Disponível em:

<https://batteryuniversity.com/learn/article/how_to_prolong_lithium_based_batteries>.

XU, Bolun et al. Modeling of lithium-ion battery degradation for cell life assessment. **IEEE Transactions on Smart Grid**, [s. l.], v. 9, n. 2, p. 1131–1140, 2018.

ZHAO, Haoran et al. Review of energy storage system for wind power integration support. **Applied Energy**, [s. l.], v. 137, p. 545–553, 2015.

APÊNDICE A - DADOS TÉCNICOS DAS TECNOLOGIAS ESS

Tabela 13 - Dados técnicos tecnologias ESS

	PHS	CAES	FES	Chumbo ácido	Li-ion
Potência nominal (MW)	100-5.000, 10-8.000	5-300, 0,01-3.0000	0.001-10, 0-0,25	0-20, 0-50	0-0,1, 1-100
Energia nominal (MWh)	500-8.000	2860	0,025-5	0,001-40	0,5
Densidade de potência (W/L)	0,1-0,2	0,5-2, 0,2-0,6	1.000-2.000, 5.000	90-700, 10-400	1.300-10.000
Densidade de energia (Wh/L)	0,2-2, 0,5-1,5	3-6, 2-6	20-80	50-80	200-400 200-500
Eficiência (%)	70-80, 65-87	41-75, 57-89	80-90, 70-96	75-90, 63-90	65-75, 70-100
Vida útil (anos)	>50, 40-60, 20-8 0	20-40, >25	15-20, 15	3-20, 3-15, 5-15	2-20, 10-14, 5-10
Ciclo de carga e descarga (ciclos)	>15.000, 10.000-60.000	>10.000, 8.000-30.000	20.000+, 10.000-100.000	250-1500, 100-2.000, 500-1.000	600-1.200, 2500+, 250-10.000
Tempo de resposta	minutos	minutos	segundos	Menor que segundos	Menor que segundos
Tempo de descarga	1-24+hrs	1-24+hrs	Até 8 seg	Até 10 hrs	Até 8 hrs
Auto descarga(%/dia)	Não possui	Não possui	24-100, 10 0	0,1-0,3, 0,033-1,10	0,03-0,33, 0,1-0,3
Maturidade Técnica	Completamente madura	Comprovada	Madura	Bem madura	Madura
Impacto ambiental	Grande	médio/baixo	Muito baixo	Grande	Grande/médio

Fonte: Adaptado (CHEN et al., 2009; DÍAZ-GONZÁLEZ et al., 2012; LUO et al., 2015; SABIHUDDIN; KIPRAKIS; MUELLER, 2014; ZHAO et al., 2015)

Tabela 14 - Dados técnicos tecnologias ESS

	NaS	NaNiCl	Redox vanádio (VRB)	TES
Potência nominal (MW)	0,5- 8, 0,01-80	0-53	0,03-3, 0-20	0,1-300, 10, 15
Energia nominal (MWh)	0,4-244, 8	-	1, 2-60	-
Densidade de potência (W/L)	120-160	20-300	0,5-2	-
Densidade de energia (Wh/L)	150-250, 15-300	108-190	20-70, 16-33	80-120, 120-200, 120-500
Eficiência (%)	70-80, 65-92	21-92,5	60-75, 60-88	30-60
Vida útil (anos)	5-20, 10-15	7-14	5-20, 5-10, 2-20	10-20, 5-15
Ciclo de carga e descarga (ciclos)	1.000-4.5000, 2500-4500, 2500	2.000-3.000	800-6.000, >10.000, 12.000+	-
Tempo de resposta	Menor que segundos	-	Segundos	Baixo
Tempo de descarga	Segundos até horas		Segundos-24hrs+	1-24hrs+
Auto descarga(%/dia)	0-20	11,89-26,25	Baixa	0,05-1
Maturidade Técnica	Comprovada	Comprovada	Comprovada	Madura
Impacto ambiental	Médio/baixo	Médio/baixo	Médio/baixo	Muito baixo

Fonte: Adaptado (CHEN et al., 2009; DÍAZ-GONZÁLEZ et al., 2012; LUO et al., 2015; SABIHUDDIN; KIPRAKIS; MUELLER, 2014; ZHAO et al., 2015)

Tabela 15 - Dados técnicos tecnologias ESS

	SMES	Supercapacitores
Potência nominal (MW)	0.01-200, 0,1-10	0-5, 0-0,3
Energia nominal (MWh)	0,015	0,01
Densidade de potência (W/L)	2600, 1000-4000	40.000-120.000, 100.000+
Densidade de energia (Wh/L)	6, 0,2-2,5	10-20, 10-30
Eficiência (%)	80-99, 75-80	65-99, 85-98
Vida útil (anos)	20-30, 20+	5-20, 4-12
Ciclo de carga e descarga (ciclos)	10.000-100.000, 100.000+	10.000-1.000.0000, 100.000+
Tempo de resposta	Menor que segundo	Menor que segundo
Tempo de descarga	Milissegundo até 30 min	10 segundos
Auto descarga(%/dia)	1-15, 10-15	0,46-40, 20-40
Maturidade Técnica	Comprovada	Comprovada
Impacto ambiental	Baixo	Muito baixa

Fonte: Adaptado (CHEN et al., 2009; DÍAZ-GONZÁLEZ et al., 2012; LUO et al., 2015; SABIHUDDIN; KIPRAKIS; MUELLER, 2014; ZHAO et al., 2015)