

TAINÁ MENDES BOTELHO

DETECÇÃO DE FALHA EM CONVERSOR CC-CC APLICÁVEL EM SISTEMAS FOTOVOLTAICOS

LAVRAS – MG

2022

TAINÁ MENDES BOTELHO

DETECÇÃO DE FALHA EM CONVERSOR CC-CC APLICÁVEL EM SISTEMAS FOTOVOLTAICOS

Monografia apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Graduação em Engenharia de Controle e Automação para a obtenção do título de Bacharel.

Prof. DSc. Daniel Augusto Pereira Orientador

Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da Biblioteca Universitária da UFLA, com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).

Botelho, Tainá Mendes

Detecção de falha em conversor CC-CC aplicável em sistemas fotovoltaicos / Tainá Mendes Botelho. – Lavras :
UFLA, 2022.
84 p. :

Monografia(Graduação)–Universidade Federal de Lavras, 2022.
Orientador: Prof. DSc. Daniel Augusto Pereira. Bibliografia.
1. Energia Fotovoltaica. 2. Conversor VR-BESS. 3. Detecção de Falha. I. Pereira, Daniel Augusto. II. Título.

TAINÁ MENDES BOTELHO

DETECÇÃO DE FALHA EM CONVERSOR CC-CC APLICÁVEL EM SISTEMAS FOTOVOLTAICOS

Monografia apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Graduação em Engenharia de Controle e Automação para a obtenção do título de Bacharel.

APROVADA em 28 de Novembro de 2022.

Prof. DSc. Daniel Augusto Pereira	UFLA
Profa. DSc. Silvia Costa Ferreira	UFLA
Prof. DSc. Vinicius Miranda Pacheco	UFLA

Prof. DSc. Daniel Augusto Pereira Orientador

> LAVRAS – MG 2022

Dedico este trabalho aos meus pais, Elza e Nilson, que sempre me apoiaram na concretização deste sonho.

AGRADECIMENTOS

Sou extremamente grata a Deus por ter me permitido desfrutar do privilégio de ingressar em uma universidade pública como a UFLA, e por me sustentar ao longo desses anos.

Agradeço meu orientador Daniel por todo ensinamento, apoio e paciência durante a elaboração deste trabalho. À professora Silvia, por ter me dado a oportunidade de aprender em diferentes projetos em que me orientou e por tudo que me ensinou desde o início da graduação. Todo esse aprendizado possibilitou que estivesse madura para desenvolver este trabalho.

Agradeço à minha mãe Elza, que sempre esteve presente, me colocando em primeiro lugar em suas orações a cada prova e trabalho que eu era submetida. Também ao meu pai Nilson por acreditar em mim e não deixar que faltassem recursos, me apoiando desde o ingresso ao ensino técnico. Esses incentivos foram importantes para que esse sonho se concretizasse.

Por fim, agradeço os amigos de longa data que sempre estiveram comigo e também aos que conquistei durante a graduação por todas as etapas que alcançamos juntos. Eles foram essenciais para que a caminhada fosse mais leve e prazerosa. Em particular, meu amigo Frederico por estar comigo desde o início, me fortalecendo em momentos que precisei de suporte.

Sem o apoio de todos não chegaria ao fim desta etapa tão almejada!

As coisas sempre parecem impossíveis até que sejam feitas. (Nelson Mandela)

RESUMO

Este trabalho apresenta detecção de falha para um conversor CC-CC aplicável em sistemas fotovoltaicos, conhecido como VR-BESS (Voltage Regulator – Battery Energy Storage System). Este conversor proporciona a regulação da tensão de alimentação da carga e controle do carregamento e descarregamento da bateria. Estudos sobre sua representação matemática e controle utilizando alocação de polos já foram previamente apresentados na literatura. Esta estrutura integra componentes eletrônicos que estão constantemente sujeitos a falhas, sejam elas por exposição desses elementos à altas temperaturas ou a umidade do ambiente. Dessa forma, é de grande importância que essas falhas sejam identificadas, para manter o pleno funcionamento do sistema independente do cenário em que estão submetidos. Nesse sentido, este trabalho fornece a detecção de falha ao sistema, a fim de alcançar a eficiência completa da aplicação, dado que este tema não foi estudado com devida profundidade para este conversor. Desta forma, propõe o uso de observadores de estado e filtro de Kalman para gerar resíduos através da estimação dos estados do conversor, a partir desta variável detectar falhas em seus componentes passivos. Este método é avaliado por meio de simulações utilizando o software Matlab/Simulink, onde é possível comparar o desempenho das técnicas propostas. Os resultados mostram que o filtro de Kalman pode ser mais assertivo em uma análise residual simples, mas que ambos os estimadores se mostram eficazes quando comparados em uma análise residual mais específica.

Palavras-chave: Energia Fotovoltaica. Conversor VR-BESS. Detecção de Falha. Filtro de Kalman. Observador de Estado.

ABSTRACT

This work presents fault detection for a DC-DC converter applicable in photovoltaic systems, known as VR-BESS (Voltage Regulator - Battery Energy Storage System). This converter provides load supply voltage regulation and battery charging and discharging control. Studies on its mathematical representation and control using pole allocation have previously been presented in the literature. This structure integrates electronic components that are constantly subject to failure, whether due to exposure of these elements to high temperatures or ambient humidity. Therefore, it is of great importance that these failures are identified, in order to maintain the full functioning of the system regardless of the scenario in which they are submitted. In this sense, this work provides the failure detection to the system, in order to reach the complete efficiency of the application, given that this topic was not studied in due depth for this converter. Thus, it proposes the use of state observers and a Kalman filter to generate residuals by estimating the states of the converter, from this variable to detect faults in its passive components. This method is evaluated through simulations using the Matlab/Simulink software, where it is possible to compare the performance of the proposed techniques. The results show that the Kalman filter can be more assertive in a simple residual analysis, but that both estimators are effective when compared in a more specific residual analysis.

Keywords: Photovoltaics. VR-BESS Converter. Fault Detection. Kalman filter. State Observer.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Matriz elétrica brasileira em 2021.	18
Figura 2.2 – Investimento global em energia renovável	18
Figura 2.3 – Diagrama Elétrico do Conversor Buck	20
Figura 2.4 – Diagrama Elétrico do Conversor Boost	20
Figura 2.5 – Diagrama Elétrico do Conversor Buck-Boost	20
Figura 2.6 – Utilização de conversores CC-CC em sistemas de geração de energia cons-	
tituída por unidade de armazenamento	22
Figura 2.7 – Forma de utilização de um conversores três portas	22
Figura 2.8 – Diagrama de Blocos do conversor VR-BESS	23
Figura 2.9 – Circuito equivalente ao modo 1 de operação do Conversor VR-BESS	24
Figura 2.10 – Circuito equivalente ao modo 2 de operação do Conversor VR-BESS	24
Figura 2.11 – Circuitos equivalentes dos modos de operação do Conversor VR-BESS re-	
lacionados a Etapa 1 de operação.	25
Figura 2.12-Circuitos equivalentes dos modos de operação do Conversor VR-BESS re-	
lacionados a Etapa 2 de operação.	25
Figura 2.13 – Circuitos equivalentes dos modos de operação do Conversor VR-BESS re-	
lacionados a Etapa 3 de operação.	26
Figura 2.14 – Circuito elétrico geral do conversor VR-BESS	26
Figura 2.15 – Exemplo de configuração de um sistema de controle em malha fechada	29
Figura 2.16 – Esquema das conexões entre um processo, a supervisão e sistema de diag-	
nóstico de falha e/ou falta.	30
Figura 2.17 – Distribuição da causa raiz da falha.	32
Figura 2.18 – Fonte de distribuição de causas de falhas.	32
Figura 2.19 – Etapas de um sistema FDI em funcionamento	33
Figura 2.20 – Verificação do sinal Y(t) entre os limites inferior Y_{min} e superior Y_{max}	35
Figura 2.21 – Esquema de detecção de falhas baseado em modelos	35
Figura 2.22 – Representação de detecção de falhas por análise de resíduos	36
Figura 2.23 – Estrutura do sistema de detecção e isolamento de falhas.	37
Figura 2.24 – Diagrama de blocos da estrutura do observador de estados em malha fechada.	38
Figura 2.25 – Algoritmo do Filtro de Kalman.	42
Figura 2.26 – Comportamento da gaussiana estimada com relação à R e Q	43

Figura 2.27 -	- Arquitetura clássica de sistemas de detecção de falhas	44
Figura 2.28 -	-Compilado do sistema de detecção de falha	45
Figura 3.1 –	Circuito equivalente do modo 1	47
Figura 3.2 –	Etapas de Operação do modo 1	47
Figura 3.3 –	Diagrama de blocos equivalente ao modelo em malha fechada do modo 1.	49
Figura 3.4 –	Configuração da implementação do Filtro de Kalman	53
Figura 3.5 –	Estrutura da aplicação de falha no sistema.	54
Figura 3.6 –	Avaliação da energia do sinal residual	56
Figura 4.1 –	Diagrama de blocos equivalente ao modelo em malha fechada do modo 1 .	57
Figura 4.2 –	Simulação do funcionamento do conversor no modo 1 controlado em malha	
	fechada	59
Figura 4.3 –	Circuito equivalente do modo 1 incluindo observador de estado	60
Figura 4.4 –	Simulação do funcionamento do conversor no modo 1 controlado em malha	
	fechada	61
Figura 4.5 –	Circuito equivalente do modo 1, incluindo Filtro de Kalman	61
Figura 4.6 –	Simulação do funcionamento do conversor no modo 1 controlado em malha	
	fechada	62
Figura 4.7 –	Circuito equivalente do modo 1, incluindo observador de estado e extração	
	residual.	63
Figura 4.8 –	Análise residual - Observador de Estado.	64
Figura 4.9 –	Circuito equivalente do modo 1, incluindo Filtro de kalman e extração resi-	
	dual	64
Figura 4.10-	- Análise residual - Filtro de Kalman.	65
Figura 4.11 -	- Análise dos estados do conversor através do Filtro de Kalman e observador	
	de estado com falha genérica.	66
Figura 4.12 -	- Análise residual do sistema com falha utilizando técnicas do observador de	
	estado e filtro de Kalman.	66
Figura 4.13 -	-Estrutura final compactada para análise comparativa entre as técnicas estu-	
	dadas para o modo 1 do Conversor VR-BESS	67
Figura 4.14 -	-Energia do sinal ao longo das amostras para o modo 1 do Conversor VR-	
	BESS sem falha.	68
Figura 4.15 -	-Estados do modo 1 do Conversor VR-BESS com falha em L_s	69

Figura 4.16 –	-Sinal residual gerado pelo modo 1 do Conversor VR-BESS com falha em L_s .	69
Figura 4.17 –	-Energia do sinal ao longo das amostras, com falha em L_s Estimador obser-	
	vador de estado	70
Figura 4.18 –	-Energia do sinal ao longo das amostras, com falha em L_s Estimador filtro	
	de Kalman	70
Figura 4.19 –	-Estados do modo 1 do Conversor VR-BESS com falha em L_b	71
Figura 4.20 –	-Sinal residual gerado pelo modo 1 do Conversor VR-BESS com falha em L_b .	71
Figura 4.21 -	-Energia do sinal ao longo das amostras, com falha em L_b Estimador ob-	
	servador de estado	72
Figura 4.22 –	-Energia do sinal ao longo das amostras, com falha em L_b Estimador filtro	
	de Kalman	72
Figura 4.23 –	-Estados do modo 1 do Conversor VR-BESS com falha em C_o	73
Figura 4.24 –	-Sinal residual gerado pelo modo 1 do Conversor VR-BESS com falha em C_o .	73
Figura 4.25 -	-Energia do sinal ao longo das amostras para o modo 1 do Conversor VR-	
	BESS com falha em C_o	74
Figura 4.26 –	-Estados do modo 1 do Conversor VR-BESS com diferentes níveis de falha	
	em <i>C</i> _o	74
Figura 4.27 –	-Estados do modo 1 do Conversor VR-BESS com falha em C_b	75
Figura 4.28 –	-Sinal residual gerado pelo modo 1 do Conversor VR-BESS com falha em C_b .	75
Figura 4.29 -	-Energia do sinal ao longo das amostras para o modo 1 do Conversor VR-	
	BESS com falha em C_b	76
Figura 4.30 –	-Estados do modo 1 do Conversor VR-BESS com diferentes níveis de falha	
	em C_b	76
Figura 1 –	Implementação no MATLAB dos dados do sistema	82
Figura 2 –	Implementação da Modelagem em Espaço de Estados	82
Figura 3 –	Implementação do método de controle.	83
Figura 4 –	Implementação do método de detecção de falhas	84

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1 –	Parâmetros	utilizados na	simulação do	o conversor	VR-BESS.		57
--------------	------------	---------------	--------------	-------------	----------	--	----

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	Organização do trabalho	15
2	REFERENCIAL TEÓRICO	16
2.1	Energia Fotovoltaica	16
2.1.1	Tipos de Sistemas Fotovoltaicos	16
2.1.2	Vantagens e Desvantagens da Energia Fotovoltaica	17
2.2	Conversores Elétricos	19
2.2.1	Conversores aplicados em sistemas geração de energia	21
2.2.1.1	Conversor VR-BESS	22
2.3	Modelagem	27
2.4	Projeto de controle	28
2.5	Sistemas de Detecção e Investigação de Causas da Falha	30
2.5.1	Supervisão de Processos	32
2.5.2	Métodos de Detecção de Falhas	33
2.5.2.1	Detecção de Faltas com Verificação de Limites	34
2.5.2.2	Modelos de Processos e Modelagem das Falhas	34
2.5.2.3	Detecção de Falhas com Estimadores de Estado	36
2.5.2.3.1	Observador de Estado	36
2.5.2.3.2	Filtro de Kalman	40
2.5.3	Geração Residual	42
2.5.4	Isolamento, Identificação e Diagnóstico de falhas	44
3	MATERIAIS E MÉTODOS	46
3.1	Materiais	46
3.2	Metodologias	46
3.2.1	Modelo matemático em Espaço de Estados	46
3.2.2	Controle	48
3.2.3	Projeto do Métodos de Detecção de Falhas	51
3.2.3.1	Projeto do Observador de Estado	51
3.2.3.2	Filtro de Kalman	52
3.2.4	Indução de Falhas	54
3.2.5	Detecção de Falhas	54

4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	57
4.1	Análise do Sistema	57
4.2	Validação do Estimador de Estado	59
4.2.1	Observador de Estado	59
4.2.2	Filtro de Kalman	61
4.3	Aquisição Residual	62
4.3.1	Aquisição Residual do Sistema com Falha	65
4.4	Detecção de Falhas	67
4.4.1	Avaliação e Identificação de Falha nos Indutores	68
4.4.2	Avaliação e Identificação de Falha nos Capacitores	72
5	CONCLUSÃO	77
5.1	Trabalhos futuros	78
	REFERÊNCIAS	79
	APENDICE A – Implementação no MATLAB	82

1 INTRODUÇÃO

No decorrer da história da humanidade o uso consciente da energia vem sendo discutido em diferentes cenários. Com o desenvolvimento tecnológico, o surgimento de novas necessidades e o aumento da demanda energética, aumentou-se ainda mais o interesse nessas questões. Dessa forma, a fim de reduzir a utilização de recursos naturais esgotáveis, foi intensificado a necessidade de produção de energias renováveis. A energia solar, por exemplo, tem incidência sobre a superfície da terra superior a demanda bruta de energia atual da humanidade. Na busca pelo seu aproveitamento direto, diversas tecnologias vêm sendo estudadas, com destaque para a conversão fotovoltaica. O Brasil, por sua vez, é favorecido nesses aspectos por sua posição geográfica, o que o faz possuir excelentes índices de irradiação solar.

Entretanto, como a energia fotovoltaica é dependente de condições ambientais, tem-se oscilações na potência gerada. Para solucionar este problema, é comum utilizar conversores eletrônicos que integram os sistemas fotovoltaicos com dispositivos de armazenamento de energia e regulam a tensão e potência entregue às cargas. Existem diversas topologias de conversores desta classe, entre eles os conversores CC-CC de três portas. Estes eliminam a necessidade do uso de mais de um conversor e integram em uma topologia única o balanço de potências entre geração, armazenamento e carga. Os conversores CC-CC de três portas podem ser isolados, parcialmente isolados ou não isolados. Os conversores não isolados não possuem componentes que separam galvanicamente as fonte de geração e a carga, como transformadores, por exemplo. Desta forma, não permitem altos ganhos de tensão entre a tensão de entrada e a de saída. Por outro lado, sua estrutura é menor e mais barata, sendo, amplamente utilizado nestas aplicações (TYTELMAIER et al., 2016).

Os conversores CC-CC de três portas não isolados se diferem principalmente pelo número de componentes passivos (capacitores e indutores), número de chaves semicondutoras e complexidade de controle. Wang et al. (2020), apresenta as diversas topologias destes conversores e os classifica principalmente em termos do número de indutores. Segundo o autor, dependendo dos valores de projeto os indutores são os componentes mais caros e volumosos do conversor. Por outro lado, o número de chaves semicondutoras pode influenciar no custo, complexidade de controle e confiabilidade do conversor. Além disso, cada conversor possui particularidades sobre sua faixa de operação e níveis de tensão e potência em que são aplicáveis. O conversor VR-BESS (Voltage Regulator–Battery Energy Storage System), é um conversor de três portas não isolado, proposto para aplicações em sistemas fotovoltaicos, já estudado para diferentes níveis de tensão, modelagem proposta por espaço de estados e controle avaliado por alocação de polos. Possui chaves, diodos, indutores e capacitores em sua composição. Esses elementos, por sua vez, estão constantemente sujeitos a falhas, por estarem expostos a altas tensões mecânicas e térmicas, sejam elas por exposição desses elementos à altas temperaturas ou a umidade do ambiente (WANG K. MA, 2012). A deterioração desses elementos pode provocar alteração na tensão e corrente de saída desses conversores, prejudicando os demais elementos que compõem a estrutura.

Atrelado a essa perspectiva, é de grande importância que o processo seja seguro e livre de falhas, para que seja eficiente. De acordo com (BRUNSON et al., 2014) e (POON et al., 2015), a Detecção e o Diagnóstico de Falhas são itens obrigatórios para manter esses sistemas funcionando de acordo com o esperado, independente do cenário em que estão submetidos. O objetivo do diagnóstico de falhas é identificar falhas no sistema quando elas ocorrem e distinguir entre os tipos de falhas e suas localizações. Um sistema de diagnóstico de falhas totalmente completo consiste em módulos de detecção e isolamento. O módulo de detecção de falhas geralmente é responsável pela geração de sinais residuais, que são sensíveis às falhas do sistema. Os sinais residuais são então analisados para que seja projetado os alarmes apropriados. O módulo de isolamento de falhas determina o tipo e a localização das falhas.

Este estudo visa identificar a ocorrência de falhas para evitar que erros de parâmetros modifiquem o controle deste conversor, a fim de alcançar a eficiência completa da aplicação. Dessa maneira, para que isso seja obtido, é necessário que o trabalho seja realizado em etapas. A primeira é referente a percepção de anormalidade no comportamento do sistema. Posteriormente, é realizado análise da falha através de metodologias de detecção para que assim sua localização, identificação e estudos sejam eficientes. Essas tratativas serão abordadas através da comparação entre a planta simulada e valores estimados, denominado por resíduo, obtido através do método de detecção de falhas por estimadores de estado.

Considerando tais informações, o trabalho tem por objetivo apresentar um método de detecção de falhas para o conversor VR-BESS a partir de sua representação em espaço de estados. De forma que, poderá ser utilizado em painéis solares fotovoltaicos para geração de energia elétrica em sistemas isolados da rede elétrica com mais eficiência. Para que esse objetivo seja alcançado, foi estabelecido uma sequência de objetivos específicos:

- 1. Avaliar o método de detecção de falha por estimador de estado;
- 2. Implementar e simular a técnica de estimação por Observador de Estados
- 3. Implementar e simular a técnica de estimação por Filtro de Kalman;

1.1 Organização do trabalho

Este trabalho foi organizado de modo que no próximo capítulo fosse apresentado um panorama do sistema fotovoltaico, bem como dos diferentes tipos de conversores elétricos. Além disso, aborda o tema da detecção de falhas em sistemas dinâmicos e as diferentes causas de falhas em conversores elétricos, alguns dos principais conceitos relacionado ao assunto e relato breve de determinadas tecnologias que já foram utilizadas no projeto e implementação dos mesmos.

No Capítulo 3 é abordado a metodologia envolvida na realização do trabalho, assim como o procedimento envolvido para detecção de falhas no conversor. Dessa forma, é informado como foi feita a implementação do método de detecção de falhas por estimadores de estado e das técnicas de estimação, Observador de Estado e Filtro de Kalman. Além disso, foi indicado como foi implementado uma abordagem específica para análise residual, por meio da análise da energia do sinal residual.

No Capítulo 4 é falado dos resultados obtidos com base nas análises e simulações.

No Capítulo 5 é retratado as conclusões obtidas com o desenvolvimento do projeto de detecção de falha para o Conversor VR-BESS. Além de explanar qual técnica, dentro desse método, obteve melhores resultados. Além de considerações para trabalhos futuros.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Energia Fotovoltaica

Nos últimos anos foi notado crescimento nos investimentos em energias renováveis, apontando grande interesse do mercado sobre este tema. Esse tipo de energia, em que estão incluídos a energia eólica, solar e outras renováveis, alcançou um novo recorde de investimento global no primeiro semestre de 2022, que totalizou em US\$ 226 bilhões (BNEF, 2022). No contexto particular da energia solar fotovoltaica foi iniciado em meados de 1839 com a descoberta do efeito fotovoltaico por Alexandre Edmond Becqluerel. Isso se fez a partir de um experimento com placas metálicas mergulhadas em um eletrólito. Ele notou que, quando essas placas eram expostas à luz, produziam uma pequena diferença de potencial (BECQUEREL, 1839). Apesar da descoberta, sua consolidação foi impulsionada no inicio do século XX, principalmente com a contribuição de Albert Einstein ao explicar o efeito fotoelétrico (GAZETA DE FíSICA, 2006). Anos depois, em 1954, nos Estados Unidos, a primeira célula solar foi apresentada em uma reunião anual da National Academy of Sciences. Essa placa possuía uma eficiência de conversão de 11% e foi utilizada para alimentar uma rede telefônica rural (PEARSON, 1957).

Ao longo dos anos, houve crescimento expressivo na aceitação desse modo de geração de energia. Tanto que, ao verificar o cenário do primeiro semestre de 2022, nota-se que o investimento majoritário está relacionado a energia solar. Isso, pois o investimento em novos projetos solares de grande e pequena escala aumentou para um recorde de US\$ 120 bilhões, um aumento de 33% em relação ao primeiro semestre de 2021 (BNEF, 2022). É percebido esse crescimento mesmo com o recente aumento dos custos de insumos, como aço e polissilício, bem como interrupções na cadeia de suprimentos e aumento dos custos de financiamento. Tal fato se deve, em parte, devido aos preços altos da energia em muitos mercados ao redor do mundo (BNEF, 2022).

2.1.1 Tipos de Sistemas Fotovoltaicos

Um sistema fotovoltaico é composto de um bloco gerador, de condicionamento de potência e de armazenamento, este último é opcional. O primeiro contempla os arranjos fotovoltaicos, formado por módulos fotovoltaicos em diferentes associações, cabo elétrico, para interligação, e a estrutura de suporte. O bloco de condicionamento de potência, por sua vez, dispõe de conversores CC-CC, seguidor de ponto de potência máxima, inversores, controladores de carga (se houver armazenamento) e outros dispositivos de proteção, supervisão e controle. Finalmente, o bloco de armazenamento é constituído por acumuladores elétricos (baterias) e/ou outras formas de armazenamento (CEPEL – CRESESB, 2014).

Dada essa introdução, pode-se citar os diferentes tipos de sistemas fotovoltaicos existentes, sendo eles o sistema on-grid e o off-grid. O primeiro, se refere ao sistema que está conectado à rede de distribuição. Dessa maneira, ele permite que quando a produção de energia não é capaz de atender a demanda da carga, utilizar da energia da distribuidora e, quando o contrário, em que a produção com energia superior, receber créditos (TORRES, 2012). Como o excedente é injetado na rede concessionária, o sistema dispensa o uso de baterias. Contemplando então equipamentos cuja função seria converter a energia solar em elétrica (ANEEL, 2022). Já no caso dos sistemas fotovoltaicos isolados (off-grid), faz-se necessário o uso de baterias que realizam o armazenamento do excesso de energia. Esses sistemas são compostos pelo painel fotovoltaico, controlador de carga, inversor e banco de baterias. Esses últimos são mais usados para geração de energia em localidades rurais, para que a unidade armazenadora entregue energia quando necessário (ANDRADE, 2022a).

2.1.2 Vantagens e Desvantagens da Energia Fotovoltaica

As principais matérias-primas que os painéis de geração fotovoltaicos são compostos são silício e lítio, elementos abundantes no Brasil. Somando-se a isso, diversos benefícios ambientais podem ser mencionados a esse tipo de energia, primeiro devido a energia solar ser uma fonte inesgotável de energia, posteriormente pelo fato da energia fotovoltaica exigir menos manutenção, não gera ruídos e nem poluição. Além disso, em caso de escassez de chuvas, como aconteceu em 2021, em que provocou uma redução do nível dos reservatórios das principais hidrelétricas do país e a consequente redução da oferta de hidreletricidade (EPE, 2022), a energia solar fotovoltaica se mostra ser promissora. Conforme Figura 2.1, a queda da energia hidrelétrica foi compensada pelo aumento da oferta de outras fontes, como o carvão vapor (+47,2%), gás natural (+46,2%), eólica (+26,7%) e solar fotovoltaica, demonstrando maior crescimento (+55,9%).

Percebe-se ainda, pela Figura 2.1, que a energia solar se mostra com baixa participação na matriz elétrica brasileira. Entretanto, é notado aumento no incentivo do uso desta energia, que tende a melhorar, principalmente devido ao crescimento nos investimentos no setor nos

Figura 2.1 – Matriz elétrica brasileira em 2021.



Fonte: (EPE, 2022)

últimos anos, conforme se pode perceber pela Figura 2.2. Segundo (BNEF, 2022), houve 27% de crescimento ano a ano em novos investimentos solares em grande escala.



Figura 2.2 – Investimento global em energia renovável.

Apesar do contexto positivo, a oscilação da potência gerada afeta seu pleno desenvolvimento, considerando que as tensões do sistema elétrico apresentam distúrbios como subtensão, que acontece quando grandes cargas são retiradas do sistema, sobretensão quando ocorre sobrecarga, distorções harmônicas quando são geradas correntes harmônicas no sistema produzidas por cargas não lineares presentes no sistema e interrupção de energia. Tais distúrbios interferem na qualidade da energia elétrica, e podem interferir no funcionamento de equipamentos, principalmente eletrônicos (PACHECO, 2003).

Fonte: (BNEF, 2022)

2.2 Conversores Elétricos

Dentro desse contexto, apesar da produção de energia a partir do efeito fotovoltaico, ela, por si só, não é capaz de adequar a tensão gerada para realizar alimentação da rede com segurança e armazenamento eficaz. Dessa forma, para que tenha alto aproveitamento do desempenho da energia solar, os conversores elétricos são equipamentos largamente aplicados. A fim de se ter maior confiabilidade e eficiência nos processos.

Os conversores são utilizados devido a possibilidade de realizar a conversão de potência, eles conseguem transformar energia elétrica em níveis altos, médios ou baixos de potências. Adicionalmente, transforma de um tipo de corrente em outro, envolvendo também, em alguns casos, transformação de frequência. É possível listar, dessa maneira, os diferentes tipos de conversores existentes:

1. Conversor CA-CA

Os conversores CA-CA, tratam-se de circuitos os quais, partindo de uma tensão de entrada alternada, produzem na saída uma tensão alternada com características diferentes da inicial, tanto em valor eficaz, como em frequência, assim como também pode ser em ambos valores (AHMED, 1998).

2. Conversor CA-CC

Em contrapartida, temos conversores do tipo CA-CC. Em que são aplicados, principalmente devido ao fornecimento da rede elétrica, que é feito através de uma rede de distribuição em corrente alternada. Entretanto, em muitas aplicações a carga alimentada exige uma tensão contínua. Assim, realiza-se a conversão de corrente alternada para corrente contínua utilizando conversores CA-CC, chamados de retificadores (AHMED, 1998).

3. Conversor CC-CC

Outro típico conversor é o de corrente contínua, que será o foco deste estudo. São conversores classificados como sistemas formados por semicondutores de potência operando como interruptores, onde sua principal função é de controlar o fluxo de potência de uma fonte de entrada para uma fonte de saída (AHMED, 1998). Possibilitando, por sua vez, baixar ou elevar os níveis de tensão CC. Algumas topologias básicas de regulador chaveado são resumidas abaixo:

(a) Reguladores Buck: É caracterizado como abaixador de tensão, possuindo entrada em tensão (V_{in}) e saída em corrente (i_0), esquematizado conforme o diagrama da Figura 2.3.



Figura 2.3 – Diagrama Elétrico do Conversor Buck

Fonte: (BRAGA, 2022a)

(b) Reguladores Boost: É um conversor elevador de tensão, em que possui entrada em corrente (i_L)e saída em tensão (V_{out}), de acordo com a Figura 2.4.

Figura 2.4 - Diagrama Elétrico do Conversor Boost



Fonte: (BRAGA, 2022a)

(c) Reguladores Buck-Boost: Trabalha como abaixador ou elevador de tensão, possuindo entrada (V_{in}) e saída (V_{out}) em tensão. Conforme topologia da Figura 2.5.

Figura 2.5 – Diagrama Elétrico do Conversor Buck-Boost



Fonte: Adaptado de (BRAGA, 2022a).

2.2.1 Conversores aplicados em sistemas geração de energia

Os conversores CC são utilizados como reguladores chaveados com propósito de converter tensão CC, normalmente não regulada, em tensão CC regulada. Usualmente é utilizado modulação por largura de pulso (PWM) com frequência fixa, e que o dispositivo de chaveamento normalmente é um BJT, MOSFET ou IGBT. Para isso, utilizam o chaveamento de uma ou mais chaves a fim de fornecer a tensão de saída esperada. O controle para tal efeito é realizado conforme a proporção de tempo em que a chave fica aberta (*ton*) ou fechada (*toff*) durante um período *Ts* (MOHAN N.; UNDELAND, 2007). Considerando essas informações, é possível estabelecer uma a razão cíclica D de um conversor, conforme equação 2.1.

$$D = \frac{ton}{Ts} \tag{2.1}$$

Na busca por intensificar ainda mais o aproveitamento da energia solar, tem-se realizado diversos estudos relacionado a utilização de conversores CC-CC nessas aplicações. Normalmente, a estrutura utilizada possui banco de baterias para armazenamento do excedente gerado. Em linhas gerais, no primeiro estágio dessa topologia a tensão da fonte geradora é elevada e regulada para posteriormente ser entregue ao barramento. Isso, por meio de um conversor CC-CC unidirecional. O segundo momento está relacionado a unidade de armazenamento de energia, referente às necessidades da carga e à capacidade de geração da fonte. Sucintamente, quando existe energia excedente, as baterias são carregadas, a tensão do barramento deve ser diminuída e o controle da corrente de carga deve ser feito. Para essa necessidade, usa-se o conversor Buck. Mas quando o banco de baterias é o fornecedor de energia para o sistema, utiliza-se o conversor Boost para elevar a tensão que será entregue ao barramento. Também se faz necessário o uso de um conversor CC-CC bidirecional.

No entanto, apesar de funcional, essa arquitetura possui baixa eficiência, por possuir mais de um estágio e ser necessário o uso de mais um conversor para o sistema de armazenamento de energia, impactando tamanho do sistema e custos (ZHANG N.; SUTANTO, 2016). A ilustração do sistema convencional citado é feita pela figura 2.6.

Dada essa introdução e tendo em vista as dificuldades enfrentadas pela topologia clássia, tem-se introduzido nas discussões os conversores CC-CC de três portas. Resumidamente, três portas são, respectivamente, porta de entrada CC (fonte renovável), porta de entrada CC bidirecional (sistema de armazenamento de energia) e uma porta de saída CC para alimenta-





Fonte: (BRAGA, 2022a).

ção da carga ou conexão com o barramento CC de uma microrrede (ZHANG N.; SUTANTO, 2016). Essa opção possui menos estágios de conversão, possibilitando um sistema mais compacto e, consequentemente, com menor custo. A integração entre a fonte de energia e o banco de baterias pode minimizar os efeitos indesejáveis provenientes da fonte renovável de energia, acarretando em mais eficiência (JIBHKATE, 2016). A representação da arquitetura geral utilizando conversores três portas é mostrado na Figura 2.7.

Figura 2.7 – Forma de utilização de um conversores três portas



Fonte: (BRAGA, 2022a).

2.2.1.1 Conversor VR-BESS

O conversor VR-BESS, Voltage Regulator – Battery Energy Storage System, proposto por (PACHECO FREITAS; FARIAS, 2002), composto por um conversor CC-CC de três portas, surgiu com o propósito de realizar a regulação de tensão para atender exigências de dispositivos sensíveis a variações de tensão. Este, por sua vez, é um conversor CC-CC composto por um regulador de tensão e uma unidade de armazenamento de energia em baterias, integrados em uma mesma estrutura.

Neste dispositivo, conforme simplificado pela Figura 2.8, a regulação de tensão é feita através de um conversor *boost*. Este, por sua vez, eleva a tensão da fonte a tensão regulada no barramento. Considerando que o banco de baterias possui tensão diferente da tensão do barramento, foi necessário utilização de um conversor *buck* e um *boost*. Quando houver necessidade de armazenar a energia excedentes, o conversor *buck* terá o papel de diminuir a tensão do barramento para direcionar ao banco de baterias. No momento em que o banco de baterias fornece energia, o *boost* fica responsável por elevar a tensão que será entregue ao barramento.

Figura 2.8 - Diagrama de Blocos do conversor VR-BESS



Fonte: (PACHECO, 2003)

Composto por chaves, diodos, indutores, capacitores e bateria, o conversor VR-BESS possui dois modos de operação integrados sob a mesma estrutura. Essa configuração trabalha de acordo com a energia da fonte gerada e as necessidades da carga. Os modos funcionam de acordo com o descritivo a seguir:

- 1. Regulação de Tensão e Carregamento do Banco de Baterias (MODO 1): A energia disponível na fonte de entrada é maior que a consumida pela carga. Assim, o excedente da energia é armazenado no banco de baterias. Neste modo, o sistema dispõe de uma entrada, V_s , e duas saídas, sendo elas V_0 e V_{bat} , conforme mostrado pela Figura 2.9.
- Regulação de Tensão e Compensador de Potência da Rede (MODO 2): Quando a energia disponível na fonte não é suficiente para atender a carga, o banco de baterias complementa a energia solicitada. Neste modo, o sistema possui duas entradas que são V_s e V_{bat} e uma saída que é V₀, conforme Figura 2.10.



Figura 2.9 – Circuito equivalente ao modo 1 de operação do Conversor VR-BESS.

Fonte: (PACHECO, 2003)

Figura 2.10 – Circuito equivalente ao modo 2 de operação do Conversor VR-BESS.



Fonte: (PACHECO, 2003)

Para ideal funcionamento dos modos de operação, a combinação entre os instantes de chaveamento das chaves é fundamental, assim como as diferentes estruturas de operação. Tais como:

• Etapa 1: Comandando as chaves $S_1 e S_2$ simultaneamente, com o indutor L_s , diodo $D_3 e$ capacitor C_0 , tem-se o conversor Boost. A principal função é regular a tensão de entrada (Vin) em um valor pré-determinado na saída (Vout). A Figura 2.13 complementa a descrição, em que do lado esquerdo se tem a representação da primeira etapa de funcionamento do conversor para o modo 1 e, do lado direito, para o modo 2.

Figura 2.11 - Circuitos equivalentes dos modos de operação do Conversor VR-BESS relacionados a Etapa 1 de operação.



Fonte: ADAPTADO de (PACHECO, 2003)

- Etapa 2: Formado pelos indutores L_s e L_{bat} , chave S_1 , diodo D_2 e capacitor C_{bat} , ele é responsável por fornecer energia ao banco de baterias, carregando-as por meio do excesso da energia gerada. A Figura 2.12 descreve, do lado esquerdo, a segunda etapa de funcionamento do conversor para o modo 1 e, do lado direito, para o modo 2.
- Figura 2.12 Circuitos equivalentes dos modos de operação do Conversor VR-BESS relacionados a Etapa 2 de operação.



Fonte: ADAPTADO de (PACHECO, 2003)

• Etapa 3: Mantendo a chave S_1 aberta e formado pelos capacitores C_{bat}/C_0 e indutor L_{bat} . Essa estrutura é responsável por elevar a tensão do banco de baterias para o barramento, suportando as necessidades da carga quando a fonte de alimentação V_{in} não é capaz de fornecer a energia suficiente. Por fim, a Figura 2.13 ilustra a estrutura da terceira etapa de funcionamento do conversor, em que, do lado esquerdo, se tem o modo 1 e, do lado direito, o modo 2.

Figura 2.13 – Circuitos equivalentes dos modos de operação do Conversor VR-BESS relacionados a Etapa 3 de operação.



Fonte: ADAPTADO de (PACHECO, 2003)

Por fim, a estrutura completa do conversor VR-BESS pode ser visualizada na Figura 2.14. Conforme é possível observar, a estrutura se assemelha as configurações já mencionadas. Entretanto, o principal diferencial está relacionado a direção da corrente da bateria $i_{L_{bat}}$, que em dado momento está direcionada à bateria e, em outro, está ao contrário dela. Essa configuração, como já mencionado, dependerá da energia da fonte geradora e da demanda de energia pela carga.

Figura 2.14 - Circuito elétrico geral do conversor VR-BESS



Fonte: (PACHECO, 2003)

Tendo em vista todos esses aspectos de funcionalidade do conversor, é fundamental que se tenha uma forma simples de se representar esta estrutura, para que seja possível analisar o comportamento do sistema frente a diferentes situações.

2.3 Modelagem

A modelagem de um sistema é basicamente um projeto simplificado de uma estrutura, que tem por objetivo desmistificar a complexidade e exprimir essencialmente o comportamento deste sistema. Um modelo tem por função propor generalizações afim de que se considere o fenômeno estudado no contexto de fenômenos semelhantes e que se reproduza a características comuns (SAIPET A.; NUCHPRAYOON, 2019).

Dada essa introdução, é importante lembrar que para garantir que o conversor receba uma tensão CC de entrada sujeita a variações e que seja capaz de manter a tensão de saída constante, é imprescindível que tenha um sistema de controle por realimentação. O primeiro passo para um bom projeto de controle é a construção do modelo matemático que representa o comportamento do fenômeno físico. Sendo assim, entende-se que o comportamento dinâmico de um conversor pode ser simplificado por um modelo, tornando mais fácil o estudo de sua estrutura. Desta maneira, pode-se conhecer o comportamento de como a tensão de entrada, a corrente de carga ou a razão cíclica podem afetar a tensão de saída (ERICKSON R. W.; MAK-SIMOVIC, 2007).

Na literatura, tem-se visto que as técnicas de modelagem para conversores CC-CC mais utilizadas são a modelagem média por espaço de estados e por chave PWM. Esta última, por sua vez, é descrita pois as topologias básicas de conversores CC-CC possuem uma chave controlada e outra não controlada, acompanhada de elementos lineares invariantes no tempo. De modo que é possível obter uma modelagem matemática a partir da análise da combinação entre estas duas chaves PWM, obtendo, dessa maneira um modelo simplificado (VORPERIAN, 1990).

Entretanto, uma forma mais simples foi apresentado por (VORPERIAN, 1990) e explorada por (FREITAS, 1992) e (PACHECO, 2003). Definida como modelagem média, ela possibilita a definição de um modelo que representa o sistema a partir da média ponderada das equações, para cada uma das configurações dos estados das chaves de um conversor, como já mencionado.

Essa técnica, de acordo com (Erickson e Maksimovic (2007a)), possibilita aplicação em todos os diferentes tipos de conversores CC-CC chaveados. Sucintamente, esse método

associa o conjunto de equações de primeira ordem, provenientes da modelagem em espaço de estados e gera equação única que modela o comportamento geral do conversor. Isso implica que todas as etapas de funcionamentos dos diferentes modos de operação sejam descritos pela mesma equação linearizada, que representa seu comportamento completo. Além disso, é válido mencionar que toda a análise dos sistemas pode ser realizada no domínio do tempo ou domínio da frequência, com o utilização de variáveis de estado, o que simplifica o sistema de controle.

$$\dot{x} = Ax + Bu \tag{2.2}$$

$$y = Cx \tag{2.3}$$

Em que:

 $\mathbf{x} =$ vetor de estado (nx1)

 $\mathbf{y} =$ sinal de saída (px1)

 $\mathbf{u} = \text{sinal de controle } (mx1)$

 \mathbf{A} = matriz média de estado (n×n)

 \mathbf{B} = matriz média de entrada (n×m)

 \mathbf{C} = matriz média de saída (p×n)

A Equação 2.2 é a equação média de estado e a Equação 2.3 é a equação média de saídas. De modo que o sistema representado seja de ordem n, que m represente o número de entradas e p, o número de saídas.

2.4 Projeto de controle

Para que se tenha resultados satisfatórios e de acordo com o esperado, faz-se necessário incluir um método de controle no sistema. De forma simplificada, o controle tem por definição realizar a medição do valor da variável controlada do sistema e aplicar o sinal de controle nessa estrutura, a fim de suprir ou limitar os desvios entre o valor medido e desejado. De forma geral, um sistema que estabeleça essa relação de comparação entre a saída e a entrada de referência, utilizando a diferença como meio de controle, é denominado sistema de controle com realimentação. Os sistemas de controle com realimentação são também denominados de sistemas de controle de malha fechada, conforme exemplo pela figura 2.15 (OGATA, 2010).



Figura 2.15 – Exemplo de configuração de um sistema de controle em malha fechada.

Fonte: (KOROISHI, 2009)

Dada essa constatação inicial, pode-se acrescentar ainda que existem diferentes técnicas para projeto de controle no espaço de estados, a fim de alcançar o mesmo objetivo. As mais comuns, encontradas em referências como (ANDRADE, 2022b) e (BRAGA, 2022b), citam o método do regulador quadrático ótimo e a de alocação de polos.

O método do regulador quadrático ótimo fornece um modo sistemático de cálculo da matriz de ganho de controle por realimentação de estado. O sistema atende as especificações de operação utilizando custo mínimo.

Este trabalho, entretanto, partirá da técnica de alocação de polos para o projeto de controle do conversor VR-BESS. Método mais simples e utilizado por (MARCELLO; PACHECO; FERREIRA, 2019), explorado em (YAN-LI Z. ; XIAO-SHU, 2006) e outros autores na literatura. Dessa forma, o sistema de controle foi construído para cada modo do conversor de maneira que, independente das variações na tensão de entrada, a tensão de saída fosse regulada para manter o valor de referência (MARCELLO; PACHECO; FERREIRA, 2019).

Inicialmente, conforme equação 2.2 e equação 2.3, determina-se os polos de malha fechada desejados de acordo com considerações de resposta desejada para o sistema e assim, define-se o sinal de controle, a partir de 2.4.

$$u = -Kx \tag{2.4}$$

Isso significa que o sinal de controle u é determinado por um estado instantâneo. Esse esquema é denominado realimentação de estado. Para esse método, é válido ressaltar que a controlabilidade de um sistema em malha aberta é importante, visto que corresponde a possibilidade de ajustar polos arbitrariamente em um sistema de malha fechada (WONHAM, 1967).

2.5 Sistemas de Detecção e Investigação de Causas da Falha

Considerando o sistema estruturado, com todas as constatações já mencionadas, podese incorporar métodos para detecção de falhas. Eles começaram a ser implantados nas plantas industriais por volta da década de 1970 (WITCZAK, 2005), isso se fez a fim de combater desperdício de produtos, desastres naturais e, principalmente, ao elevado número de acidentes envolvendo vidas humanas. Na atualidade, eles são usados amplamente em processos aeroespaciais e indústria automotiva, mais precisamente em sistemas de interrupções que podem levar a perdas econômicas (ZHOU D.; ZHAO, 2016). Fora do âmbito industrial, esses sistemas podem ser incorporados em outras estruturas e setores a fim de garantir que estejam livres de falhas.

Os primeiros sistemas implantados eram simples, mas já traziam grandes ganhos, principalmente relacionado à segurança das pessoas envolvidas no processo de produção. Com o passar dos anos, o nível de complexidade foi aumentando e exigindo sistemas mais avançados, demandando um esforço contínuo por parte dos pesquisadores e engenheiros que se dedicam no trabalho de desenvolver novas tecnologias que vêm a contribuir com a melhora do desempenho dos sistemas de diagnóstico de falha.

De modo geral, a estrutura completa de um sistema capaz de identificar falhas e/ou faltas é ilustrada pela Figura 2.16. Em que, em primeiro instante, faz-se necessário um sistema de supervisão, a fim de desempenhar papel de monitoramento e proteção automática do processo. Posteriormente, método de diagnóstico de falha a partir da supervisão do sistema.

Figura 2.16 – Esquema das conexões entre um processo, a supervisão e sistema de diagnóstico de falha e/ou falta.



Fonte: (CLERICE, 2019)

Ao adentrar neste tema, é importante entender algumas definições atreladas ao assunto, bem definidas em (ISERMANN, 2006):

- 1. Falha: "Uma falta é um desvio não permitido de pelo menos uma característica do sistema a partir do aceitável, usual, ou condição padrão."
- Falta: "Uma falha é uma interrupção permanente da habilidade do sistema em executar uma determinada função sob certas condições de operação."
- Mau funcionamento: "Um mau funcionamento é uma irregularidade intermitente na execução da função desejada do sistema"

Além disso, é importante enfatizar que as falhas podem se encontrar em diferentes localidades do processo, como, por exemplo, no atuador (LUNZE J., 2004), no sistema dinâmico (processo) ou no sensor (MEHRANBOD NASIR, 2004), conforme definições:

- Falhas em atuadores: Qualquer mau funcionamento do equipamento que atua no sistema.
- Falhas no sistema dinâmico: Quando se há alterações no sistema que mudam a relação original de entrada e saída.
- Falhas em sensores: Notadas a partir de variações específicas nas medidas, com variações não válidas.

O foco deste trabalho será nas faltas relacionadas ao sistema dinâmico. Além disso, é valioso entender a distribuição típica de falhas em sistemas eletrônicos de potência, explorando os principais modos de falha e mecanismos de falha de todos os componentes críticos. Dado que a maioria dos semicondutores de potência, normalmente, operam em ambiente onde ocorrem transitórios de corrente e tensão (KHANNICHE; MAMAT-IBRAHIM, 2001). Os circuitos estão sujeitos a solicitações constantes de sobrecarga e sobretensões. Embora os dispositivos de proteção, como os circuitos de amortecimento sejam comumente usados, eles são termicamente frágeis. Mesmo um pequeno distúrbio elétrico pode causar sobre aquecimento, resultando em rápida deterioração do componente. No caso de sistemas de alto custo em sistemas de potência, é extremamente importante ter maior atenção nesses elementos. A Figura 2.17 mostra a distribuição de falhas entre componentes eletrônicos de potência. É possível observar que os capacitores e semicondutores são os componentes eletrônicos de potência mais vulneráveis, verificado pela pesquisa realizada em (WANG K. MA, 2012).



Figura 2.17 – Distribuição da causa raiz da falha.

Fonte: (WANG K. MA, 2012)

Em contrapartida, tem-se também elementos externos influenciando nesses resultados. A temperatura, por exemplo, tem impacto mais significativo na desenvoltura desses componentes e sistemas eletrônicos de potência, conforme se pode verificar pela Figura 2.18, constatado em pesquisa por (WANG K. MA, 2012).





Fonte: (WANG K. MA, 2012)

2.5.1 Supervisão de Processos

Como ilustrado na Figura 2.16, existe uma etapa na estrutura de um sistema para diagnosticar falhas que é o processo de supervisão. Dentre as principais atividades desempenhadas por este sistema, pode-se citar o monitoramento de variáveis, de modo que as que são mensuráveis possam ser verificadas, considerando-se seus respectivos limites e, então, é possível gerar alarmes para se operar após constatação de anormalidade. Entretanto, o processo pode ir para um estado que coloquem pessoas em risco e/ou o sistema, de modo que é possível que função de monitoramento necessite de iniciar uma contra-ação apropriada, função denominada proteção automática. Por fim, vale citar que, existe ainda, a supervisão com detecção e diagnóstico de falhas (SILVA, 2008). Esta, por sua vez, tem por parte a geração de atributos (por processamento de sinais, estimação de estados, identificação de sistemas, entre outros) e detecção de falhas (através da análise dos sintomas), assim, avaliar as falhas. Este último, por sua vez, será tratado nas próximas seções.

2.5.2 Métodos de Detecção de Falhas

Diversas são as técnicas já utilizadas na construção de ferramentas com o objetivo de detectar faltas e falhas em processos. A estrutura geral da metodologia é apresentada na Figura 2.19. Conforme é notado, os sinais de entrada e saída do processo real alimentam o sistema a estrutura do processo de detecção e isolamento de falhas. Isso se faz para possibilitar monitoramento dos estados. A primeira etapa, titulada por detecção de falhas, como o nome já diz, é a fase que percebe a anormalidade do sistema. Para maiores informações sobre a falha ou falta, avança-se para o próximo estágio de isolamento, em que é possível identificar o local físico envolvido. De modo que o componente possa ser isolado do restante do sistema. No ponto de identificação, é possível dimensionar a falha em termos de amplitude e classificação. Por fim, a etapa de recuperação se preocupa com a tomada de decisão a fim de evitar danos no processo.

Figura 2.19 – Etapas de um sistema FDI em funcionamento.



Fonte: (SILVA, 2008)

Vale destacar que cada autor tem sua visão particular de como categorizar essas técnicas, como em (POON et al., 2015), (LEVIN; HOPE; DOMÍNGUEZ-GARCÍAY, 2010) e (IZA-DIAN; KHAYYER, 2010), que utilizam métodos diferentes para tratar do mesmo problema em elementos de potência e conversores elétricos.
Em geral, os métodos de diagnóstico de falhas podem ser amplamente classificados em categorias, de acordo com (CLARK; FRANK; PATTON, 1989):

- Baseados em modelos: Nesta metodologia se incluem filtros de detecção baseados em observadores e técnica baseada em conhecimento pré-definido de falhas, que podem apontar falhas específicas medindo certas variáveis.
- Inteligência artificial: Técnica que se utiliza redes neurais e lógica fuzzy para desenvolver sistemas que, uma vez treinados, podem apontar falhas específicas.
- Métodos empíricos e de processamento de sinais: Utilizam análise espectral para identificar assinaturas específicas de uma determinada falha.

As próximas seções visam abordar métodos específicos para detecção de falhas, mas é importante ter em vista que não são os únicos existentes.

2.5.2.1 Detecção de Faltas com Verificação de Limites

O método mais utilizado por função de ser simples é a verificação do limite de uma variável medida diretamente. Dessa maneira, as variáveis do processo são monitoradas e comparadas aos valores limites (thresholds). Conforme ilustrado na Figura 2.20, em que uma variável é monitorada a partir de seus limites Y_{min} (limite inferior) e Y_{max} (limite superior).

Na prática, exceder um dos limites significa que o processo se encontra em modo de falha. Técnica aplicada em quase todos os sistemas de automação de processos, em que as variáveis monitoradas podem ser a pressão de óleo, temperatura da água, pressão de gases e outras. Os thresholds são selecionados a partir de experiências e geralmente indicam alguma margem de segurança (SILVA, 2008).

Apesar da facilidade, na realidade, quando o sinal ultrapassa um dos limites não necessariamente significa a presença de uma falha. Nesses casos, em particular, os alarmes são gerados desnecessariamente. Outro fato importante é que os valores dos limites podem ser funções do ponto de operação do processo, o que exige programação on-line do treshold, aumentando a complexidade do procedimento (SILVA, 2008).

2.5.2.2 Modelos de Processos e Modelagem das Falhas

A Figura 2.21 exemplifica o esquema do métodos de detecção de falhas baseados em modelos. Tal técnica usa relações analíticas em sua abordagem, de modo a comparar variáveis



Figura 2.20 – Verificação do sinal Y(t) entre os limites inferior Y_{min} e superior Y_{max} .

do modelo e provenientes do processo real, a fim de extrair informações sobre anormalidade no sistema.





Fonte: (SILVA, 2008)

Esse método, por sua vez, identificam parâmetros especiais como θ , variáveis de estado *x*, e resíduos *r*. Dessa forma, comparando os valores observados com os valores nominais, e incorporando no processo técnica de detecção de diferenças, é possível identificar anormalidade no processo, notada a partir de sintomas analíticos. Esses últimos são essenciais para o diagnóstico de faltas.

2.5.2.3 Detecção de Falhas com Estimadores de Estado

Esse método é adicional ao mencionado na Subseção 2.5.2.2, pois os estimadores de estado comparam as saídas dos processos medidos e as saídas ajustáveis, a fim de obter saídas de erros (resíduos). Isso pois, por vezes, os valores de determinados estados de um sistema, por não poderem ser lidos diretamente por sensores, precisam ser estimados. Em outros cenários, faz-se necessário estimar os estados de um sistema devido à existência de ruídos nas leituras dos sensores. Diversas abordagens exploram essa técnica, em que tratam do problema de detecção de falhas através dos observadores de estados de Lueberger e, em outras tratativas, utilizando Filtros de Kalman. Ambas metodologias permitem a análise dos sinais residuais, conforme simplifica a Figura 2.22, facilitando estudos minuciosos sobre o comportamento de anormalidades provenientes de falhas no sistema.

Figura 2.22 – Representação de detecção de falhas por análise de resíduos.



Fonte: Adaptado de (SILVA, 2008)

Considerando este método, conforme mencionado, pode-se estimar estado de uma planta se utilizando algumas técnicas, dentre elas: Observador de Estado e Filtro de Kalman. Tais metodologias serão abordadas nas seções seguintes.

2.5.2.3.1 Observador de Estado

O projeto baseado em observadores de estado tem sua estrutura exemplificada pela Figura 2.23. Nota-se pela ilustração que a técnica é aplicável em conversores DC-DC, conforme aplicação estudada neste trabalho.

Para projetar de um observador de estado, é importante entender sua função no processo. Ele estima as variáveis de estado baseado nas medidas das variáveis de saída e das variáveis de controle. Um ponto importante a se destacar é que observadores de estado só podem ser projetados se a condição de observabilidade for satisfeita (OGATA, 2010). Dessa forma, partindo do modelo dinâmico do sistema, no formado mencionado nas Equações 2.2 e 2.3 em espaço



Figura 2.23 – Estrutura do sistema de detecção e isolamento de falhas.

Fonte: Adaptado de (ALAVI; SAIF; FEKRIASL, 2014)

de estados, pode-se aferir o teste de observabilidade. Dessa forma, para que um sistema seja observável basta analisar o par de matrizes A e C. Definindo a matriz de observabilidade M_O :

$$M_{O} = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ CA^{2} \\ ... \\ CA^{n-1} \end{bmatrix}$$
(2.5)

O sistema definido pelas matrizes (A, C) é observável se o $posto(M_O) = n$.

A dinâmica do observador de estado é descrita pelas Equações 2.6 e 2.7 e ilustrada pela Figura 2.24:

$$\dot{\widehat{x}}(t) = \widehat{A}\widehat{x}(t) + \widehat{B}u(t) + L\widetilde{y}(t)$$
(2.6)

$$\dot{\hat{y}}(t) = \widehat{C}\widehat{x}(t) + \widehat{D}u(t)$$
(2.7)

Onde L é a matriz de ganhos do observador, com dimensão nxp. Em que n é a ordem do sistema e p é o número de saídas.

A Figura 2.24 retrata a dinâmica do observador de estado descrito pelas Equações 2.6 e 2.7.

Nas tratativas seguintes, é considerado \tilde{x} para representar o vetor de estado observado. Em muitos casos práticos, o vetor de estado observado \tilde{x} é utilizado na realimentação de es-



Figura 2.24 – Diagrama de blocos da estrutura do observador de estados em malha fechada.

Fonte: AUTOR

tado para gerar o vetor de controle desejado (OGATA, 2010). É importante mencionar que o observador deve ser projetado considerando ausência de falhas no sistema.

Basicamente, o modelo matemático do observador é o mesmo que o da planta, conforme se pode constatar pelas Equações 2.6 e 2.7. Entretanto, existe um termo adicional que incorpora o erro de estimação para compensar as incertezas nas matrizes A e B e a ausência do erro inicial. A dinâmica do erro de estimação dos estados é obtida subtraindo a Equação dos estados do modelo 2.8 da Equação de estados do sistema real 2.9.

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \tag{2.8}$$

$$\dot{\widehat{x}}(t) = \widehat{A}\widehat{x}(t) + \widehat{B}u(t)$$
(2.9)

De modo que se tem a dinâmica do erro:

$$\dot{\tilde{x}}(t) = \dot{x}(t) - \dot{\tilde{x}}(t) = (Ax(t) - \widehat{A}\widehat{x}(t)) + (B - \widehat{B})u(t) - L(y(t) - \widehat{y}(t))$$
(2.10)

Rearranjando a equação 2.10 e substituindo-se as saídas do sistema real e do modelo pelas suas respectivas equações em função dos estados e das entradas e também assumindo que

os erros entre as matrizes do modelo $(\widehat{A}, \widehat{B}, \widehat{C}, \widehat{D})$ e as matrizes do sistema real (A, B, C, D) são desprezíveis, tem-se a Equação 2.11:

$$\dot{\tilde{x}}(t) = A(x(t) - \hat{x}(t)) - LC(x(t) - \hat{x}(t))$$
(2.11)

Por fim, após manipulação matemática, obtêm-se a equação da dinâmica do erro de estimação dos estados, dada por 2.12:

$$\dot{\tilde{x}}(t) = (A - LC)\tilde{x}(t) \tag{2.12}$$

O erro de estimação ou erro de observação é a diferença entre a saída medida e a saída estimada. O erro inicial é a diferença entre o estado inicial e o estado inicial estimado, também conhecido como resíduo. Neste ponto já é possível obter a geração residual mencionada no método.

A matriz L, denominada matriz de ganho do observador, é uma matriz de penalização do termo de correção que envolve a diferença entre a saída medida y e a saída estimada. Esse termo corrige continuamente a saída do modelo e aumenta o desempenho do observador. Pode selecionar a matriz L de forma a melhorar a dinâmica do observador em malha fechada.

Para obtenção da matriz L, considerando sistema como sendo de ordem reduzida, então a substituição direta da matriz L no polinômio característico desejado poderá ser efetuado, tornando o problema mais simples (OGATA, 2010). Dessa forma, considerando sistema expresso pela Figura 2.24 de dimensão 3, então a matriz de ganho L será:

$$L = \begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \\ L_3 \end{bmatrix}$$
(2.13)

Substituindo a matriz L no polinômio característico desejado:

$$|sI - (A - LC)| = (s - \mu_1)(s - \mu_2)(s - \mu_3)$$
(2.14)

Igualando os coeficientes de mesma potência em s, em ambos os lados dessa última equação, pode-se determinar os valores de L_1 , L_2 e L_3 .

Dito isso, a partir dessas constatações, pode-se realizar avaliação residual para identificar o tipo de erro. Em determinadas literaturas, uma análise mais aprofundada do sinal residual é recomendada para a detecção e isolamento (DING, 2008).

Por fim, pode-se verificar como o método é simples e direto. Além disso, mais uma vantagem dessa técnica está associada à carga computacional menos robusta, que é sempre uma preocupação (ALAVI; SAIF; FEKRIASL, 2014).

O uso de observadores de estado para diagnóstico de falhas é bastante explorado, além da referência já mencionada (ALAVI; SAIF; FEKRIASL, 2014), (LEVIN; HOPE; DOMÍNGUEZ-GARCÍAY, 2010) também trata desta técnica. Enfatizando que em cada referência avalia a técnica de forma particular envolvendo sua própria aplicação específica.

2.5.2.3.2 Filtro de Kalman

O filtro de Kalman, similar ao método anteriormente citado, é um algoritmo recursivo. Ele fornece um método de estimar os parâmetros de um sistema linear a partir de medições incertas, podendo também estimar estados futuros baseado na última amostra do sistema, ambos podendo estar corrompida por ruídos gaussianos. Existem variações do filtro, que foram baseados no método proposto por Kalman, como o filtro de Kalman estendido, o filtro de Kalman fuzzy e o filtro de Kalman unscented. Neste estudo será priorizado a forma mais simples do filtro.

O uso dessa técnica é bastante difundida em estudos em diversas aplicações. Em (NETO, 2017), por exemplo, o método é aplicado para estimar parâmetros em um processo com quatro tanques. Já em (IZADIAN; KHAYYER, 2010) ele é utilizado para diagnosticar falha em um Conversor Boost DC-DC.

Assim como no método utilizando o Observador de Estado, para o projeto do filtro de Kalman é importante que se tenha o modelo dinâmico do sistema, no formado em espaço de estados. Para projetar o Filtro de Kalman, deve-se entender que o mesmo trabalha em duas etapas, denominadas de predição e correção. E essas etapas são percorridas continuamente.

O Filtro de Kalman utiliza a entrada da planta, representada por u_k e a saída, aqui representada por z_k . Dessa maneira, é possível realizar a reconstrução dos estados dessa planta. Em alguns casos, pode ser que o filtro tenha acesso apenas a saída da planta. Dessa forma, a partir dessas informações, pode-se entender melhor as etapas que compõem esse método e as equações para implementação: Estimação: Nesta etapa, é possível estimar os estados do sistema. Com as equações seguintes é possível realizar a predição (a priori) da estimativa do estado e da covariância do erro e predição (a priori) do erro de covariância.

$$\widehat{x}_{k|k-1} = A\widehat{x}_{k-1|k-1} + Bu_{k-1}$$
(2.15)

$$P_{k|k-1} = AP_{k-1|k-1}A^T + Q (2.16)$$

Em que P é a matriz de covariância e Q é a matriz de covariância do ruído do processo.

Correção: Nesta etapa é possível realizar comparação entre os estados estimados, proveniente da etapa anterior, com as medidas que são obtidas a partir do sistema. E a partir disso, realizar o ajuste, obtendo o resultado final. A partir das equações de atualização, considera-se que a Equação 2.17 realiza o calculo de inovação ou medida, a Equação 2.18 faz o pré-ajuste de covariância, que a Equação 2.19 calcula o ganho ótimo e a Equação 2.20 faz a atualização da estimativa de estados.

$$\widehat{y}_k = z_k - H\widehat{x}_{k|k-1} \tag{2.17}$$

$$S_k = HP_{k|k-1}H^T + R (2.18)$$

Em que R se trata da covariância do ruído de medida.

$$\widehat{K}_{k} = P_{k|k-1} H^{T} S_{k}^{-1} \tag{2.19}$$

$$\widehat{x}_{k|k} = \widehat{x}_{k|k-1} + K_k \widehat{y}_k \tag{2.20}$$

$$P_{k|k} = (I - K_k H) P_{k|k-1}$$
(2.21)

É válido citar que as variáveis $\hat{x}_{k-1|k-1}$ denotam valores de tempo "k-1" com dados de estado estimado previamente. Variáveis $\hat{x}_{k|k-1}$, ou estado a priori, constituem estados no ins-

tante de tempo "k" com base no estado prévio "k-1". Já as notações a $\hat{x}_{k|k}$ posteriori representam estimações de estado no instante "k" com base no estado atual. Durante estimação se obtém o erro covariante a priori ou erro covariante preditivo, $\hat{P}_{k|k-1}$, e, durante a atualização, o erro covariante a posteriori ou erro covariante corrigido, $\hat{P}_{k|k}$. A Figura 2.25 apresenta uma imagem esquemática do funcionamento recursivo das duas etapas de execução do filtro de Kalman, em que a atividade do filtro permeia entre as duas fases e o ciclo se repete.





Fonte: (OLIVEIRA; GONÇALVES, 2017)

É importante acrescentar que Q e R são definidos pelo projetista de acordo com o conhecimento do sistema. Em que Q define a qualidade da medição e R a qualidade no modelo. Isso implica em dizer que se dá maior confiança para a medição ou então para modelagem do sistema. Conforme ilustrado pela Figura 2.26, ao se escolher maior valor para R ou para Q, a 3º gaussiana estimada conterá desvio menor com relação à medição ou ao modelo.

Por fim, pode-se também, a partir dessa técnica, gerar resíduos para avaliação residual. Isso é feito a partir da diferença entre as estimativas geradas por este método e os valores da planta, da mesma forma citada no método do Observador de Estado.

2.5.3 Geração Residual

É importante, antes de falar sobre o processo de geração residual, entender, de fato, o que é um resíduo. Em síntese, resíduos são sinais gerados a partir da comparação entre valores



Figura 2.26 – Comportamento da gaussiana estimada com relação à R e Q.

Fonte: Do autor.

mensuráveis do processo real e valores estimados pelos modelos ou equações. É fundamental que o processo real e o estimador ou equação estejam sujeitos à mesma entrada. Eles são utilizados no processo de diagnóstico e detecção de falhas pois conseguem representar os desvios de comportamento do processo real em relação ao seu próprio comportamento em situações normais.

Tendo em vista as informações anteriormente mencionadas, é possível, então, como é feito o processo de geração residual. O cálculo é simples, feito através da diferença entre a saída ou estados do processo (y) e a saída ou estados estimados pelo modelo (\hat{y}), dado pela Equação 2.22.

$$r = y - \hat{y} \tag{2.22}$$

Dessa maneira, após essa aquisição residual, pode-se analisar os resíduos a fim de verificar se os parâmetros do modelo identificado foram ou não estimados corretamente. Em caso de estimação assertiva, os resíduos são fornecidos como entrada para o módulo classificador, que é responsável por fazer a detecção, identificação e classificação das falhas. Processo este simplificado pela Figura 2.27



Figura 2.27 – Arquitetura clássica de sistemas de detecção de falhas.

Fonte: (SILVA, 2008)

2.5.4 Isolamento, Identificação e Diagnóstico de falhas

Na análise residual, percebe-se que presença de ruído e incertezas do modelo, fazendo com que o resíduo não seja exatamente zero, mesmo que não haja nenhuma falha no sistema. Portanto, faz-se necessário uma análise mais aprofundada do sinal residual para isolamento. (LEVIN; HOPE; DOMÍNGUEZ-GARCÍAY, 2010) avalia a média da energia do sinal residual J_{ave} , dada pela Equação 2.23, em que evidências práticas mostram que o pico ou a média da norma do sinal residual são boas métricas para avaliação (ALAVI; IZADI-ZAMANABADI; HAYES, 2008).

$$J_{ave} = \sup\left(\frac{1}{N_s}\sqrt{\sum_{k=1}^{N_s} r_k^T r_k}\right)$$
(2.23)

Em que, N_s é a quantidade de amostras e r o valor residual.

Como cada falha nos conversores representa uma variação de tensão diferente, tem-se uma inclinação de J_{ave} diferente para cada falhas. Esse recurso é então empregado por (ALAVI; SAIF, 2013) para isolamento de falhas. É válido citar que a análise do comportamento da energia do sinal é realizada dentro de uma janela de tempo pré-determinada, que pode se repetir ao longo do tempo.

Por fim, toda a metodologia citada é representada pela Figura 2.28, em que ilustra a estrutura do sistema de detecção utilizado por (ALAVI; SAIF, 2013), em que mostra um diagrama esquemático da estrutura do sistema de detecção de falha. Nesta representação, a "Planta" indica o sistema, que é monitorado. Os dados da planta, y_k , são digitalizados e transmitidos através de uma rede de comunicação para o sistema de detecção de falha (FD). Os dados recebidos pelo sistema FD são denotados por z_k nesta ilustração. Sendo assim, um sinal residual, r_k , é gerado utilizando z_k , que é sensível à falha. A característica do sinal residual r_k gerado é que, é quase zero quando não há falta na planta. Quando ocorre uma falta, o sinal residual r_k dá uma estimativa satisfatória da falha. O sinal residual r_k é sequentemente processado para gerar um alarme apropriado. O alarme de falha é ativado mostrando que ocorreu uma falha quando o sinal de avaliação residual assume um valor maior que um certo limite J_{th} , que é especificado a priori pelo engenheiro.

Figura 2.28 – Compilado do sistema de detecção de falha.



Fonte: (ALAVI; SAIF, 2013)

A abordagem utilizada em Alavi, Saif e Fekriasl (2014) relaciona também a análise da energia do sinal residual (J_{ave}) através de suas inclinações, em que é possível associá-las a cada falha. Dessa maneira, elas são, de fato, os valores limite para detecção e isolamento de falhas (ALAVI; SAIF; FEKRIASL, 2014).

Finalmente, a tarefa de diagnosticar uma falha e/ou falta consiste na determinação do tipo da falha com todos os detalhes possíveis como, seu tamanho, localização e hora/momento de detecção. Esse procedimento é baseado nos sintomas analíticos e heurísticos observados, a partir dos métodos citados anteriormente, e do conhecimento sobre o processo.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 Materiais

O desenvolvimento deste trabalho teve como base o uso do MATLAB/Simulink, ferramenta para modelagem, simulação e análise de sistemas dinâmicos. Dessa maneira, essas ferramentas foram utilizadas para implementação dos algoritmos e na análise para detecção de falhas do Conversor VR-BESS.

3.2 Metodologias

O principal objetivo deste trabalho é implementar detecção de falhas no Conversor VR-BESS. Ele será dividido pelo estudo da modelagem matemática em Espaço de Estados e controle/compensador em malha fechada do modo 1 deste conversor, além de simulações para validação. Posteriormente, implementar um método para detecção de falhas, avaliar sua eficácia e além disso, analisar diferentes técnicas de Estimação de Estado. Por fim, neste último caso, comparar ambas metodologias, a fim de se identificar, a partir do método de detecção de falha abordado, qual estimador trabalha de forma mais adequada com relação a aplicação estudada.

3.2.1 Modelo matemático em Espaço de Estados

Como mencionado na Seção 2.2.1.1, o Conversor VR-BESS trabalha em dois modos de operação. Entretanto, este trabalho focará na análise do modo 1, que é representado pela figura 3.1, que trabalha como regulador de tensão e carregador do banco de baterias. Como é notado, sua estrutura é composta por dois indutores ($L_s \ e \ L_{bat}$), dois capacitores ($C_{bat} \ e \ C_0$), três diodos ($D_1, D_2 \ e \ D_3$), pela carga e bateria, representada por R_{bat} e as chaves $S_1 \ e \ S_2$. Essa composição é feita de forma que quando a energia disponível na fonte de entrada for superior a consumida pela carga, o excedente seja armazenado no banco de baterias. Neste modo, o sistema possui uma entrada (V_s) e duas saídas ($V_{bat} \ e \ V_0$).

Para a obtenção do modelo matemático que descreve este conversor, deve-se analisar as etapas de operação individualmente, a fim de gerar suas respectivas equações lineares de primeiro grau. O modo 1 apresenta três etapas de funcionamento, em que o período total de funcionamento nesse modo seja T_s . A primeira etapa vai de 0 a t_1 , a segunda etapa de t_1 a t_2 e a terceira etapa de t_2 a t_3 , sendo $t_3 = T_s$. Estas etapas existem e são impostantes no processo para que o conversor cumpra devidamente sua função. Em que, no primeiro instante, regule a tensão





Fonte: (PACHECO, 2003)

e, posteriormente, após esta etapa, armazene o excedente de energia gerado na bateria, e, por fim, que a carga seja alimentada mesmo que V_s não seja suficiente.

A Figura 3.2 simplifica as etapas de funcionamento do conversor VR-BESS. Estas etapas são mencionadas no Capítulo 2 e a Figura 2.2a descreve a primeira etapa de funcionamento do conversor, em que S_1 e S_2 são fechadas, os diodos são bloqueados, a tensão no indutor L_s é v_{L_s} = V_s e a tensão em L_{bat} é $v_{L_{bat}}$ = V_{bat} . Essas tensões causam um aumento linear na corrente do indutor i_{Ls} e um decrescimento linear na corrente do indutor i_{Lbat} .

A segunda etapa é representada pela Figura 2.2b, em que a chave S_2 é aberta. O diodo D_3 passa a conduzir a corrente $i_{Ls} - i_{Lbat}$, a tensão resultante é negativa sobre o indutor L_s e positiva no indutor L_{bat} .

A terceira etapa é descrita pela Figura 2.2c, nela a chave S_2 é aberta e a carga recebe energia do indutor L_s . A corrente i_{Lbat} agora flui pelo diodo D_2 devido a energia armazenada induzida e a tensão no indutor L_{bat} é $v_{Lbat} = V_{bat}$.

Figura 3.2 - Etapas de Operação do modo 1.



Fonte: ADAPTADO de (PACHECO, 2003)

Essas análises das etapas de operação consideraram as seguintes definições (MAR-CELLO; PACHECO; FERREIRA, 2019):

$$D_1 = \frac{t_1}{T_s}$$
 $D_2 = \frac{t_2}{T_s}$ (3.1)

$$\Delta D = \frac{t_2 - t_1}{T_s} = D_2 - D_1 \tag{3.2}$$

$$D_1' = 1 - D_1 \qquad D_2' = 1 - D_2 \tag{3.3}$$

Por fim, a representação única do conversor no formado em espaço de estados, de acordo com a Equação 2.2 representada por 3.4, é gerada através da média ponderada das equações obtidas em cada etapa de operação. Alcançando as seguintes matrizes em 3.5 (MARCELLO; PACHECO; FERREIRA, 2019):

$$\dot{x}_1 = A_1 x_1 + B_1 u_1 \tag{3.4}$$

$$\dot{x}_{1} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{-1}{L_{bat}} & 0 & \frac{\Delta D}{L_{bat}} \\ \frac{1}{C_{bat}} & \frac{-1}{C_{bat}R_{bat}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{-D'_{1}}{L_{s}} \\ \frac{-\Delta D}{C_{o}} & 0 & \frac{D'_{1}}{C_{o}} & \frac{-1}{C_{o}R_{o}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{i}_{Lbat} \\ \mathbf{v}_{Cbat} \\ \mathbf{i}_{Ls} \\ \mathbf{v}_{Co} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{1}{L_{s}} \\ 0 \end{bmatrix} V_{s}$$
(3.5)

No modo de operação 1 há duas saídas, em que se tem a tensão na carga (v_o) , que é V_{C_o} , e a tensão na bateria (v_{bat}) , que é $V_{C_{bat}}$. Obtendo-se as seguintes matrizes de acordo com a equação 2.16:

$$\begin{bmatrix} v_{bat} \\ v_o \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{i}_{Lbat} \\ \mathbf{v}_{Cbat} \\ \mathbf{i}_{Ls} \\ \mathbf{v}_{Co} \end{bmatrix}$$
(3.6)

O modelo mencionado foi detalhado e validado no trabalho de (MARCELLO; PA-CHECO; FERREIRA, 2019).

3.2.2 Controle

O controle é realizado por alocação de polos, conforme representado pela Figura 3.3. A imagem representa o diagrama de blocos equivalente ao modelo em malha fechada do modo 1. Dessa maneira, conforme é possível perceber, para implementar o controle adequado via realimentação de estados através do ganho K_1 , foi preciso, primeiramente, realimentar o sistema e inserir um integrador entre o sinal de erro e a planta. Este último assume a função de eliminar o erro em regime permanente, causado por distúrbios no sistema (MARCELLO; PACHECO; FERREIRA, 2019). Esses distúrbios podem impactar a qualidade da energia elétrica e estão relacionados as tensões do sistema elétrico, que envolvem subtensão que acontece quando grandes cargas são retiradas do sistema, sobretensão quando ocorre sobrecarga, distorções harmônicas quando são geradas correntes harmônicas no sistema produzidas por cargas não lineares presentes no sistema e interrupção de energia (PACHECO, 2003).

Figura 3.3 – Diagrama de blocos equivalente ao modelo em malha fechada do modo 1.



Fonte: (MARCELLO; PACHECO; FERREIRA, 2019)

A partir da estrutura representada na Figura 3.3, pode-se descrever as seguintes equações:

$$\dot{\mathbf{x}}_1 = \mathbf{A}_1 \mathbf{x}_1 + \mathbf{E}_1 u_1 \tag{3.7}$$

$$\mathbf{y}_1 = \mathbf{C}_1 \mathbf{x}_1 \tag{3.8}$$

$$u_1 = \mathbf{K}_1 x_1 + k_{i1} \xi_1 \tag{3.9}$$

$$\xi_1 = r_1 - y_1 = r - \mathbf{C}_1 \mathbf{x}_1 \tag{3.10}$$

Em que x_1 representa a matriz de estados do modelo, u_1 o sinal de controle, y_1 o sinal de saída, r é o sinal de entrada de referência e ξ_1 a saída do integrador, como representado pela Figura 3.3. A Equação 3.11 foi obtida através das Equações 3.7 e 3.10:

A equação pode ser resumida como:

$$\dot{\mathbf{e}}_1 = \mathbf{\hat{A}}_1 \mathbf{e}_1 + \mathbf{\hat{E}}_1 u_{e1} \tag{3.12}$$

O sinal de controle, conforme mencionado na seção 2.4, é dado pela Equação 3.13:

$$\mathbf{u}_{e1} = -\widehat{\mathbf{K}}_1 \mathbf{e}_1 \tag{3.13}$$

Em que K_1 é representado por 3.14:

$$-\widehat{\mathbf{K}}_{1} = \begin{bmatrix} \mathbf{K}_{1} | -k_{i1} \end{bmatrix}$$
(3.14)

A técnica de controle por alocação de polos permite definição de algumas propriedades da resposta transitória em malha fechada de acordo com necessidade do sistema. Tais características podem ser o tempo de atraso t_d , tempo de subida t_r , tempo de pico t_p , máximo de sobressinal M_p e tempo de estabilização t_s .

Dessa forma, com intuito de evitar grandes oscilações na tensão de saída do sistema e assim garantir a segurança dos dispositivos conectados a ela, é desejável que a resposta seja amortecida e rápida. Como a matriz característica (\widehat{A}_1) representada na Equação 3.11 possui dimensão 6×6, o número de 6 polos devem ser alocados para definição da matriz de controle K_1 . Sendo assim, o vetor de polos é determinado com base nas características de desempenho desejadas para o sistema. Dessa forma, a escolha é feita a fim de que a matriz do sistema controlado tenha autovalores em posições pré-determinadas que alcancem o comportamento esperado. De acordo com (MARCELLO; PACHECO; FERREIRA, 2019), para que o sistema tenha as características escolhidas, o sistema deve possuir um par de polos conjugados dominantes localizados no lugar geométrico das raízes em 3.15.

$$p_{1,2} = \zeta w_n \pm j w_n \sqrt{1 - \zeta^2}$$
(3.15)

Em que ζ é o coeficiente de amortecimento e depende do amortecimento que se queira para o sistema, w_n é a frequência natural e relaciona o tempo de estabilização desejado e o coeficiente de amortecimento. Os demais polos foram alocados distantes dos polos dominantes, representados em 3.15 para que não interferisse na característica desejada.

Dessa forma, os polos serão representados aqui pelo vetor J_1 , assim como em (MAR-CELLO; PACHECO; FERREIRA, 2019).

$$J = \begin{bmatrix} p1 & p2 & p3 & p4 & p5 & p6 \end{bmatrix}$$
(3.16)

Por fim, esta matriz de ganhos foi obtida através do MATLAB através da função *place()*. O leitor pode consultar (MARCELLO; PACHECO; FERREIRA, 2019) para mais detalhes sobre o processo e validação do modelo do controle.

3.2.3 Projeto do Métodos de Detecção de Falhas

A partir do método de detecção de falhas por meio de Estimadores de Estado, projetouse técnicas como o Observador de Estado e o Filtro de Kalman. Em ambos os casos, para que houvesse detecção de falhas de forma adequada, seguiu-se as seguintes etapas para dimensionamento:

- 1. Projeto do Estimador (Observador de Estado e Filtro de Kalman);
- 2. Geração residual;
- 3. Validação residual;

3.2.3.1 Projeto do Observador de Estado

Em primeiro instante, avaliou-se a observabilidade do sistema. Para isso, utiliza-se a função *obsv* do MATLAB, a fim de obter a matriz de observabilidade do sistema, conforme abaixo.

$$M_o = obsv(\mathbf{A}, \mathbf{C})$$

Esta função, por sua vez, calcula a matriz de observabilidade do sistema de acordo com a equação 2.5. Posteriormente, deve-se verificar o posto dessa matriz, isso implica em aferir se possui a mesma quantidade de valores singulares que número de estados.

 $N_o = length(A) - rank(M_o)$

Em que N_o representa o número de estados não observados. Constatando que a quantidade é zero, é possível afirmar que o sistema é observável.

Sendo assim, após verificação do quesito anterior, pôde-se projetar o Observador de Estado. Para isso, foi calculado a matriz de ganho do observador, que é feita conforme Seção 2.5.2.3.1. A determinação dos polos é semelhante ao projeto de controle mencionado anteriormente. Dessa forma, buscou-se determinar seu valor o mais distante possível dos polos característicos do sistema. Percebeu-se, por meio da simulação, que quanto mais distantes os polos do observador estivessem dos polos originais do sistemas, mais assertivo o observador se tornava.

Por fim, após a determinação de P, utilizou-se a função *place()* do MATLAB para obtenção da matriz *L*.

$$L = place(\mathbf{A', C', P})'$$

Neste caso, como se pode notar, foi considerado a seleção do ganho do observador transpondo a matriz A e substituindo B por C'. Esse comando, por sua vez, considera equações no formato em Espaço de Estados, de acordo com as Equações 2.2 e 2.3. *Place()* adiciona os polos (p) de malha fechada desejados para o observador, a fim de calcular uma matriz de ganho de realimentação de estado *L*.

Por fim, foi projetado o sistema utilizando a ferramenta SIMULINK do MATLAB, conforme ilustrado pela Figura 2.24 da Subseção 2.5.2.3.1.

3.2.3.2 Filtro de Kalman

No projeto do Filtro de Kalman, semelhante ao projeto anterior, usou-se a ferramenta Simulink do MATLAB. A Figura 3.4 ilustra o processo implementado, em que o mesmo sinal de entrada controlado **u** alimenta a planta e o estimador de estado Filtro de Kalman, considerando que a planta está sujeita a ruído gaussiano **w** na entrada e ruído de medição **v** na saída **y**. Além disso, tem-se na saída do estimador $\hat{\mathbf{x}} \in \hat{\mathbf{y}}$ que são, respectivamente, os estados e a saída estimados.



Figura 3.4 – Configuração da implementação do Filtro de Kalman.

Fonte: (FRANKLIN G.F.; WORKMAN, 1990)

Foi usado o bloco Filtro de Kalman para estimar os estados do modelo da planta em espaço de estado, dado o processo e os dados de covariância de ruído de medição. O modelo de espaço de estados pode ser variável no tempo. Foi considerado, na utilização deste bloco, que o modelo de espaço de estados e as matrizes de covariância de ruído são todas invariantes no tempo. Além disso, a implementação pode fornecer a solução ótima para problemas de estimativa contínua ou discreta. Neste trabalho, foi considerado estimativa contínua, em que esta metodologia implementa as equações a seguir. Dado a planta no formato contínuo, em que 3.17 se refere a equação de estado e 3.18 resposta mensurada:

$$\dot{x}(t) = A(t)x(t) + B(t)u(t) + w(t)$$
(3.17)

$$y(t) = C(t)x(t) + D(t)u(t) + v(t)$$
(3.18)

Em que w é o ruído gaussiano na entrada e v, ruído de medição na saída.

O bloco *Block Parameters* implementa o Filtro de Kalman de estado estacionário quando as matrizes do sistema (A(t), B(t), C(t), D(t)) e matrizes de covariância de ruído (Q(t), R(t), N(t)) são constantes. Os valores das matrizes de covariância de ruído Q(t) e R(t) foram determinadas de modo que quanto maior o valor de Q e menor o valor de R, mais próximo o valor estimado estaria da medição. Além disso, N(t), matriz de ruído de covariância cruzada entre processo e medição, foi considerada N(t) = 0 nesta simulação.

3.2.4 Indução de Falhas

A falha do sistema foi provocada nos componentes eletrônicos. Isso pois, conforme constatado no Capítulo 1, eles são os elementos que mais possuem tendência a sofrer falhas. Desta forma, foi induzido falha nos indutores ($L_s \in L_b$) e capacitores ($C_o \in C_b$), sendo possível então avaliar o comportamento do sistema. Para isso, foi considerado alteração em suas respectivas capacitâncias e indutâncias, a fim de simular uma possível falha. Tomou-se o cuidado para que não houvesse elementos com valores nulos e/ou extremamente altos, para que não provocassem a instabilidade no sistema e assim prejudicar a análise do estudo. A Figura 3.5 exemplifica a metodologia utilizada neste trabalho, em que a falha foi induzida individualmente nos elemento L_s , L_{bat} , $C_0 \in C_{bat}$ do sistema. É válido ressaltar que a falha foi provocada em momentos distintos, para que fosse possível avaliar o comportamento do sistema em cada ocasião.





Fonte: do Autor

3.2.5 Detecção de Falhas

Conforme já mencionado, apesar da estimação dos estados adequada feita através das técnicas citadas anteriormente, é entendido que elas, por si só, não conseguem detectar falhas com exata precisão. Isso pois, os sistemas estão sempre sujeitos a perturbações nas medições, ruídos e também a incertezas no modelo. Devido a este último aspecto, este trabalho teve como base o estudo de (LEVIN; HOPE; DOMÍNGUEZ-GARCÍAY, 2010) para complementar a detecção de falhas por Estimadores de Estado, em que se procurou realizar uma análise residual mais aprofundada.

Para isso, partiu-se do estudo da média da energia do sinal residual J_{ave} ao longo das amostras. Implementação foi feita utilizando MATLAB, a partir da seguinte metodologia:

- Escolhe-se, conforme mencionado na Seção 2.5.4, uma janela de tempo para realizar a análise. Essa escolha não partiu de regras específicas, dado o pequeno tempo disponível de simulação. Sendo assim, determinou-se a janela de tempo como sendo, aproximadamente, o regime permanente do sistema, posterior a 15ms.
- 2. As equações implementadas são descritas a seguir. É válido lembrar que elas foram usadas para avaliar o resíduo de ambas as técnicas aqui estudadas.

$$S_{V_{ok}} = \sum_{k=i}^{N_s} r_{o_k}^T r_{o_k}$$
(3.19)

$$S_{V_{batk}} = \sum_{k=i}^{N_s} r_{bat_k}^T r_{bat_k}$$
(3.20)

$$S_k = \frac{S_{V_{ok}} + S_{V_{batk}}}{2}$$
(3.21)

$$J_{ave} = \frac{1}{N_s - i} \sqrt{S_k} \tag{3.22}$$

Em que r_{o_k} é o resíduo gerado pela saída V_0 , r_{bat_k} é o resíduo gerado pela saída V_{bat} , S_k é a integração residual média entre $S_{V_{ok}}$ e $S_{V_{bat_k}}$, para que tornasse possível análise simplificada. E, por fim, J_{ave} , a energia do sinal residual média.

A partir disso, pôde-se avaliar holisticamente o comportamento da energia do sinal residual. A constatação da falha, de acordo com alavi2014multiple, é feita através da alteração na inclinação deste sinal através de simulações gráficas. A Figura 3.6 exemplifica a metodologia utilizada, em que é possível perceber que o comportamento da curva de J_{ave} ao longo do tempo é alterado nos tempos t_1 e t_2 , no momento em que há duas falhas no sistema, m_1 e m_2 , respectivamente. As falhas são notadas através da mudança da inclinação da energia do sinal residual. Dessa maneira, esse método pode constatar falha de forma mais assertiva do que analisar apenas o sinal residual.

Figura 3.6 – Avaliação da energia do sinal residual.



Fonte: ADAPTADO de (ALAVI; SAIF; FEKRIASL, 2014)

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os resultados mencionados se basearam nos parâmetros da Tabela 4.1 para implementação. Eles foram estabelecidos no trabalho idealizado por PACHECO (2003).

Componente	
Tensão de entrada V_s	300V
Tensão da bateria V _{bat}	120V
Tensão de saída V _o	400V
Indutor <i>L</i> _s	1mH
Indutor <i>L</i> _{bat}	1,1mH
Capacitor <i>C</i> _o	220µF
Capacitor C _{bat}	30µF
Resistor <i>R</i> _o	80Ω
Resistor <i>R</i> _{bat}	29Ω
Duty Cycle D_1 no modo 1	0,25
Duty Cycle D_2 no modo 1	0,55
Duty Cycle D_1 no modo 2	0,25
Duty Cycle D_2 no modo 2	0,70
Máximo de sobressinal M_p	20%
Tempo de estabilização <i>t</i> _s	10 ms

Tabela 4.1 – Parâmetros utilizados na simulação do conversor VR-BESS.

Fonte: (MARCELLO; PACHECO; FERREIRA, 2019).

4.1 Análise do Sistema

O sistema em espaço de estados implementado na ferramenta Simulink do MATLAB para o modo 1 é representado pela Figura 4.1. Tal estrutura foi obtida, utilizando-se as matrizes médias de estado (A), de entrada (E) e de saída (C), com realimentação unitária e por meio do ganho K, utilizando-se o método de alocação de polos.

Figura 4.1 – Diagrama de blocos equivalente ao modelo em malha fechada do modo 1



Fonte: do Autor

A princípio, foi identificado por (MARCELLO; PACHECO; FERREIRA, 2019) que o sistema não é totalmente controlável, entretanto, apesar disso, o sistema ainda pode ser con-

siderado estabilizável. Dessa maneira, considerando os critérios estabelecidos na Tabela 4.1, pode-se identificar o polinômio desejado para o sistema a partir do cálculo de parâmetros de desempenho. Com base no valor de M_p , calcula-se o coeficiente de amortecimento, dado por:

$$e^{-(\frac{\zeta}{\sqrt{1-\zeta^2}})\pi} = 0,2$$
 \therefore $\zeta = 0,4559$ (4.1)

A frequência natural é representada pela Fórmula 4.2, baseado no valor de t_s desejado:

$$w_n = \frac{4}{\zeta t_s} \qquad \therefore \qquad w_n = 877,2895 \tag{4.2}$$

Por fim, os polos característicos do sistema, demonstrado por 3.15, são estabelecido em 4.3:

$$p_{1,2} = -400 \pm 780, 79j \tag{4.3}$$

Além dos polos dominantes, os demais polos foram escolhidos considerando a manutenção da estabilidade de um sistema que não é completamente controlável, conforme (MAR-CELLO; PACHECO; FERREIRA, 2019). O modo 1 apresentou instabilidade com polos acima de 15 w_n . Dessa forma, a melhor alocação encontrada para o sistema neste modo foi de $p_3 =$ $-2, 3w_n, p_4 = -3w_n, p_5 = -5w_n$ e $p_6 = -11w_n$. Os polos estão representados na Equação 4.4 (MARCELLO; PACHECO; FERREIRA, 2019):

$$\mathbf{J}_{1} = \begin{bmatrix} -400 - 781j & 400 + 781j & -920 & -1200 & -2000 & -4400 \end{bmatrix}$$
(4.4)

Assim, obteve-se a matriz de realimentação de estado por meio da alocação robusta de polos, utilizando-se o comando *place()* do MATLAB, que fornece a matriz **K** de ganhos que alocará os polos na posição desejada (MARCELLO; PACHECO; FERREIRA, 2019):

$$\hat{\mathbf{K}}_{1} = \begin{bmatrix} 0,0008 & 0,0182 & 0,0412 & 0,0540 & -86,3692 & -16,2276 \\ 0,0326 & 0,0779 & 0,0797 & 0,1718 & -421,5292 & -86,7832 \end{bmatrix}$$
(4.5)

A partir dessas constatações, pode-se simular o diagrama de blocos do sistema em malha fechada, obtendo o resultado ilustrado na Figura 4.2. Para o modo 1, deseja-se que o sistema

mantenha um valor de 400V para a tensão de saída V_o e uma tensão de carregamento do banco de baterias V_{bat} de 120V.

Analisando-se a resposta do sistema de controle representado pela Figura 4.2, nota-se que a tensão de saída V_o tem valor de pico de 411,7V, representando 2,9% de overshoot, e tempo de acomodação t_s igual a aproximadamente 10ms. Por fim, neste último instante, estabilizando-se em 400V. Para a tensão de carregamento do banco de baterias V_{bat} o pico é de 126,5V, overshoot de 5,4% e t_s estimado também em aproximadamente 10ms, com regime permanente em 120V.





Fonte: do Autor

Os resultados apresentam a resposta de $\hat{y}_1(\hat{V}_o, \hat{V}_{bat})$. O controle foi projetado para suportar perturbações, conforme concluiu (MARCELLO; PACHECO; FERREIRA, 2019), mas esse ponto não foi abordado neste trabalho, visto que a perturbação poderia confundir os resultados obtidos ao simular a falha nos componentes do sistema.

4.2 Validação do Estimador de Estado

A fim de validar os processos de dimensionamento do método de detecção de falha, fezse necessário a verificação, num primeiro momento, do perfeito funcionamento das técnicas de estimação abordadas neste trabalho.

4.2.1 Observador de Estado

O observador de estado foi implementado de acordo com a Figura 4.3 e está destacado em verde. É notado que o observador e a planta recebem a mesma entrada controlada, feita através de realimentação de estados conforme já mencionado anteriormente. Além disso, o observador recebe a saída da planta também como parâmetro de entrada e é realimentado pelo ganho do observador, definido como L. Por fim, a estrutura do observador é semelhante a estrutura da planta, em que se utiliza mesma matriz média de estado A, matriz média de entrada E e matriz média de saída C.



Figura 4.3 – Circuito equivalente do modo 1 incluindo observador de estado.

Fonte: do Autor

A partir da implementação no Simulink do MATLAB, conforme Seção 3.2.3.1, pôde-se aferir o resultado conforme Figura 4.4. Em primeiro momento, definiu-se os polos do observador, considerando-o mais afastado possível dos polos originais do sistema. Sendo assim, foram dados por:

$$\mathbf{P} = 10^{5} \begin{bmatrix} -0,1179 + 5.8902 j \\ -0,1179 - 5.8902 j \\ -0,1242 + 4.0254 j \\ -0,1242 - 4.0254 j \end{bmatrix}$$
(4.6)

Desse modo, obteve-se *L* por meio da função *Place()*, conforme já mencionado, dado pelos valores representados em 2.14:

$$\mathbf{L} = 10^{7} \begin{bmatrix} 7,2202 & -5,7480 \\ 0,0026 & 0,0035 \\ 1,6763 & 6,2127 \\ -0,0009 & 0,0022 \end{bmatrix}$$
(4.7)

Dado essas constatações, foi obtido o resultado representado na Figura 4.4, em que foi comparado os resultados entre os estados medidos diretamente da planta (linha contínua) e

observador de estado projetado (linha tracejada). Somente a título de comparação, visto que o leitor deve ter em mente que, na prática, os estados da planta medidos diretamente não seria possível.



Figura 4.4 – Simulação do funcionamento do conversor no modo 1 controlado em malha fechada.

Fonte: do Autor

É possível notar, a partir da comparação, que o observador de estado é fiel aos estados da planta, estimando com precisão.

4.2.2 Filtro de Kalman

O Filtro de Kalman é implementado neste trabalho de acordo com a Figura 4.5, em que se utiliza o uma funcionalidade do Simulink para elaborar o filtro, através do block parameters: Kalman Filter. Como é percebido, o Filtro de Kalman, semelhante ao Observador de Estado, recebe como parâmetro a saída da planta e o sinal de entrada controlado por realimentação de estados. Além disso, em sua configuração, utiliza-se também as matrizes médias de estado A, de entrada E e de saída C.





Fonte: do Autor

Na figura 4.6, foi comparado os resultados entre os estados medidos diretamente da planta (linha contínua) e medidos pelo filtro de kalman projetado (linha tracejada). Nota-se que, na ausência de falha, o filtro de kalman estima perfeitamente os estados da planta.





Fonte: do Autor

É importante enfatizar que foi considerado N uma matriz nula, e valores para R e Q foram escolhidos através de testes de simulação. Entretanto, o pressuposto introduzido anteriormente foi considerado, em que quanto maior o valor de Q, mais próximo a estimativa do Filtro de Kalman se aproximaria da medida. Seus valores estão representados a seguir:

$$\mathbf{Q} = 10^{12} \begin{bmatrix} 10^{-3} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \qquad \mathbf{R} = 10^{-5} \tag{4.8}$$

4.3 Aquisição Residual

Tendo em vista o ideal funcionamento dos estimadores, faz-se necessário avaliar os resíduos obtidos em ambas as técnicas.

Observador de Estado

A partir do sistema projetado e identificado na Figura 4.3 pelo Simulink do MATLAB, foi possível obter dados do resíduo no formato indicado pela Equação 2.12. A Figura 4.7 ilustra como foi implementado na ferramenta, em que o sinal residual é obtido através da dife-

rença entre a saída medida e a saída estimada, sendo coletado através do comando "To Workspace" destacado na Figura.



Figura 4.7 – Circuito equivalente do modo 1, incluindo observador de estado e extração residual.

Fonte: do Autor

A partir dessa extração do resíduo, é possível analisar holisticamente os dados residuais adquiridos e assim iniciar o processo de identificação de falhas. É esperado, considerando o sistema livre de falhas e faltas, que o resíduo seja uma linha contínua com valor nulo. Entretanto foi verificado, nos primeiros milissegundos, evidências de falha que se devem, na verdade, ao regime transitório do sistema.

Por fim, quando em regime permanente, notou-se que ainda assim o resíduo não é totalmente anulado. Por meio de simulações foi constatado que o principal motivo dessa variação esteve relacionado ao ajuste de ganho *L*. Isso pois, observou-se que quanto mais distante dos polos do sistema, mais assertivo se tornou a estimação dos estados.

Filtro de Kalman

De forma similar, foi feita análise considerando o estimador filtro de Kalman, conforme Figura 4.9. A partir disso, obteve-se o resíduo do sistema pela diferença entre a saída do modelo e a saída estimada e coletado por meio do comando "To Workspace".

Os resultados notados pela Figura 4.10 indicam resíduos menos perceptíveis. Tal fato é esperado, visto que do Filtro de Kalman possui como premissa a eliminação de ruídos e



Figura 4.8 – Análise residual - Observador de Estado.



Figura 4.9 – Circuito equivalente do modo 1, incluindo Filtro de kalman e extração residual.



Fonte: do Autor

imprecisões no sistema. Apesar desta visão, percebeu-se que ao considerar o sistema livre de falhas o resíduo não foi totalmente anulado.



Figura 4.10 – Análise residual - Filtro de Kalman.



De acordo com o que foi verificado em ambos casos, apesar da estimação perfeita dos estados, é importante que se tenha uma investigação mais específica e detalhada dos resíduos para que pequenas incertezas não deem interferência na análise. O que exige, de certa forma, um método mais cauteloso.

4.3.1 Aquisição Residual do Sistema com Falha

Conforme mencionado anteriormente, foi induzido falha nos indutores ($L_s \in L_b$) e capacitores ($C_o \in C_b$) para que assim fosse possível avaliar o comportamento do sistema. A Figura 4.11 exemplifica uma falha provocada em um indutor a fim de validar a estimação do Filtro de Kalman e Observador de Estado. Em que, a linha contínua indica os estados da planta (i_{Ls}, V_{Co} , $i_{Lbat} \in V_{Cbat}$), linha tracejada preta os estados estimados pelo observador de estado (OE) e tracejado vermelho estimado por filtro de Kalman (FK). É notado, portanto, que a falha aconteceu no instante de tempo de 0,2s e que houve interferência no comportamento de todos estados do sistema. Além disso, é percebido que os estimadores se adéquam a falha e a estimação é feita com precisão.

Em contrapartida, é possível avaliar a falha através dos resíduos, conforme Figura 4.12. A figura representa os resíduos gerados pelos sinais de saída da planta, V_o e V_{bat} , obtidos pelo



Figura 4.11 – Análise dos estados do conversor através do Filtro de Kalman e observador de estado com falha genérica.

Fonte: do Autor

estimador observador de estado (OE) e filtro de Kalman (FK). Notou-se que o resíduo, por consequência do comportamento dos estados, sofre alteração em seu comportamento exatamente no instante de tempo em que a falha foi induzida. Indicando, de certa forma, que existiu falha no sistema em 0,2s. É percebido que o resíduo não volta ao seu valor original, diferentemente do que acontece com os estados. Além disso, é visto que no caso das duas técnicas o resíduo não é nulo antes da falha. Implicando, novamente, que uma analise minuciosa do resíduo seja feita.





Fonte: do Autor

4.4 Detecção de Falhas

A partir dessas necessidades, implementou-se o método de detecção, baseando-se nas informações mencionadas na Seção 3.2.5, através da energia do sinal residual.

Após aquisição dos dados residuais, mencionados na Seção 4.3, através da função *To Workspace*, fez-se a média entre o sinal residual da tensão de saída V_o e da tensão de carregamento do banco de baterias V_{bat} . Isso foi feito para se obter um único sinal residual para cada técnica estudada, a fim de facilitar a análise gráfica dos resultados.

A estrutura simplificada está representada pela Figura 4.13. Em que U_c representa então o sinal de entrada controlado, em que recebe o sinal de entrada realimentado pelo sinal de saída da planta e também o ganho *K* do controle, calculado em seções anteriores. Este sinal de entrada alimenta a planta e os estimadores filtro de Kalman e observador de estado. Que, por sua vez, recebem também como parâmetro de entrada o sinal de saída da planta. Por fim, são capazes de estimar os estados não notados na saída da planta, representados por x_{hat} e x_{obs} .





Fonte: do Autor

Partindo dessa estrutura e do algoritmo implementado, foi possível avaliar a energia do sinal residual através da Figura 4.14. Como se pode notar, é apresentado de forma diferente das referências utilizadas para implementar este trabalho, visto que a análise aqui é feita ao longo do número de amostras e não ao longo do tempo. Além disso, nota-se que J_{ave} aumenta seu valor com o acréscimo das amostras, conforme esperado, visto que a análise está sendo feita sobre uma soma de resíduos. Por fim, nota-se também que na ausência de falha o sistema não altera a inclinação do sinal de energia e que ele é sempre crescente.



Figura 4.14 – Energia do sinal ao longo das amostras para o modo 1 do Conversor VR-BESS sem falha.

Fonte: do Autor

Ainda nesta análise, é possível observar que a curva não se inicia exatamente em 0 no eixo das amostras, visto que se escolheu uma janela de tempo e consequentemente de amostras, determinado para que o regime transitório não interferisse nos resultados. Além disso, nesta análise, foi percebido que não houve distinção entre as técnicas avaliadas e se mostraram eficientes.

4.4.1 Avaliação e Identificação de Falha nos Indutores

As falhas aplicadas nos indutores foram provocadas através do valor de sua indutância e foram determinadas para que não provocassem a instabilidade do sistema. Dessa forma, levando esses pontos em consideração, o valor da indutância dos componentes foi alterado para o dobro do seu valor original individual, no caso de cada indutor. É importante complementar que a metodologia também pode ser aplicada considerando a queda na indutância destes elementos. Queda máxima de até 85% do valor original do componente, constatado em simulações.

Análise de falha no Indutor L_s

A partir desses aspectos, foi possível partir para análise de falhas. Num primeiro instante, considerando falha em L_s , tem-se a reação ilustrada pela Figura 4.15 nos estados do sistema. É notado que a falha foi injetada exatamente em 0.2s e que cada estado obteve uma reação. A maior amplitude de falha resultante foi verificada na tensão do capacitor da bateria V_{Cbat} , indicada em azul, e posteriormente, na tensão V_{Co} , representada em verde. Além disso, as falhas provocaram nos estados do sistema undershoot de tensão e corrente.



Figura 4.15 – Estados do modo 1 do Conversor VR-BESS com falha em L_s.

Fonte: do Autor

Pela análise residual, é perceptível também a falha em 0.2*s*, através da Figura 4.16. Em que, pela legenda da figura, *OE* representa medições através do observador de estado e *FK*, pelo filtro de Kalman. É notado que a maior amplitude de pico residual, que acusa falha, também se encontra na saída V_{Cbat} em ambas as técnicas. Mas como constatado nas seções anteriores, o sistema acusa falha antes mesmo de ser aplicada no sistema. Dessa forma, faz-se necessário a utilização de método de diagnóstico mais específico.

Figura 4.16 – Sinal residual gerado pelo modo 1 do Conversor VR-BESS com falha em L_s.



As Figuras 4.17 e 4.18 apresentam a energia do sinal residual obtida através dos resíduos gerados pelas técnicas observador de estado e filtro de Kalman, respectivamente. Em que, tem-
se a visão ampla do comportamento do sinal de energia residual e do lado direito o momento de falha de forma mais explicita, para que o leitor consiga identificar de forma mais adequada. Figura 4.17 – Energia do sinal ao longo das amostras, com falha em L_s | Estimador observador de estado



Fonte: do Autor

Figura 4.18 – Energia do sinal ao longo das amostras, com falha em L_s | Estimador filtro de Kalman



Ainda esta análise, é possível perceber que há alteração na inclinação das curvas exatamente no número de amostra igual a $2x10^5$, indicando, dessa forma, assinatura de uma falha. Nota-se também que, antes da falha ocorrer, a energia do sinal residual possui a mesma característica da resposta sem falha indicada na Figura 4.14. Esses aspectos foram observados para as duas técnicas avaliadas e que se mostraram eficiente na detecção de falha para o componente avaliado.

Análise de falha no Indutor da Bateria L_b

A análise em torno de L_b é similar, em que se tem a reação ilustrada pela Figura 4.19 nos estados do sistema considerando falha neste componente, injetada exatamente em 0.2*s*. Entretanto, observa-se que a característica da falha gerada nos estados é distinta, em que a saída que obteve maior magnitude de falha foi V_{Co} e, posteriormente, V_{Cbat} . Além disso, as falhas obtidas nos estados provocaram overshoot de tensão e corrente.



Figura 4.19 – Estados do modo 1 do Conversor VR-BESS com falha em L_b.

Fonte: do Autor

Pela análise residual, é perceptível também a falha em 0.2*s*, através da Figura 4.20. É notado que a maior amplitude de pico residual, que acusa falha, também é na saída V_o em ambas as técnicas. Mas como constatado nas seções anteriores, o sistema acusa falha antes mesmo de ser aplicada no sistema. Dessa forma, faz-se necessário a utilização de método de diagnóstico mais específico.



Figura 4.20 – Sinal residual gerado pelo modo 1 do Conversor VR-BESS com falha em L_b .

Fonte: do Autor

Ao analisar a energia do sinal residual através das Figuras 4.21 e 4.22, é percebido que há alteração na inclinação da curva exatamente no número de amostra igual a $2x10^5$. Indicando falha exatamente neste ponto, não havendo indícios de falha antes, como acontece na análise residual.

Além disso, ao comparar as técnicas, é observado que a energia do sinal residual gerou inclinações distintas entre as técnicas analisadas, entretanto ambas detectaram falhas no sistema e comprovaram que são eficientes nesta análise.

Figura 4.21 – Energia do sinal ao longo das amostras, com falha em L_b | Estimador observador de estado



Fonte: do Autor

Figura 4.22 – Energia do sinal ao longo das amostras, com falha em L_b | Estimador filtro de Kalman



Fonte: do Autor

4.4.2 Avaliação e Identificação de Falha nos Capacitores

As falhas aplicadas nos capacitores foram provocadas através do valor de sua capacitância e foram determinadas para que não provocassem a instabilidade do sistema. Dessa forma, levando esses pontos em consideração, o valor da capacitância dos componentes foi alterado para o dobro do seu valor original individual, no caso de cada elemento. É importante complementar que a metodologia também pode ser aplicada considerando a queda na capacitância destes elementos. Queda máxima de até 50% do valor original do componente, constatado em simulações.

Análise de falha no Capacitor Co

Provocando a mesma intensidade de falha utilizada para avaliar os componentes anteriores, avaliou-se C_o . É percebido, então, que não há interferência no sistema como nos demais casos ao avaliar os estados do sistema, conforme identificado pela Figura 4.23.

Figura 4.23 – Estados do modo 1 do Conversor VR-BESS com falha em C_o .



Fonte: do Autor

Entretanto, ao analisar o sinal residual, pela Figura 4.24, nota-se que acusa falha antes mesmo de ocorrer, semelhante ao notado no caso dos elementos indutivos, e gera determinado ruído no momento em que a falha foi aplicada, em 0,2s.





Fonte: do Autor

Por fim, a Figura 4.26 compila a análise da energia do sinal através das técnicas pelo observador de estado e filtro de Kalman. Como observado, o sistema não acusa falha, conforme constatado pelos estados do sistema através da Figura 4.23 exposta anteriormente. Dada essa constatação, o método da análise da energia do sinal se mostrou mais efetivo.



3 3.5

3 3.5

× 10⁵

× 10⁵

4 5

11 10

Energia Média do Resíduo

1.6

1.6

× 10⁻⁷

1.8

1.8

2

Amostras

Filtro de Kalmar

2

Amostras

2.2

2.2

2.4

2.4

× 10⁵

 $\times 10^5$

Figura 4.25 - Energia do sinal ao longo das amostras para o modo 1 do Conversor VR-BESS com falha $em C_o$.



Como o sistema não reagiu a provocação de falha inicialmente proposta, buscou-se avaliar diferentes interferências neste componente para que o sistema reagisse de alguma maneira, a fim de que fosse possível validar a identificação de falha. Dessa maneira, considerou-se na Figura 4.26a, que o componente Co reduzisse o valor em 20% da capacitância original e os estados do sistema não reagiram a essa interferência. Em 4.26b, foi considerado 30% a menos e o resultado observado foi o mesmo. Por fim, ao assumir o componente com valor 50% menor em 4.26c, não houve alteração nos estados. O resultado pode ser diferente ao considerar o aumento na indutância, mas na prática o valor dos elementos é reduzido a partir de sua deterioração.





Análise de falha no Capacitor C_b

0.0

1.5

0.5

0

0 0.5

Energia Média do Resíduo

0.5

1.5 2 2.5

1.5 2 2.5

Amostras

Amostras Filtro de Kalman A mesma situação notada para o caso de C_o é percebida para C_b , conforme se pode notar nos estados da planta através da Figura 4.27. A ilustração indica em que mesmo se aplicando falha, os estados do sistema não reagem a esse nível de interferência no componente. A análise residual pela Figura 4.28 não aponta picos residuais no momento em que se aplicou a falha, de acordo com o que foi observado para C_o . Entretanto, não indica resíduo nulo, conforme cenário ideal sem falha. É percebido que os resíduos se comportam exatamente da mesma forma em que não há falhas no sistema, já expostos anteriormente.

Por fim, ao validar a energia do sinal residual para este caso, notou-se que também não há assinatura de falhas, de acordo com a Figura 4.30. Indicando, mais uma vez, a assertividade da análise via energia do sinal residual, estando em conformidade com os estados do sistema.



Figura 4.27 – Estados do modo 1 do Conversor VR-BESS com falha em C_b.

Fonte: do Autor



Figura 4.28 – Sinal residual gerado pelo modo 1 do Conversor VR-BESS com falha em C_b.

Fonte: do Autor

Figura 4.29 – Energia do sinal ao longo das amostras para o modo 1 do Conversor VR-BESS com falha em C_b .



Fonte: do Autor

Por fim, buscou-se avaliar, como anteriormente, diferentes níveis de falha para validar os métodos de detecção. Entretanto, para este componente específico, notou-se que os estados não reagiam aos diferentes valores que foram impostos para o componente a fim de induzir a falha. Conforme validado na Figura 4.30, exemplificando para os níveis em 20%, 30%, 50% vezes menor o valor original de C_b .





5 CONCLUSÃO

O objetivo deste trabalho foi apresentar uma proposta de método de detecção de falha baseado no modelo matemático e controle para o conversor VR-BESS apresentado por (MAR-CELLO; PACHECO; FERREIRA, 2019). O procedimento foi implementado para o modo 1 do conversor, em que o sistema opera como regulador de tensão e carregador do banco de bateria.

Para detecção de falha foi usado o método por estimadores de estado, em que se pôde avaliar duas técnicas de estimação, observador de estado e filtro de Kalman. Conforme abordado no trabalho, os estimadores correspondem com exatidão aos estados da planta e como o sistema reage a cada tipo de falha. Isso possibilita uma geração residual efetiva.

Nesta abordagem, o filtro de Kalman se mostrou mais assertivo na análise residual, pois o resíduo gerado antes da falha possuía amplitude menor ao se comparar com o que foi gerado pelo observador de estado. Isso se deve ao fato de que o filtro, por si só, já consegue eliminar ruídos através de sua estrutura. Entretanto, esse método, por si só, conforme constato no trabalho, não detecta a falha com precisão.

Dessa forma, foi necessário introduzir um estudo mais detalhado. Para isso, utilizou-se uma adaptação do estudo feito por (ALAVI; SAIF; FEKRIASL, 2014), que atendeu de forma eficiente à aplicação estudada. Assim, analisou-se a energia média do sinal residual das saídas do sistema, V_o e V_{bat} , através da alteração da inclinação da curva gerada. A análise individual de falha em cada componente pôde mostrar a eficiência dos das duas técnicas de estimação implementadas e que trouxeram as mesmas percepções.

De modo geral, além de toda constatação citada, possibilitou ainda entender qual o grau de interferência os elementos elétricos possuem no funcionamento deste sistema em específico. Notou-se que os indutores são bastante sensíveis a qualquer interferência em sua indutância, fato que não foi percebido para os capacitores. Neste último caso, observou-se menos intervenção quando o capacitor da bateria (C_b) foi avaliado. Fato este que pode ser positivo, dado que referencias bibliográficas já indicadas anteriormente mostram que este componente é mais passível de falha.

Por fim, o estudo se mostrou bastante relevante, considerando que é extremamente importante que os sistemas estejam livres de falhas. A existência de um sistema que detecte tais interferências é de suma importância para evitar inúmeros danos em diferentes situações já abordadas anteriormente.

5.1 Trabalhos futuros

O conversor VR-BESS possui diversos temas que podem ser aprofundados levando em consideração o assunto abordado neste trabalho. Dessa forma, segue abaixo sugestões para trabalhos futuros:

- Implementação da detecção de falha para o modo 2;
- Isolar e diagnosticar falhas do modo 1 e modo 2;
- Analisar a interferência dos elementos capacitivos no sistema;

REFERÊNCIAS

AHMED, A. Eletrônica de potência. In: Ed. PRENTICE HALL. [S.l.: s.n.], 1998. ISBN 8587918036.

ALAVI, M. M.; SAIF, M.; FEKRIASL, S. Multiple fault detection and isolation in dc-dc converters. In: CITESEER. **40th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics Society** (**IECON**). [S.1.], 2014.

ALAVI, S. M.; IZADI-ZAMANABADI, R.; HAYES, M. Robust fault detection and isolation technique for single-input/single-output closed-loop control systems that exhibit actuator and sensor faults. **IET Control Theory & Applications**, IET, v. 2, n. 11, p. 951–965, 2008.

ALAVI, S. M.; SAIF, M. Fault detection in nonlinear stable systems over lossy networks. **IEEE Transactions on Control Systems Technology**, IEEE, v. 21, n. 6, p. 2129–2142, 2013.

ANDRADE, E. V. D. Modelagem e controle de conversor cc-cc aplicado a sistemas fotovoltaicos com armazenamento em baterias. In: . [S.l.: s.n.], 2022.

ANDRADE, E. V. D. Modelagem e controle de conversor cc-cc aplicado a sistemas fotovoltaicos com armazenamento em baterias. In: . [S.l.: s.n.], 2022.

ANEEL. **Brasil termina 2021 com maior acréscimo em potência instalada desde 2016.** 2022. Disponível em: https://www.aneel.gov.br/sala-de-imprensa-exibicao/.

BECQUEREL, M. Mémoire sur les effets électriques produits sous l'influence des rayons solaires. In: Comptes rendus hebdomadaires des séances de l'Académie des sciences, v. 9, p. 561–567. [S.l.: s.n.], 1839.

BNEF. **Renewable Energy Investment Tracker, 2H 2022**. 2022. Disponível em: https://assets.bbhub.io/professional/sites/24/ BNEF-2H-2022-Renewable-Energy-Investment-Tracker_Final-ABRIDGED.pdf>.

BRAGA, I. Controle preditivo baseado em modelo com conjunto de controle finito aplicado a conversores cc-cc. 2022.

BRAGA, I. Controle preditivo baseado em modelo com conjunto de controle finito aplicado a conversores cc-cc. In: . [S.l.: s.n.], 2022.

BRUNSON, C. et al. Open-circuit fault detection and diagnosis in matrix converters. **IEEE Transactions on Power Electronics**, IEEE, v. 30, n. 5, p. 2840–2847, 2014.

CEPEL – CRESESB. **Manual de Engenharia para Sistemas Fotovoltaicos**. Rio de Janeiro, 2014. 24 p. Edição Revisada e Atualizada.

CLARK, R. N.; FRANK, P. M.; PATTON, R. J. Fault diagnosis in dynamic systems: theory and applications. [S.1.]: Prentice Hall, 1989.

CLERICE, G. A. M. Detecção e diagnóstico de falhas em conversores de potência back-to-back utilizando modelagem inversa. Universidade Estadual Paulista (UNESP), 2019.

DING, S. X. Model-based fault diagnosis techniques: design schemes, algorithms, and tools. [S.1.]: Springer Science & Business Media, 2008.

EPE, E. d. P. E. Balanço energético nacional 2022. In: . [S.l.: s.n.], 2022.

ERICKSON R. W.; MAKSIMOVIC, D. Fundamentals of power electronics. In: Science Business Media. [S.l.: s.n.], 2007.

FRANKLIN G.F., J. P.; WORKMAN, M. Digital control of dynamic systems. Addison-Wesley, v. 2, 1990.

FREITAS, L. C. d. e. a. Modelagem dos conversores cc-cc pwm e ressonantes para a analise dinâmica sob perturbações de pequenas e grandes amplitudes. In: . [S.l.: s.n.], 1992.

GAZETA DE FÍSICA. Meio século de história fotovoltaica. V.1, n.2. [S.1.], 2006.

ISERMANN, R. Fault-diagnosis systems an introduction from fault detection to fault tolerance. In: **Springer**. [S.l.: s.n.], 2006.

IZADIAN, A.; KHAYYER, P. Application of kalman filters in model-based fault diagnosis of a dc-dc boost converter. In: IEEE. **IECON 2010-36th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society**. [S.I.], 2010. p. 369–372.

JIBHKATE, S. e. a. Three port dc-dc converter for storage integration in microgrid. In: IEEE. National Power Systems Conference (NPSC), p.1–6.9. [S.l.: s.n.], 2016.

KOROISHI, E. H. Diagnose de falhas em sistemas rotativos com excitações desconhecidas, através da metodologia dos observadores de estado. In: . [S.l.: s.n.], 2009.

LEVIN, K. T.; HOPE, E. M.; DOMÍNGUEZ-GARCÍAY, A. D. Observer-based fault diagnosis of power electronics systems. In: IEEE. **2010 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition**. [S.I.], 2010. p. 4434–4440.

LUNZE J., J. S. Sensor and actuator fault diagnosis of systems with discrete inputs and outputs. In: IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS-PART B: CYBERNETICS 34(2), 1096–1107. [S.l.: s.n.], 2004.

MARCELLO, V. B.; PACHECO, V. M.; FERREIRA, S. C. Modelagem de conversor cc-cc aplicado a sistemas fotovoltaicos. In: **Congresso Brasileiro de Automática-CBA**. [S.l.: s.n.], 2019. v. 1, n. 1.

MEHRANBOD NASIR, M. S. C. P. A method of sensor fault detection and identification. In: **Journal of Process Control**. [S.l.: s.n.], 2004.

MOHAN N.; UNDELAND, T. M. Power electronics: converters, applications, and design. In: **John Wiley Sons**. [S.l.: s.n.], 2007.

NETO, A. W. Estudo de filtros de kalman aplicados à estimação de estados em um processo de quatro tanques. 2017.

OGATA, K. Engenharia de controle moderno. In: . [S.l.: s.n.], 2010.

OLIVEIRA, W. dos S.; GONÇALVES, E. N. Implementação em c: filtro de kalman, fusão de sensores para determinação de ângulos. **ForScience**, v. 5, n. 3, 2017.

PACHECO FREITAS, V. J. C.; FARIAS. A dc-dc converter adequate for alternative supply system applications. **IEEE 17th Applied Power Electronics Conference and Exposition** (**APEC**), IEEE, v. 2, n. 5, p. 1074–1080, 2002.

PACHECO, V. M. Análise e desenvolvimento de um sistema destinado ao aproveitamento de energias alternativas e a fontes de alimentação ininterrupta com alto fator de potência. In: **UFU.[S.l.]**. [S.l.: s.n.], 2003.

PEARSON, G. Conversion of solar to electrical energy. V.25, n.9, p.591–598. [S.1.]: American Journal of Physics., 1957.

POON, J. et al. Failsafe: A generalized methodology for converter fault detection, identification, and remediation in nanogrids. In: IEEE. **2015 IEEE International Conference on Building Efficiency and Sustainable Technologies**. [S.l.], 2015. p. 73–78.

SAIPET A.; NUCHPRAYOON, S. On controlling power ramping and output of grid-connected rooftop solar pv using battery energy storage system. In: **p. 1–5**. [S.l.: s.n.], 2019.

SILVA, D. R. C. Sistema de detecção e isolamento de falhas em sistemas dinâmicos baseado em identificação paramétrica. Universidade Federal do Rio Grande do Norte, 2008.

TORRES, R. C. Energia solar fotovoltaica como fonte alternativa de geração de energia elétrica em edificações residenciais. In: Dissertação apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos, da Universidade de São Paulo-SP, p. 164. [S.l.: s.n.], 2012.

TYTELMAIER, K. et al. A review of non-isolated bidirectional dc-dc converters for energy storage systems. In: IEEE. **2016 II International Young Scientists Forum on Applied Physics and Engineering (YSF)**. [S.1.], 2016. p. 22–28.

VORPERIAN, V. Simplified analysis of pwm converters using model of pwm switch. In: Continuous conduction mode, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Volume: 26, Issue: 3, Pages: 490 – 496. [S.l.: s.n.], 1990.

WANG K. MA, F. B. H. Design for reliability of power electronic systems. In: **Proc. IECON**, **pp. 33-44.** [S.l.: s.n.], 2012.

WANG, Z. et al. Topology analysis and review of three-port dc–dc converters. **IEEE Transactions on Power Electronics**, IEEE, v. 35, n. 11, p. 11783–11800, 2020.

WITCZAK, M. Soft computing in fault detection and isolation. In: . [S.l.: s.n.], 2005.

WONHAM, W. On pole assignment in multi-input controllable linear systems. In: **IEEE** transactions on automatic control, v. 12, n. 6, p. 660–665. [S.l.: s.n.], 1967.

YAN-LI Z. ; XIAO-SHU, L. G.-R. C. Pole placement method of controlling chaosin dc–dc buck converters. In: Chinese Physics, IOP Publishing, v. 15, n. 8, p. 1719,. [S.l.: s.n.], 2006.

ZHANG N.; SUTANTO, D. M.-K. M. A review of topologies of three-port dc–dc converters for the integration of renewable energy and energy storage system. In: **Renewable and Sustainable Energy Reviews, Elsevier, v.56, p.388–401**. [S.1.: s.n.], 2016.

ZHOU D.; ZHAO, J. L.-Y. Independent control scheme for nonredundant two-leg fault-tolerant back-to-back converter-fed induction motor drives. In: **IEEE Transactions on Industrial Electronics, v. 63, n. 11, p. 6790–6800**. [S.l.: s.n.], 2016.

APÊNDICE A - Implementação no MATLAB

Figura 1 - Implementação no MATLAB dos dados do sistema

clc	
clear all	
§ MODO 1	
%% Dados	
D1 = 0.25; D2 = 0.55; Vs = 300; Ls = 1e-3; Lb= 1.1e-3; Co = 220e-6; Cb = 3	30e-6; Ro = 80; Rb = 29;
Ls1 = (1e-3);	
Lb1 = (1.1e-3);	
Col = (220e-6); %limite de multiplicação é 23, depois disso o sistema fica	instável
Cbl = (330e-6); %porque esse elemento não interfere tanto nos resultados?	
Rol = 80; Rbl = 29;	
time falha = 0.2;	
 time = 0.32;	



%% Modelagem em Esp	aço de Estado	os				
A = [0	-1/Lb	0	(D2-D1)/Lb;			
1/Cb	-1/(Cb*Rb)	0	0;			
0	0	0	-(1-D1)/Ls;			
-(D2-D1)/Co	0	(1-D1)/Co	-1/(Co*Ro)];			
Al = [0	-1/Lbl	0	(D2-D1)/Lb1;			
1/Cbl	-1/(Cb1*Rb)	L) 0	0;			
0	0	0	-(1-D1)/Ls1;			
-(D2-D1)/Col	0	(1-D1)/Col	-1/(Col*Rol)];	%Simular falha		
$C = [0 \ 1 \ 0 \ 0; \ 0 \ 0 \ 0$ U = Vs;	1];					
F = [-1/((1-D1)) * Tb				1///1-01/*Tb) •		
0	/			0.		
↓ 1/((1=D1)*T.s)				0:		
((D2-D1)*(1-D	1) *Ro- (D2-D1)	^2*Ro-Rb)/((l-Dl)^2*Rb*Ro*Co)	-(D2-D1)/((1-D	l)*Rb*Co)]*Vs;	
E1 = [-1/((1-D1)*L	bl)			1/((1-D1)*Lb	1);	
0				0;		
1/((1-D1)*Ls1)			0;		
((D2-D1)*(1-D	1) *Ro1- (D2-D)	<pre>L) ^2*Rol-Rbl)</pre>	/((1-D1)^2*Rb1*Ro1	*Col) - (D2-D1),	/((1-D1)*Rb1*Col)]*Vs; %Simular falha

Fonte: do Autor

Figura 3 – Implementação do método de controle.

```
******************* PROJETO DE CONTROLADOR ******************
% Definindo características de desempenho
% Overshoot de 5% e tempo de estabilização de 10ms
Mp = 0.05; Ts = 0.01;
% Coeficiente de amortecimento
zeta = - (log(Mp)/sqrt(pi^2+log(Mp)^2));
sigma = 4/Ts;
% frequência natural
wn = sigma/zeta;
% frequência natural amortecida
wd = wn*sqrt(l-zeta^2);
% Polos
polol = -sigma+wn*sqrt(l-zeta^2)*li;
polo2 = -sigma-wn*sqrt(l-zeta^2)*li;
polo3 = -sigma*2;
polo4 = -sigma*7.5;
polo5 = -sigma*8;
polo6 = -sigma*9;
A0 = [0 \ 0; 0 \ 0; 0 \ 0; 0 \ 0];
CO = [0 \ 0; 0 \ 0];
Ahat = [A A0; -C C0]; % expande para ganho integral
Ehat = [E;0 0;0 0]; % expande para ganho integral
Phat = [polo1; polo2; polo3; polo4;polo5; polo6]';
[Khat, PREChat] = place (Ahat, Ehat, Phat);
K = Khat(1:2, 1:4);
Ki = -Khat(1:2, 5:6);
```

Figura 4 – Implementação do método de detecção de falhas.

```
%% PROJETO DE DETECÇÃO DE FALHAS
 %Polos até 3 vezes mais distantes dos originais para obtenção da matriz L
 P = (1.0*10^3 * [ -0.1179 + 5.8902*i;
                    -0.1179 - 5.8902*i;
                    -0.1242 + 4.0254*i;
                    -0.1242 - 4.0254*i]*100)
 L = place(A', C', P)';
 sim('Comparacao kalman observador teste') %executar o simulink
 inicio = 10001;
 Ey=0; Yq(1)=0; T(1)=0; Ey1=0; Ey2=0; Ey_1=0; Ey_2=0;
 xl = size(residuo_filtroKalman)
x = size(residuo_observador)
- for i = inicio:1:x(3)
     Ygl(i) = (residuo_observador(1, :, i))*(residuo_observador(1, :, i))';
     Yq2(i) = (residuo_observador(2, :, i))*(residuo_observador(2, :, i))';
     Eyl = Yql(i) + Eyl;
     Ey2 = Yq2(i) + Ey2;
     Tl(i) = sqrt(Eyl)/(x(3)-inicio);
     T2(i) = sqrt(Ey2)/(x(3)-inicio);
     T(i) = (T1(i) + T2(i))/2;
 end
for i = inicio:l:x(3)
     Yqql(i) = (residuo_filtroKalman(1, :, i))*(residuo_filtroKalman(1, :, i))';
     Ygg2(i) = (residuo_filtroKalman(2, :, i))*(residuo_filtroKalman(2, :, i))';
     Yqq(i) = (Yqql(i)+Yqq2(i))/2;
     Ey = Yqq(i) + Ey;
     T2(i) = sqrt(Ey)/(x(3)-inicio);
- end
 a = inicio:1:x(3);
 subplot(2,1,1)
 plot(a, T(a))
 title('Observador de Estado');
 xlabel('Amostras');
 ylabel('Energia Média do Resíduo');
 subplot (2,1,2)
 plot(a, T2(a))
 title('Filtro de Kalman');
 xlabel('Amostras');
 ylabel('Energia Média do Resíduo');
```