

UNIVERSIDADE ESTADUAL DO OESTE DO PARANÁ

CAMPUS DE FOZ DO IGUAÇU

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA E COMPUTAÇÃO

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

ESTIMAÇÃO DO ESTADO DE CARGA DE BATERIAS DE LÍTIO DE SEGUNDA VIDA
COM OBSERVADOR NÃO LINEAR

ANA CAROLINA DA SILVA MOTA

FOZ DO IGUAÇU

2025

Ana Carolina da Silva Mota

Estimação do estado de carga de baterias de lítio de segunda vida
com observador não linear

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Computação da Universidade Estadual do Paraná como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica e Computação. Área de concentração: Sistemas Elétricos e Computação.

Orientador: Romeu Reginato

Foz do Iguaçu
2025

Ficha de identificação da obra elaborada através do Formulário de Geração Automática do Sistema de Bibliotecas da Unioeste.

da Silva Mota, Ana Carolina
ESTIMAÇÃO DO ESTADO DE CARGA DE BATERIAS DE LÍTIO DE
SEGUNDA VIDA COM OBSERVADOR NÃO LINEAR / Ana Carolina da
Silva Mota; orientador Romeu Reginato. -- Foz do Iguaçu,
2025.
84 p.

Dissertação (Mestrado Acadêmico Campus de Foz do Iguaçu)
-- Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Centro de
Engenharias e Ciências Exatas, Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica e Computação, 2025.

1. Baterias de lítio. 2. Observadores não lineares. 3.
Estado de Carga. I. Reginato, Romeu , orient. II. Título.

Estimação do estado de carga de baterias de lítio de segunda vida com observador não linear

Ana Carolina da Silva Mota

Esta Dissertação de Mestrado foi apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Computação e aprovada pela Banca Examinadora assim constituída:

Prof. Dr. **Romeu Reginato** - (Orientador)

Universidade Estadual do Oeste do Paraná - UNIOESTE

Dr. **Daniel Augusto Cantane**

Itaipu ParqueTec - ITAIPU PARQUETEC

Prof. Dr. **Sandro Battistella**

Universidade Estadual do Oeste do Paraná - UNIOESTE

Data da defesa: 24 de fevereiro de 2025.

Resumo

Baterias em veículos elétricos (VEs) são substituídas com cerca de 80% da capacidade nominal. Evitar o descarte e aproveitar o potencial remanescente nestas baterias é a motivação principal de pesquisas de aplicação de baterias de segunda vida (B2U). O estado de carga (SOC), embora seja um parâmetro que informa ao sistema a energia disponível nas baterias para utilização, não pode ser medido diretamente por sensores, sendo responsabilidade do sistema de gerenciamento da bateria (BMS) ter um algoritmo para estimá-lo com a precisão necessária. Desta forma, este trabalho aborda o desenvolvimento e a sintonia de um observador não linear para estimar o SOC de baterias de segunda vida. O método de sintonia utiliza do modelo linearizado do observador e do lugar das raízes, visando a redução do tempo de convergência do erro de observação. Adicionalmente, é feito o estudo da influência do Estado de Saúde (SOH) da bateria na estimativa do SOC, para avaliação da robustez e desempenho do método NLO. Além da simplicidade do método de sintonia, os resultados de simulação mostram que para o projeto proposto, a convergência ocorre mais rapidamente e, para o SOH do início da segunda vida, os erros de estimação ficaram menores que 2%. Também, mesmo com a degradação da bateria o erro máximo para um aumento de 200% da resistência interna foi menor que 9%.

Palavras-chave: Baterias de lítio; Segunda vida; Observador não-linear; SOC; SOH; BMS.

Abstract

Batteries in electric vehicles (EVs) are replaced when they reach approximately 80% of their nominal capacity. Avoiding disposal and making use of the remaining potential in these batteries is the primary motivation behind research on second-life battery (B2U) applications. The state of charge (SOC), although it informs the system of the available energy in the batteries for use, cannot be directly measured by sensors. It is the responsibility of the battery management system (BMS) to have an algorithm that estimates it with the necessary accuracy. Thus, this work addresses the development and tuning of a nonlinear observer to estimate the SOC of second-life batteries. The tuning method uses the linearized observer model and root locus analysis, aiming to reduce the observation error convergence time. Additionally, the influence of the battery's State of Health (SOH) on SOC estimation is studied to assess the robustness and performance of the NLO method. Besides the simplicity of the tuning method, simulation results show that for the proposed design, convergence occurs more quickly, and for the SOH at the beginning of the second life, estimation errors remained below 2%. Moreover, even with battery degradation, the maximum error for a 200% increase in internal resistance was less than 9%.

Keywords: Lithium battery; Second-life; Non-linear Observer; SOC; SOH; BMS.

Agradecimentos

Gostaria de expressar minha profunda gratidão a todos que, de alguma forma, contribuíram para a realização deste trabalho.

Primeiramente, a Deus, meu refúgio e fortaleza, que me guiou em cada etapa desta jornada.

À minha família, especialmente à minha mãe, Eliana, e aos meus irmãos, Ítalo e Hélio, pelo amor incondicional, pelo apoio e por sempre estarem ao meu lado, mesmo à distância, me incentivando a alcançar meus sonhos.

Ao meu orientador, Romeu Reginato, minha sincera gratidão por sua dedicação e paciência ao longo desses anos. Seu comprometimento e disposição em compartilhar conhecimento foram essenciais para o meu crescimento acadêmico e profissional.

Ao GE.DT do Itaipu ParqueTec, meu muito obrigado, pela disponibilização do laboratório para realização do projeto e bolsa de pesquisa. Em especial a Nathalie e Adalberto, por confiarem em mim e por todo o suporte na realização do modelo da bateria.

À Alexsandra, minha gratidão imensa por sua orientação fundamental durante a fase inicial deste projeto de pesquisa. Seu conhecimento e ensinamentos sobre BMS foram indispensáveis para o desenvolvimento deste trabalho.

Ao FIT, empresa que me acolheu e me incentivou a seguir na pós-graduação, e aos meus gestores, Thiago e Pedro, pelo apoio constante.

Por fim, ao PGEEC, pelo suporte ao longo do mestrado, que me proporcionou oportunidades incríveis, como a participação em eventos científicos enriquecedores.

A todos vocês, meu mais sincero agradecimento!

"O único limite para a altura das suas conquistas é o alcance dos seus sonhos e a sua disposição para trabalhar duro por eles."
Michelle Obama

Sumário

Lista de Figuras	10
Lista de Tabelas	12
1 Introdução	14
1.1 Justificativa	16
1.2 Objetivos	17
1.3 Organização do Trabalho	17
2 Fundamentação teórica	19
2.1 Aspectos gerais e propriedades de baterias de íon-lítio de segunda vida	19
2.1.1 Baterias de íons de lítio	19
2.1.2 Baterias de Segunda Vida	22
2.2 Circuitos elétricos equivalentes	24
2.2.1 Testes experimentais para o modelo	28
2.3 Sistema de gerenciamento de baterias - BMS	30
2.4 Estado de Carga - SOC	31
2.5 Estado de Saúde - SOH	34
3 Modelagem da bateria	36
3.1 Metodologia da modelagem	36
3.2 Etapa Experimental	38
3.2.1 Teste com descarga constante $C/30$	38
3.2.2 Teste de Pulsos de descarga de $C/4$	38
3.3 Extração dos parâmetros do modelo	40
3.4 Validação do modelo	43
4 Estimação do Estado de Carga (SOC)	46
4.1 Modelagem no espaço de estados	46
4.2 Equacionamento do Observador Não linear	47
4.3 Proposta de Projeto do Observador Não linear	50

4.3.1	Linearização em torno do ponto de equilíbrio	51
4.3.2	Sintonia dos ganhos do observador	52
4.3.3	Restrições de estabilidade na sintonia	55
4.4	Avaliação de desempenho do NLO	56
4.4.1	Avaliação dos projetos com estados iniciais diferentes	57
4.4.2	Impacto de Erros de Inicialização do SOC	59
4.4.3	Comparação entre projetos com k_1 positivo e negativo	61
5	Resultados e Discussões	64
5.1	Metodologia de obtenção dos resultados	64
5.2	Influência do Estado de Saúde na estimação do SOC	66
5.2.1	Projeto 1	66
5.2.2	Projeto 2	68
5.2.3	Projeto 3	71
5.2.4	Comparação entre projetos	74
5.2.5	Análises adicionais para o Projeto escolhido	75
6	Conclusão	79
6.1	Sugestões de trabalhos futuros	80
	Referências Bibliográficas	81

Lista de Figuras

Figura 2.1:	Curva de envelhecimento de bateria de lítio.	23
Figura 2.2:	Tipos de Circuitos Equivalentes para Baterias de Lítio.	24
Figura 2.3:	Gráfico do comportamento da tensão de uma célula quando esta é submetida a um pulso de corrente de descarga.	26
Figura 2.4:	Comportamento da tensão de histerese.	27
Figura 2.5:	Principais funções do BMS.	30
Figura 2.6:	Estrutura da estimativa do SOC baseada em modelo.	32
Figura 2.7:	Estrutura da estimativa do SOC por Observador Não Linear.	33
Figura 3.1:	Etapas da modelagem da bateria.	36
Figura 3.2:	Fluxo da simulação para validação do modelo da bateria.	37
Figura 3.3:	Bloco de cálculo de SOC para operação da fonte de tensão.	38
Figura 3.4:	Dados experimentais para obtenção da curva OCV(SOC).	39
Figura 3.5:	Etapas da modelagem da bateria.	40
Figura 3.6:	Perfil de corrente do teste de pulsos de descarga.	41
Figura 3.7:	Curva OCV modelada e ajuste polinomial.	41
Figura 3.8:	Extração de parâmetros do par RC.	42
Figura 3.9:	Obtenção da curva $OCV(SOC)$	43
Figura 3.10:	Comparação da curva do ensaio de pulso experimental versus os dados simulados com o modelo da bateria de 1 par RC.	44
Figura 3.11:	Erro absoluto percentual do modelo.	45
Figura 4.1:	Localização dos autovalores da matriz A_e para $k_1 > 0$	53
Figura 4.2:	Localização dos autovalores da matriz A_e para $k_1 < 0$	53
Figura 4.3:	Comparação do Desempenho do NLO para os três projetos e estado inicial de $SOC = 0.95$	58
Figura 4.4:	Comparação do Desempenho do NLO para os três projetos e estado inicial de 0.7.	58
Figura 4.5:	Comparação do Desempenho do NLO para os três projetos e estado inicial de 0.4.	59
Figura 4.6:	Comparação do Desempenho do NLO para os três projetos e erro de inicialização de 1%.	60
Figura 4.7:	Comparação do Desempenho do NLO para os três projetos e erro de inicialização de 50%.	60

Figura 4.8:	Comparação do Desempenho do NLO para os três projetos e erro de inicialização de 100%.	61
Figura 4.9:	Comparação de sintonia do ganho k_1 para o Projeto 1: algoritmo proposto (sólida); ganho k_1 positivo (tracejada); SOC da bateria (pontilhado).	62
Figura 4.10:	Comparação de sintonia do ganho k_1 para o Projeto 2: algoritmo proposto (sólida); ganho k_1 positivo (tracejada); SOC da bateria (pontilhado).	62
Figura 4.11:	Comparação de sintonia do ganho k_1 para o Projeto 3: algoritmo proposto (sólida); ganho k_1 positivo (tracejada); SOC da bateria (pontilhado).	63
Figura 5.1:	Esquema do sistema teste.	64
Figura 5.2:	Comportamento da estimativa de SOC utilizando NLO para diferentes valores de resistência interna (R_0), capacidade $C = 53Ah$, para o Projeto 1. . .	67
Figura 5.3:	Comportamento da estimativa de SOC utilizando NLO para diferentes valores de resistência interna (R_0), capacidade $C = 42Ah$, para o Projeto 1. . .	68
Figura 5.4:	Comportamento da estimativa de SOC utilizando NLO para diferentes valores de resistência interna (R_0), capacidade $C = 31.8Ah$, para o Projeto 1.	69
Figura 5.5:	Comportamento da estimativa de SOC utilizando NLO para diferentes valores de resistência interna (R_0), capacidade $C = 53Ah$, para o Projeto 2. . .	69
Figura 5.6:	Comportamento da estimativa de SOC utilizando NLO para diferentes valores de resistência interna (R_0), capacidade $C = 42Ah$, para o Projeto 2. . .	70
Figura 5.7:	Comportamento da estimativa de SOC utilizando NLO para diferentes valores de resistência interna (R_0), capacidade $C = 31.8Ah$, para o Projeto 2.	71
Figura 5.8:	Comportamento da estimativa de SOC utilizando NLO para diferentes valores de resistência interna (R_0), capacidade $C = 53Ah$, para o Projeto 3. . .	72
Figura 5.9:	Comportamento da estimativa de SOC utilizando NLO para diferentes valores de resistência interna (R_0), capacidade $C = 42Ah$, para o Projeto 3. . .	72
Figura 5.10:	Comportamento da estimativa de SOC utilizando NLO para diferentes valores de resistência interna (R_0), capacidade $C = 31.8Ah$, para o Projeto 3.	73
Figura 5.11:	Comportamento da estimativa de SOC em torno do ponto de operação SOC = 0.4 para diferentes projetos do NLO.	74
Figura 5.12:	Comportamento da estimativa de SOC utilizando NLO para diferentes valores de capacidade (C), considerando o Projeto 3 e para um perfil de corrente constante.	76
Figura 5.13:	Erro SOC Máximo em função da resistência interna R_0 para diferentes capacidades da bateria.	77
Figura 5.14:	Estimativa do SOC por NLO para o Projeto 3 e uma bateria em Estado de Saúde inicial (sem degradação).	78
Figura 5.15:	Estimativa da tensão por NLO para o Projeto 3 e uma bateria em Estado de Saúde inicial (sem degradação).	78

Lista de Tabelas

Tabela 2.1:	Principais Químicas de Baterias de Íons de Lítio e suas Aplicações	20
Tabela 2.2:	Comparação entre os modelos de circuitos equivalentes	29
Tabela 3.1:	Parâmetros do teste de OCV e pulsos de descarga da bateria.	37
Tabela 3.2:	Parâmetros retirados do ensaio de Pulsos de corrente a $C/4$ e $SOC = 80\%$	43
Tabela 4.1:	Pontos de operação e valores de w_1 para diferentes projetos.	56
Tabela 5.1:	Parâmetros e suas variações para as simulações realizadas.	65
Tabela 5.2:	Erros da estimativa de SOC do Projeto 1.	67
Tabela 5.3:	Erros da estimativa de SOC do Projeto 2.	71
Tabela 5.4:	Erros da estimativa de SOC do Projeto 3.	73
Tabela 5.5:	Comparação de erros entre o NLO proposto com outros trabalhos.	78

Lista de Siglas e Abreviaturas

VE	Veículo Elétrico
B2U	Baterias de segunda vida
BMS	Sistema de Gerenciamento de Baterias
SOC	Estado de Carga
SOH	Estado de Saúde
OCV	Tensão de Circuito Aberto (Open Circuit Voltage)
FKF	Filtro de Kalman de Atenuação (Fading Kalman Filter)
PF	Filtro de Partículas (Particle Filter)
PIO	Observador Proporcional-Integral (Proportional-Integral Observer)
SMO	Observador de Modo Deslizante (Sliding Mode Observer)
KF	Filtro de Kalman (Kalman Filter)
EKF	Filtro de Kalman Estendido (Extended Kalman Filter)
UKF	Filtro de Kalman Não Linear (Unscented Kalman Filter)
NLO	Observador Não Linear (Non Linear Observer)
RC	Resistor-Capacitor (Circuito elétrico equivalente)
LCO	Óxido de Lítio e Cobalto
NMC	Óxido de Níquel-Manganês-Cobalto
NCA	Óxido de Níquel-Cobalto-Alumínio
LFP	Fosfato de Ferro-Lítio
LLI	Perda de Inventário de Lítio
LAM	Perda de Materiais Ativos no Ânodo/Cátodo
DOD	Profundidade de Descarga (Depth of Discharge)
ESR	Resistência em Série Equivalente (Equivalent Series Resistance)
ESC	Auto-Correção Aprimorada (Enhanced Self-Correcting)

Capítulo 1

Introdução

Com o aumento da produção de veículos elétricos (VEs) é necessário levar em consideração o que será feito com as baterias que são utilizadas. O descarte direto das baterias causa a poluição do solo pelos metais pesados presentes na composição. Além disso, a quantidade de baterias que são retiradas de VEs é alta, fazendo com que a reciclagem dos metais seja inviável a curto prazo (Shahjalal, Roy, Shams, Fly, Chowdhury, Ahmed & Liu, 2022).

Como geralmente as baterias de VEs são substituídas bem antes do fim de sua vida útil, com capacidade remanescente em torno de 70-80% , estas, podem ser utilizadas em aplicações de energia estacionária. Pois, a utilização de baterias em uma segunda vida pode reduzir o custo de VEs, tornando o mercado mais atrativo e mais ecológico (Hu, Deng, Wang, Deng, Lin, Teodorescu & Pecht, 2022; Börner, Frieges, Späth, Spütz, Heimes, Sauer & Li, 2022).

As baterias de íons de lítio são as que mais chamam a atenção do mercado de VEs. Comparada com outras tecnologias, esta apresenta elevada densidade de energia, o que as torna mais leves e menores que outras tecnologias com capacidade de armazenamento similar. Também, as baterias de íons de lítio possuem baixa taxa de auto descarga, assim sendo, mesmo após meses de armazenamento, retém a maior parte de sua carga (Diouf & Pode, 2015).

As desvantagens das baterias de íons de lítio estão mais relacionadas a sua sensibilidade a sobrecarga e sobredescarga, aumentando a complexidade e custo de produção com a adição de circuitos de proteção (Plett, 2015a). Apesar disto, nos próximos anos estima-se que o mercado de VEs será o maior fornecedor de baterias de íons de lítio de segunda vida (B2U)(Faraji-Niri, Rashid, Sansom, Sheikh, Widanage & Marco, 2023; Montoya-Bedoya, Sabogal-Moncada, Garcia-Tamayo & Martínez-Tejada, 2020).

As baterias de íons de lítio retiradas de VEs possuem desempenho inferior ao de baterias novas, pois ocorre a diminuição na capacidade de armazenamento e na segurança térmica (Hu et al., 2022). Logo, para garantir uma operação segura de baterias de íons de lítio de segunda vida e prolongar sua vida útil, é fundamental desenvolver um Sistema de Gerenciamento de Baterias (BMS) confiável, eficiente e preciso.

O BMS é definido como um sistema embarcado nas baterias que, através de medidas de tensão, corrente, temperatura, estimação do Estado de Carga (SOC) e Estado de Saúde (SOH), garante que os requisitos de uso sejam atendidos. Um BMS pouco preciso no fornecimento

de informações, quando em operações inadequadas, pode causar sobrecarga/sobredescarga nas células da bateria. Isto, no caso de baterias de íons de lítio pode causar superaquecimento das células e, por consequência, aumentar o risco de explosões.

O reaproveitamento de baterias de VEs em sistemas de segunda vida requer uma nova estrutura de BMS, pois o sistema de segunda vida terá parâmetros diferentes de uma bateria em seu primeiro uso. Com isso, o software do BMS deve ser reconfigurado com novas funções de controle, adaptação dos limites de tensão, taxas de carga/descarga e reavaliação do cálculo de SOC, para que a operação da bateria seja otimizada, dada a nova aplicação (Börner et al., 2022).

O SOC é a variável que dá informações sobre a energia disponível para utilização, assim como, é um dos estados mais importantes para otimizar o desempenho e prolongar a vida útil das baterias de segunda vida. Como esta variável não é possível ser medida diretamente por sensores, é de responsabilidade do BMS ter um algoritmo para estimar este estado. A estimação do SOC deve levar em consideração as mudanças nas características da bateria ao longo de sua vida útil devido ao envelhecimento e também ao comportamento não linear da bateria (Rivera-Barrera, Muñoz-Galeano & Sarmiento-Maldonado, 2017).

Atualmente, os estudos de estimação do SOC propõem estabelecer uma relação entre a precisão, custo computacional e complexidade de implementação dos métodos. Há diversos métodos relatados na literatura, métodos convencionais, métodos baseados em modelos e baseados em dados. O método mais convencional e mais utilizado por BMSs comerciais é o Contagem de Coulomb (Rivera-Barrera et al., 2017; Zou, Xu, Mi, Cao & Chen, 2014), este é fácil de ser implementado e tem um baixo custo computacional, contudo, acumulam erro com o passar do tempo, por terem um fator integrador da corrente medida pelos sensores. Também, o método da Contagem de Coulomb, tem um alta imprecisão quando faz a leitura de um estado inicial diferente do real. Por conta disso, métodos de estimação baseados em modelos são os mais recomendados, pois estes, mesmo após de um estado inicial diferente do real, possuem ações que fazem com que o erro entre o estado inicial e o estado medido tenda a 0.

Os métodos que utilizam modelos de bateria se dividem em métodos baseados em filtros adaptativos e os baseados em observadores. Os métodos baseados em filtros adaptativos abordam em sua maioria variantes dos filtros de Kalman, como em (Plett, 2004) que utiliza o EKF (do inglês, *Extended Kalman Filter*) e em (Plett, 2006), que utiliza o EKF (do inglês, *Extended Kalman Filter*), sendo ambos aplicados para baterias em seu primeiro uso. No contexto de aplicações de baterias de segunda vida, (Berrueta, Berrueta, Soto, Sanchis & Ursaa, 2021) propõe um método simplificado do filtro de Kalman e obtém uma boa relação em complexidade, precisão e custo computacional. Ainda assim, os métodos baseados em filtros adaptativos possuem cálculos de matrizes que aumentam a complexidade de implementação conforme for a tecnologia de bateria empregada.

Através da comparação entre métodos baseados em filtros de Kalman e os baseados em observadores, Tian, Li, Tian & Xia (2016) constatou que o UKF (do inglês, *Unscented Kalman*

Filter) e o NLO (do inglês, *Non Linear Observer*), são os métodos que possuem a melhor precisão, porém, o UKF apresentou a maior complexidade de implementação.

Xia, Chen, Tian, Sun, Xu & Zheng (2014) e Li, Liang, Liu & Wu (2017) propuseram métodos baseados em observadores não lineares, no qual, ambos obtiveram erros máximos de estimação de aproximadamente 3%, para um mesmo cenário de validação. Também, ambos compararam o método proposto com o EKF, sendo que, o EKF apresentou maior custo computacional e maior imprecisão. O modelo de circuito elétrico equivalente de um par RC é utilizado por (Xia et al., 2014). Já (Li et al., 2017) utiliza o modelo de circuito de dois pares RC.

Verifica-se através da revisão da bibliografia que os modelos de circuito elétrico equivalente são os mais utilizados para implementação de métodos de estimação do SOC em BMS. Pois, conforme (Locorotondo, Cultrera, Pugi, Berzi, Pasquali, Andrenacci, Lutzemberger & Pierini, 2020), outros modelos, como os modelos eletroquímicos, apesar de possuírem alta precisão, o custo e a complexidade de implementação em sistemas embarcados são grandes.

É importante destacar que, em sistemas com baterias de íons de lítio de segunda vida, analisar o comportamento e precisão método de estimação do SOC sob influência do SOH é indispensável, pois quando é utilizado métodos baseados em modelo para estimar o SOC, deve-se levar em consideração que os parâmetros do modelo são diretamente afetados por efeitos de envelhecimento. Logo, a mudança no valores destes parâmetros pode diminuir a precisão da estimativa do SOC, consequentemente, podem levar a maiores riscos de sobrecarga/sobredescarga na bateria, ou seja, maiores riscos de explosões.

Por conta disto este trabalho visa demonstrar uma estimativa de SOC com NLO precisa e com complexidade menor que outros métodos. Além de apresentar uma avaliação de como a estimativa irá se comportar com o envelhecimento da bateria.

1.1 Justificativa

A relevância deste trabalho está vinculada a três aspectos fundamentais para o avanço das tecnologias de baterias. Primeiramente, desenvolve-se um modelo de circuito elétrico equivalente baseado em um par RC, capaz de representar com precisão os principais fenômenos da bateria de segunda vida analisada. Através dessa modelagem, é possível simular o comportamento da bateria em diversos cenários de operação, utilizá-la para testar circuitos do Sistema de Gerenciamento de Bateria (BMS) e avaliá-la em diferentes condições de degradação.

Em segundo lugar, destaca-se o desenvolvimento de uma metodologia sistemática para a estimativa do Estado de Carga (SOC) utilizando o método do Observador Não Linear (NLO). Embora existam poucos estudos sobre a aplicação de NLO em baterias, nenhum deles adota uma abordagem metódica na escolha dos ganhos ou realiza um estudo sobre o lugar das raízes do NLO. Este trabalho propõe uma metodologia que lineariza o modelo em torno de um ponto

específico do SOC, permitindo a definição de um intervalo bem-delineado para a escolha dos ganhos e garantindo a estabilidade do observador.

Por fim, considerando que as baterias de segunda vida já não possuem 100% de sua capacidade original, é crucial garantir que a estimativa do SOC seja o mais precisa possível. Estimativas incorretas podem ocasionar danos significativos às baterias. Assim, este trabalho avalia como os fatores de degradação, como a capacidade e a resistência interna, afetam a estimativa do SOC por meio do método NLO.

1.2 Objetivos

O objetivo deste trabalho é desenvolver um método de estimação de SOC por NLO, através de uma metodologia sistemática e avaliar a estimação do SOC com observador não linear aplicado a baterias de lítio de segunda vida considerando os efeitos do SOH. Para isso, tem-se os seguintes objetivos específicos:

- Desenvolver um modelo de circuito elétrico equivalente das baterias de íons de lítio de segunda vida;
- Desenvolver metodologia sistemática de projeto do NLO e avaliar o seu desempenho;
- Avaliar comportamento do método NLO sob influência do estado de saúde;

1.3 Organização do Trabalho

Este trabalho se divide em 6 capítulos. O Capítulo 1 apresenta a introdução ao tema e objeto do trabalho, assim como os objetivos e justificativa.

O Capítulo 2 contém as principais teorias utilizadas durante todo o projeto de pesquisa. Ele apresenta a fundamentação teórica de baterias de lítio de segunda vida, entendimento dos modelos de circuito elétrico equivalente, funcionalidades do BMS, métodos de estimativa do SOC e SOH.

O Capítulo 3 apresenta o desenvolvimento do modelo de circuito elétrico equivalente utilizado nas simulações da bateria e para implementação do NLO. Os experimentos feitos para modelagem são apresentados, como os parâmetros do modelo foram obtidos e por fim a validação do modelo desenvolvido.

O Capítulo 4 aborda todo o desenvolvimento do método de estimativa do SOC por NLO. Nele está contido o modelo da bateria no espaço de estados, a apresentação completa da metodologia de projeto e, ainda, o NLO é testado considerando 3 pontos de projetos diferentes com

avaliação do desempenho frente alguns cenários de teste.

No Capítulo 5 são apresentados os principais resultados deste trabalho, que é avaliação do NLO frente a cenários de degradação da bateria. Isso inclui a análise da influência do SOH sob a estimativa de SOC, também, pelo fato de terem sido desenvolvidos 3 projetos teste, sendo o projeto com melhor desempenho apresentado como o projeto final proposto.

Por fim, no Capítulo 6 está a conclusão do trabalho, com as considerações finais, sugestões de aplicação do método em BMS e de trabalhos futuros.

Capítulo 2

Fundamentação teórica

Este capítulo aborda toda a base teórica utilizada no desenvolvimento deste trabalho. Primeiramente, apresenta-se como as baterias de íons de lítio funcionam, quais os materiais utilizados em sua construção, características de cada tipo, quais suas vantagens e desvantagens, assim como, os requisitos para pleno funcionamento em aplicações de segunda vida. Após, explora-se as representações teóricas das baterias de lítio por meio de circuitos equivalentes e os testes experimentais necessários. Em seguida, são apresentadas as funções e a importância do BMS na manutenção das baterias de lítio em condições ideais de funcionamento. Por fim, abordam-se técnicas e métodos para estimar o estado de carga (SOC), principais características do estado de saúde (SOH), e sua influência sobre a estimação do SOC.

2.1 Aspectos gerais e propriedades de baterias de íon-lítio de segunda vida

2.1.1 Baterias de íons de lítio

As baterias de íons de lítio estão entre as tecnologias mais populares devido à sua alta densidade de energia (Wh/kg), longa vida útil e baixa necessidade de manutenção. Seu funcionamento baseia-se na movimentação de íons de lítio entre os eletrodos durante os ciclos de carga e descarga. Os materiais que compõem o ânodo e o cátodo desempenham um papel essencial na eficiência energética e na estabilidade do ciclo de vida. Já o eletrólito, composto por sais de lítio dissolvidos em solventes orgânicos, permite a condução iônica entre os eletrodos, garantindo o funcionamento adequado da bateria.

Os principais tipos de baterias de íons de lítio se diferem geralmente em composição química do cátodo, exceto para a LTO que é um material do ânodo. Estas principais químicas são apresentadas na Tabela 2.1 adaptada de (Imad Idelah, 2020).

O óxido de lítio e cobalto (LCO) é amplamente utilizado em células de íons de lítio para eletrônicos portáteis devido à sua alta densidade de energia e estabilidade eletroquímica. No

Tabela 2.1: Principais Químicas de Baterias de Íons de Lítio e suas Aplicações

Nome	Símbolo Químico	Comentários	Aplicações
Óxido de Cobalto de Lítio (LCO)	$LiCoO_2$	Material tradicional encontrado principalmente em células laminadas/poliméricas.	Laptops, celulares, câmeras.
Óxido de Níquel Cobalto Alumínio de Lítio (NCA)	$LiNi_xCo_yAl_zO_2$	Material comum usado em células de taxa média-alta e alta energia.	Veículos elétricos (EV) e ferramentas de jardinagem.
Óxido de Níquel Manganês Cobalto de Lítio (NMC/NCM)	$LiNi_xMn_yCo_zO_2$	Material comum usado em células de taxa média-alta e alta energia.	Ferramentas elétricas, equipamentos médicos, aplicações automotivas.
Óxido de Manganês de Lítio (LMO)	$LiMn_2O_4$, Li_2MnO_2	Menos comum atualmente, menor capacidade, com maior segurança e estabilidade térmica.	Dispositivos médicos, veículos elétricos (EV) e ferramentas elétricas.
Fosfato de Ferro-Lítio (LFP)	$LiFePO_4$	Tensão nominal de 3,2V, menor densidade de energia, estável em altas temperaturas, maior vida útil, muito ecológico.	Motos elétricas, veículos elétricos (EV), sistemas de armazenamento de energia (BESS), UPS, dispositivos médicos.
Titanato de Lítio (LTO) (Material de Ânodo)	$Li_4Ti_5O_{12}$	Menor densidade de energia, menor tensão nominal (1.4V), carregamento extremamente rápido, bom desempenho em baixas temperaturas.	Veículos guiados automaticamente (AGVs), estabilização de rede, ESS, aeroespacial, militar, aplicações de partida.

Fonte: Adaptado de (Imad Idelah, 2020).

entanto, sua aplicação em células de maior porte, como as utilizadas em armazenamento de energia e veículos elétricos, enfrenta desafios significativos. O principal desafio é a dependência do cobalto, um material escasso, tóxico e de alto custo, o que impacta tanto a viabilidade econômica quanto a sustentabilidade da tecnologia (Plett, 2015a).

Para mitigar essas limitações, substituições parciais do cobalto por outros metais de transição são frequentemente adotadas. A adição de níquel, por exemplo, aumenta a densidade de energia ao elevar a voltagem de operação da célula, mas reduz a estabilidade térmica, tornando-a mais suscetível a reações exotérmicas descontroladas. Alternativas como alumínio, cromo e manganês são utilizadas para modificar propriedades eletroquímicas e melhorar a segurança operacional (Plett, 2015a).

Dentre as composições mais empregadas em aplicações de maior porte, destacam-se o óxido de níquel-manganês-cobalto (NMC) e o óxido de níquel-cobalto-alumínio (NCA). O eletrodo NMC combina níquel, manganês e cobalto, mantendo a estrutura em camadas e equilibrando características como capacidade específica, estabilidade térmica e vida útil. Já o eletrodo NCA, que incorpora níquel, cobalto e alumínio, proporciona alta densidade de energia e boa condutividade, sendo amplamente utilizado em veículos elétricos de alto desempenho (Plett,

2015a).

O fosfato de ferro-lítio (LFP) é amplamente utilizado devido ao seu baixo custo, baixa toxicidade e excelente estabilidade eletroquímica. Sua principal vantagem está na alta segurança térmica e química, tornando-o uma escolha ideal para aplicações que exigem maior robustez e longevidade, como sistemas de armazenamento estacionário e veículos elétricos (Plett, 2015a).

No entanto, o LFP apresenta algumas limitações em comparação com outros materiais catódicos, principalmente em relação à densidade de energia. Sua voltagem nominal é cerca de 0,5 V inferior à de outras químicas de íons de lítio, o que reduz a energia armazenada por unidade de volume ou massa. Além disso, a fração mássica de lítio no LFP é relativamente baixa, o que limita ainda mais sua capacidade específica (Plett, 2015a).

Características elétricas e funcionais das baterias de lítio:

- A tensão nominal das baterias de íons de lítio podem variar de acordo com a química, para as mais utilizadas em VEs e para sistemas de armazenamento de energia esse valor é geralmente em torno de 3.6 V a 3.7V.
- A capacidade C de uma bateria de lítio é medida em ampere-hora (Ah), o que indica a quantidade de carga que a bateria pode fornecer a uma determinada corrente em 1 hora. Quanto maior a capacidade, mais tempo a bateria pode fornecer energia.
- A resistência interna de uma bateria de lítio afeta a eficiência de descarga e a quantidade de calor gerado durante o processo de carga e descarga. Baterias com baixa resistência interna têm um desempenho melhor, com menos perdas de energia e menor aquecimento.
- O limite de tensão superior de uma bateria de lítio é de 4.2 V e o limite inferior é de 3 V. Sobrecarregar a bateria além do limite superior pode danificar drasticamente a bateria, assim como descarregar-la para além de 3 V.
- A taxa de corrente de uma bateria de lítio tanto para o carregamento quanto para a descarga, é dada em termos da capacidade, por exemplo, para uma bateria de 53 Ah, a taxa de "1C" significa que ela pode entregar 53 A por 1 hora, ou 5.3 A durante 10 horas ("C/10"). Baterias de lítio de alta performance podem fornecer correntes muito elevadas, adequadas para dispositivos que exigem picos de potência. A taxa de carregamento das baterias de lítio são no geral mais altas que outras tecnologias de baterias com corrente de carga geralmente de 0.5C a 1C.

As baterias de lítio se destacam por sua alta densidade energética, permitindo armazenar grande quantidade de energia em um volume e peso reduzidos. Essa característica é essencial para dispositivos portáteis e veículos elétricos, onde a eficiência energética e a leveza são fatores determinantes. Além disso, essas baterias possuem uma vida útil prolongada, o que reduz a necessidade de substituições frequentes.

As células de íons de lítio são extremamente sensíveis a sobrecargas e, frequentemente, incluem um sistema de gerenciamento de baterias (BMS) que evita danos ao desconectar a célula do circuito caso haja tentativa de operação fora da faixa de tensão projetada. Isso aumenta o custo e a complexidade da fabricação, assim como a dos carregadores de bateria. O custo do circuito do BMS pode não escalar de forma tão favorável com o volume quanto o custo do próprio processo de fabricação. Além disso, como é possível que o próprio BMS falhe, a confiabilidade do sistema de bateria como um todo pode ser comprometida.

Outro fator relevante é a tolerância a uma ampla faixa de temperaturas operacionais, variando geralmente de -20°C a 60°C . No entanto, seu desempenho ideal ocorre entre 20°C e 25°C , pois temperaturas extremas podem impactar sua eficiência e vida útil.

2.1.2 Baterias de Segunda Vida

Um grande número de baterias de veículos elétricos (EVs) que estão sendo aposentadas precocemente, devido à perda de capacidade e ao fim da vida útil para as exigências de tração dos veículos. No entanto, essas baterias ainda têm uma vida útil significativa quando utilizadas em aplicações menos exigentes, como o armazenamento de energia estacionário.

A reutilização de baterias de veículos elétricos para armazenamento estacionário é abordada detalhadamente no artigo de (Hu et al., 2022). O artigo revisa os principais componentes dos sistemas de armazenamento de energia com baterias de segunda vida (SLBESS), que incluem, a melhor compreensão dos mecanismos de degradação de baterias de segunda vida (B2U), como é o processo de reaproveitamento da coleta até a reconfiguração do novo *pack*, a importância de utilizar modelos de baterias considerando efeitos de degradação para operar de forma eficiente e também a configuração de um gerenciamento das baterias preciso.

A degradação das baterias causa perda de capacidade e aumento da resistência interna. A perda de capacidade está associada à redução da quantidade de energia que pode ser armazenada e entregue pela bateria, já a resistência interna está interligada à capacidade da bateria em termos de potência e entrega de uma descarga em uma corrente mais alta. Estes fatores são causados por dois mecanismos de degradação, a Perda de Inventário de Lítio (LLI), que é devido à formação e crescimento do filme SEI (interface de eletrólito sólido), que impede a passagem eficiente dos íons de lítio e a Perda de Materiais Ativos no Ânodo/Cátodo (LAM) que acontece devido à desintegração do grafite no ânodo e à dissolução de metais ou fraturas das partículas no cátodo (Hu et al., 2022).

A Figura 2.1, mostra a trajetória de degradação das bateria de lítio, no qual o SOH tem um decaimento linear durante a primeira vida da bateria (70%-80% de SOH), após esse período as baterias geralmente entram na fase não linear, no qual o ponto mais crítico é o chamado "ponto de joelho" da curva de SOH, que é onde a bateria está degradada a ponto de não poder mais

ser reutilizada. Questões de segurança são afetadas pelo ponto de joelho, pois nessa fase se a bateria não tiver um controle e estimação dos parâmetros de funcionamento bem precisos, esta pode sobreaquecer e até vir a pegar fogo (Börner et al., 2022).

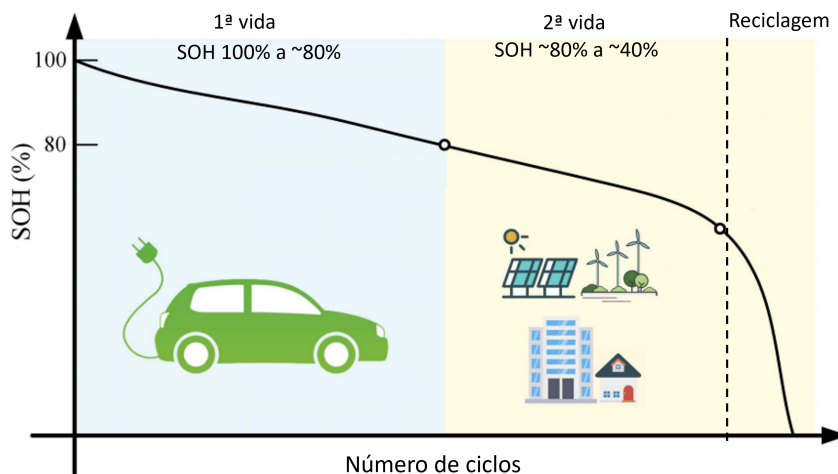


Figura 2.1: Curva de envelhecimento de bateria de lítio.

Fonte: (Hu et al., 2022)

O reuso de baterias de veículos elétricos (VEs) apresenta desafios significativos, pois cada VE possui um sistema de gerenciamento de bateria único e o perfil de direção dos motoristas varia, o que leva as baterias a envelhecer de formas distintas. Para tornar viável o segundo uso dessas baterias, diversas etapas precisam ser seguidas. Primeiramente, as baterias retiradas dos veículos devem ser encaminhadas para centros de tratamento autorizados, onde serão desmontadas.

Após a desmontagem, inicia-se a fase de "Classificação", na qual as baterias são avaliadas quanto à sua química, capacidade, estado de saúde (SOH) e outros parâmetros críticos. Métodos de triagem rápida, como a análise de tensão em circuito aberto (OCV) e a resistência interna, são frequentemente empregados para classificar as baterias (Montoya-Bedoya et al., 2020; Hu et al., 2022). Após a classificação, as baterias são reconfiguradas em novos *packs* para atender às demandas de aplicações de segunda vida, como o armazenamento estacionário de energia.

A gestão eficiente das baterias de segunda vida é crucial para garantir a segurança e prolongar a vida útil do sistema de armazenamento. Entre as funções essenciais do Sistema de Gerenciamento de Bateria (BMS) para essas baterias, destacam-se a estimativa precisa do Estado de Carga (SOC), o controle da temperatura interna da bateria para prevenir superaquecimento e a utilização de técnicas que garantam o equilíbrio entre as células do *pack*, tanto em termos de carga quanto de resistência. Além disso, é necessário aplicar métodos para identificar e corrigir falhas nas baterias antes que se tornem perigosas (Montoya-Bedoya et al., 2020; Hu et al., 2022).

2.2 Circuitos elétricos equivalentes

O circuito equivalente (CE) de uma bateria é uma representação simplificada que busca imitar o comportamento real da célula, com base nos fenômenos físicos que ocorrem durante sua operação. As equações que definem o CE descrevem, portanto, o comportamento da célula e podem ser analisadas em diferentes condições de operação, permitindo observar como a célula responde a diversos cenários de uso.

Os modelos de CE de baterias devem ser projetados de forma a minimizar as diferenças entre os resultados obtidos através das equações do modelo e os dados experimentais observados em testes práticos. Ou seja, o erro de modelagem deve ser pequeno o suficiente para que o comportamento do CE seja o mais próximo possível do comportamento real da célula.

O modelo de CE é frequentemente utilizado como base para o Sistema de Gerenciamento de Bateria (BMS), permitindo a determinação de estados críticos da célula e, assim, o cálculo dos limites de segurança operacionais. Além disso, os modelos de CE têm a vantagem de, na maioria dos casos, serem simples e precisos (Fonseca, Kulothungan, Raj & Rajashekara, 2020).

A Figura 2.2a apresenta um modelo básico de CE, no qual a tensão $v(t)$ nos terminais da célula é tratada como uma constante. Contudo, este modelo não reflete adequadamente o comportamento real da célula, pois a tensão depende de fatores dinâmicos, como a utilização recente da célula. A tensão OCV (tensão de circuito aberto) é a tensão medida quando a célula passa por uma descarga ou uma carga e em seguida fica em repouso, ou seja, na ausência de corrente (Plett, 2015a).

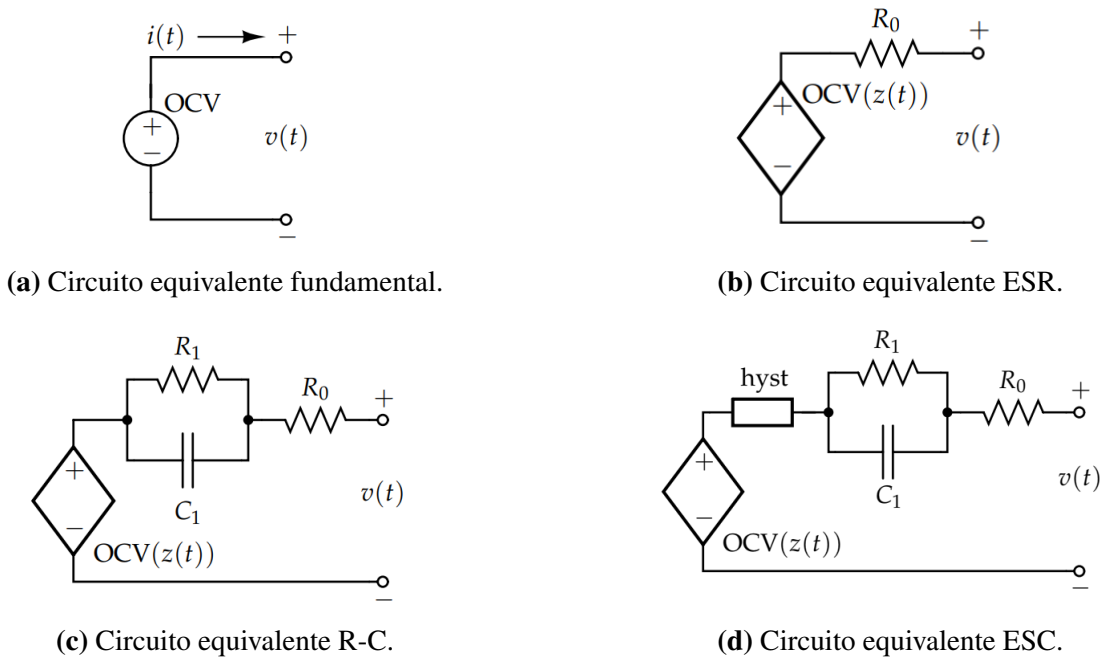


Figura 2.2: Tipos de Circuitos Equivalentes para Baterias de Lítio.

Fonte: (Plett, 2015a)

Para modelar um circuito equivalente de forma eficiente, é necessário que ele represente o maior número possível de fenômenos que ocorrem dentro de uma bateria. Para isso, adicionam-se elementos de circuito elétrico com o objetivo de tornar o modelo cada vez mais preciso.

O primeiro elemento a ser incorporado ao modelo fundamental de CE é uma fonte de tensão controlável, cuja intensidade depende do SOC da bateria, representado pela letra z em (Plett, 2015a). O SOC é um parâmetro adimensional que indica o status de carga de uma célula. Quando o SOC é 1, isso significa que a célula está completamente carregada, enquanto que, quando o SOC é 0, a célula está completamente descarregada.

A capacidade total C de uma célula, medida em amperes-hora (Ah), está diretamente relacionada ao SOC, pois representa a quantidade de carga removida quando a célula descarrega, variando do SOC de 1 a 0. A capacidade é um parâmetro constante para cada célula, mas diminui gradualmente à medida que a célula envelhece.

Assim, o SOC pode ser expresso conforme (Plett, 2015a) da seguinte forma:

$$\frac{dz}{dt} = -\frac{\eta(t)i(t)}{Q} \quad (2.1)$$

A solução desta equação diferencial é dada por:

$$z(t) = z(t_0) - \frac{1}{Q} \int_{t_0}^t \eta(\tau)i(\tau)d\tau \quad (2.2)$$

No qual, Q é a capacidade nominal da bateria. A corrente $i(t)$ tem sinal positivo na descarga e sinal negativo para quando a corrente está aumentando o SOC. A eficiência de Coulomb $\eta(t)$, ou também chamada de eficiência de carga, tem seu valor igual a 1 na descarga e $\eta(t) \leq 1$ durante a carga.

As células de uma bateria possuem um parâmetro denominado Profundidade de Descarga (DOD), calculado a partir da equação

$$DOD = 1 - z(t), \quad (2.3)$$

que é complementar ao SOC, atingindo 1 quando o SOC é 0 e vice-versa. Em alguns casos, a tensão de circuito aberto (OCV) é expressa em função do DOD, em vez de ser relacionada ao SOC.

Outro elemento que é adicionado ao modelo, é uma resistência série com a fonte de tensão controlável. Esta resistência série, juntamente com a fonte de tensão controlável representa, parcialmente, a seguinte situação: quando a célula está descarregando, a tensão no terminal da célula é menor do que a tensão de circuito aberto, e a tensão $v(t)$ fica maior do que a tensão OCV quando a célula está carregando. Este circuito é chamado por (Plett, 2015a) de ESR (*Equivalent Series Resistance*), e está ilustrado na Figura 2.2b.

A tensão nos terminais da célula para o circuito ESR, é descrita pela equação:

$$v(t) = OCV(z(t)) - i(t)R_0. \quad (2.4)$$

através da qual pode-se perceber que, de fato, o circuito ESR descreve o fenômeno descrito anteriormente, pois, $v(t) > OCV(z(t))$ quando $i(t) < 0$, ou seja, quando está carregando, e $v(t) < OCV(z(t))$ quando $i(t) > 0$, ou seja, quando a célula está descarregando.

É necessário ainda adicionar mais elementos de circuito ao modelo de CE, pois, por mais que o modelo ESR atenda a muitas aplicações, quando se fala em larga escala de baterias, precisa-se de um modelo com mais precisão e que represente mais fenômenos dinâmicos das baterias.

A Figura 2.3 ilustra um comportamento de uma célula real. A tensão dos primeiros 5 minutos é constante, pois a célula está em repouso. Logo a célula é submetida a um pulso de corrente de descarga e então a tensão decai lentamente. Após isso, a carga é removida e a célula volta ao repouso e a tensão acomoda em novo valor contante.

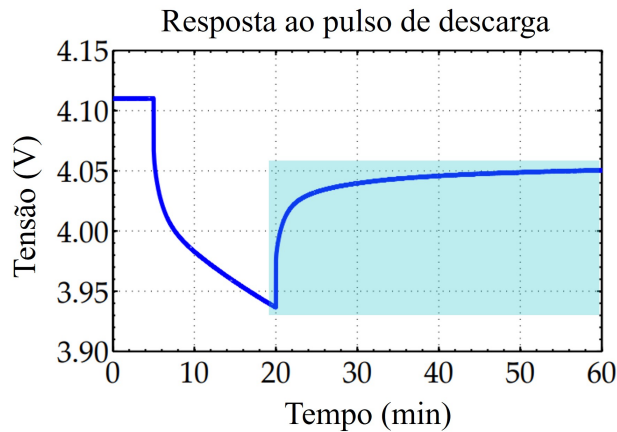


Figura 2.3: Gráfico do comportamento da tensão de uma célula quando esta é submetida a um pulso de corrente de descarga.

Fonte: (Plett, 2015a)

Este fenômeno, no qual a tensão varia de forma lenta, é chamado de tensão de difusão e no modelo de CE pode ser representado com um ou mais pares RC, como apresentado na Figura 2.2c. Para esse circuito equivalente de um par RC tem-se que a tensão no terminal da célula é dada da seguinte forma:

$$v(t) = OCV(z(t)) - v_{C_1}(t) - v_{R_0}(t) \quad (2.5)$$

Como, $v_{C_1} = R_1 i_{R_1}$ e $v_{R_0} = R_0 i(t)$, tem-se que,

$$v(t) = OCV(z(t)) - R_1 i_{R_1} - R_0 i(t) \quad (2.6)$$

A resistência R_0 do circuito com um par RC representa a resistência interna ôhmica da bateria e o par RC representa a transferência de cargas na superfície dos eletrodos e a resistência a polarização.

No modelo RC, quando a corrente é nula, a tensão nos terminais da célula é igual a tensão OCV, porém, na prática não é assim que acontece, pois a tensão nos terminais da célula converge para algum valor que é diferente de OCV, e essa diferença depende do SOC da célula. Este comportamento pode ser visto através de um teste de laboratório demonstrado em (Plett, 2015a), na Figura 2.4, no qual, a célula é inicialmente carregada completamente antes do início do teste. Em seguida, a célula é descarregada muito lentamente, a uma taxa de $C/30$, até atingir 0 % de SOC, depois, a célula é carregada lentamente, a uma taxa de $C/30$, até 95 % de SOC; em seguida, é descarregada até 5 %, e assim por diante.

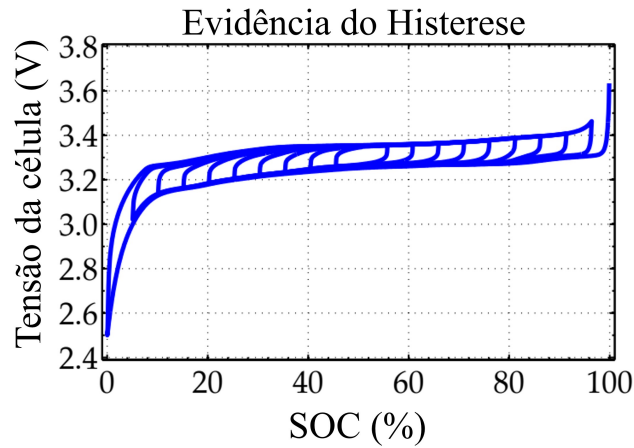


Figura 2.4: Comportamento da tensão de histerese.

Fonte: (Plett, 2015a)

Cada ponto no gráfico representa (pelo menos aproximadamente) um ponto de equilíbrio. Devido ao espaço entre as curvas superior e inferior, podemos concluir que, para cada SOC, existe uma faixa de valores possíveis para a tensão de repouso estável. Portanto, para fazer boas estimativas do SOC, adiciona-se ao modelo de CE o fator de histerese.

É importante salientar que a tensão de histerese não é diretamente uma função do tempo e sim do SOC, ou seja, ela só irá mudar quando o SOC mudar. Com isso, pode-se definir a taxa de variação da tensão de histerese em função do SOC como:

$$\frac{dh(z, t)}{dt} = \gamma \operatorname{sgn} \left(\frac{dz}{dt} \right) M \left(z, \frac{dz}{dt} - h(z, t) \right) \quad (2.7)$$

em que M é determinado através de testes em laboratório e γ que é uma constante positiva que força a equação a ser estável na carga e na descarga.

O modelo de CE que engloba a tensão de histerese é chamado de Autocorreção Aprimorado (*ESC - Enhanced Self-Correcting*), engloba a tensão de histerese, um circuito RC e uma

resistência série. Na Figura 2.2d é ilustrado o CE ESC com um único circuito RC, porém é possível colocar mais de um.

A equação de $v(t)$ para este circuito é dada por:

$$v[k] = OCV(z[k], T[k]) + M_0 s[k] + Mh[k] - \sum_j R_j i_{R_j}[k] - R_0 i[k] \quad (2.8)$$

A Tabela 2.2 fornece uma comparação entre quatro modelos de circuitos equivalentes (CE) para baterias, destacando suas vantagens e desvantagens em relação ao comportamento das células de íons de lítio.

O modelo fundamental se destaca pela simplicidade e facilidade de implementação, sendo útil para simulações rápidas. No entanto, sua limitação reside na incapacidade de refletir fenômenos dinâmicos da bateria e nas variações de tensão, o que pode comprometer sua precisão em cenários mais complexos.

O modelo ESR, por outro lado, é eficaz ao representar a resistência interna da bateria e simular o comportamento de cargas em diferentes estados de carga (SOC), mas não leva em conta a capacitância e as reações de difusão, o que o torna menos preciso em algumas condições operacionais.

O modelo RC oferece uma modelagem mais precisa, incorporando os efeitos de capacitância e melhorando a representação da resposta temporal da bateria. No entanto, sua maior complexidade em relação ao modelo fundamental e a limitação em modelar fenômenos como a histerese o tornam menos prático em algumas situações.

Por fim, o modelo ESC inclui uma representação da histerese, proporcionando uma modelagem mais precisa das variações de tensão e das perdas internas. Contudo, sua maior complexidade aumenta o custo computacional e pode dificultar a calibração com dados experimentais.

2.2.1 Testes experimentais para o modelo

Modelos de baterias com CEs representam a operação de uma célula de íons de lítio por meio de um circuito elétrico. Os dados coletados das células por meio de testes laboratoriais são utilizados para estimar os valores dos parâmetros dos elementos do circuito, de forma que o comportamento da corrente e da tensão do modelo se alinhem com os da célula real.

É importante salientar que como os CEs correspondem a um ajuste empírico dos dados coletados de uma célula para uma estrutura de modelo que inclui componentes de circuitos eletrônicos, eles compartilham características semelhantes a outros tipos de ajuste de curva. Por exemplo, os CEs tendem a fazer boas previsões ao interpolar entre os dados usados para criar o modelo. Isso ocorre quando a célula é testada com perfis de corrente semelhantes aos usados

Tabela 2.2: Comparação entre os modelos de circuitos equivalentes

Modelo de Circuito Equivalente	Vantagens	Desvantagens
(a) Circuito Equivalente Fundamental	- Simplicidade. - Fácil de implementar. - Bom para simulações rápidas.	- Não reflete bem os fenômenos dinâmicos da bateria. - Não captura as variações de tensão de forma precisa.
(b) Circuito Equivalente ESR	- Representa a resistência interna da bateria. - Pode simular o comportamento de cargas em diferentes estados de SOC.	- Não modela a capacitância e as reações de difusão. - Menos preciso para modelar baterias em diferentes condições de carga e descarga.
(c) Circuito Equivalente RC	- Melhora a modelagem dinâmica da bateria, incluindo os efeitos de capacitância. - Representa melhor a resposta temporal da bateria.	- Mais complexo do que o modelo fundamental. - Não é adequado para modelar efeitos de histerese ou fenômenos não lineares em detalhe.
(d) Circuito Equivalente ESC	- Inclui um modelo para a histerese, o que é importante para representar a resposta não linear da bateria. - Pode capturar com maior precisão as variações de tensão e as perdas internas.	- Mais complexo, aumentando o custo computacional. - Pode ser difícil de calibrar com dados experimentais em alguns casos.

para ajustar os valores dos parâmetros. Por outro lado, os CEs não tendem a extrapolar bem se a célula estiver sendo operada de forma muito diferente do cenário de teste de laboratório; nesse caso, suas previsões podem não ser confiáveis. Um CE pode prever o comportamento de entrada/saída (corrente/tensão), mas não pode prever os estados eletroquímicos internos. No entanto, os CEs possibilitam simulações rápidas e robustas (Plett, 2015a).

Tendo isso em vista, o teste de pulsos de descarga e o teste de tensão de circuito aberto (OCV) são dois procedimentos laboratoriais importantes para a extração de parâmetros de modelos de circuitos equivalentes (CE) de baterias.

De acordo com (Plett, 2015a), o teste de pulsos de descarga consiste na aplicação de um pulso de descarga, com uma corrente controlada, seguida pela medição da variação de tensão da célula. Durante o pulso, a resistência interna da célula R_0 pode ser extraída observando a queda de tensão induzida pela corrente aplicada. Esse tipo de teste permite a caracterização dos parâmetros resistivos dinâmicos da célula e é fundamental para a construção de modelos de circuitos equivalentes, como o modelo ESR (Resistência Série Equivalente), que descreve a resistência interna global da bateria durante sua operação. A medição das variações de tensão em resposta ao pulso também pode fornecer informações sobre o comportamento capacitivo da célula, tendo em vista o uso do modelo RC, que leva em conta a resposta temporal da bateria a esses pulsos.

Já o teste de OCV envolve medir a tensão da bateria durante uma carga e uma descarga constante com uma taxa de corrente baixa para ainda manter a bateria em equilíbrio eletroquímico, geralmente em torno de $C/30$. A curva $OCV(SOC)$ é facilmente estimada adotando-a como a média entre as curvas de carga e descarga, devido a tensão de histerese, mantendo ainda assim a precisão da curva (Plett, 2015a).

2.3 Sistema de gerenciamento de baterias - BMS

A Figura 2.5 ilustra as quatro principais funções de um Sistema de Gerenciamento de Bateria (BMS), que são: diagnóstico, estimativa de parâmetros, controle e armazenamento de dados. Essas funções são essenciais para garantir o desempenho e a segurança das baterias, especialmente no contexto de baterias de segunda vida

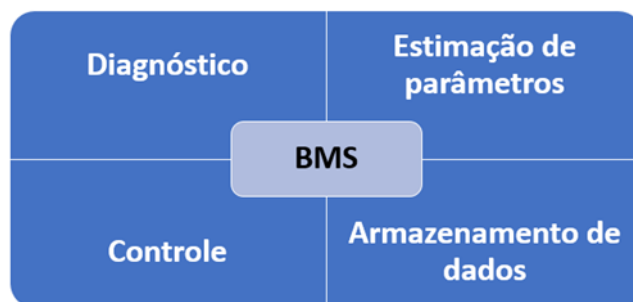


Figura 2.5: Principais funções do BMS.

O diagnóstico no BMS é uma função crítica para identificar problemas e falhas no sistema de baterias. Ele envolve a detecção de condições anormais como falhas de célula, superaquecimento e falhas de comunicação, essenciais para garantir a segurança operacional da bateria. De acordo com o artigo de (Darwish, Ioannou, Janbey, Amreiz & Marouchos, 2021), o BMS deve monitorar constantemente o estado de carga (SoC), o estado de saúde (SoH), a profundidade de descarga (DoD) e a temperatura da bateria para detectar qualquer problema potencial. A detecção precoce de falhas pode evitar danos catastróficos, como incêndios ou perdas de capacidade permanentes.

A estimativa de parâmetros envolve a modelagem e a previsão de valores como o estado de carga (SoC), o estado de saúde (SoH) e outros parâmetros que influenciam o desempenho da bateria. O artigo de (Gabbar, Othman & Abdussami, 2021) discute como as estimativas de SoC são particularmente desafiadoras e como os algoritmos de estimativa desempenham um papel central na gestão de baterias. A precisão dessas estimativas é fundamental para otimizar o uso da bateria e prolongar sua vida útil. Métodos como a reformulação da equação de Peukert, mencionada no trabalho de (Darwish et al., 2021), são usados para estimar o SoC de forma precisa, mesmo em cenários de carga variável e múltiplos pulsos.

A função de controle em um BMS refere-se à capacidade do sistema de gerenciar ativamente o carregamento e a descarga da bateria, com base nos dados de monitoramento em tempo real. O controle eficiente das condições de carga e descarga é essencial para evitar sobrecargas e proteger a bateria contra temperaturas extremas, o que pode reduzir sua vida útil. Nos artigos revisados, essa função de controle é descrita em termos de algoritmos que asseguram que a bateria opere dentro dos limites de segurança, ajustando parâmetros como corrente e tensão conforme necessário. Como discutido por (Darwish et al., 2021), o uso de técnicas avançadas de controle e algoritmos de carga, como o controle de corrente constante (CC) e tensão constante

(CV), são fundamentais para a segurança e eficiência do BMS.

O armazenamento de dados é uma função essencial do BMS, pois ele permite o acompanhamento histórico das condições da bateria, como o número de ciclos de carga e as temperaturas extremas enfrentadas. Esses dados são úteis para a manutenção preditiva e para a análise de falhas. De acordo com os artigos revisados, o armazenamento e a análise desses dados também ajudam na otimização do desempenho da bateria ao longo do tempo, fornecendo informações valiosas sobre sua saúde geral. A capacidade de registrar e analisar dados também desempenha um papel crucial no diagnóstico, pois permite a identificação de tendências e a previsão de falhas antes que ocorram.

O BMS é essencial para garantir o desempenho e a segurança de qualquer tipo de bateria, e sua importância se estende ao campo das baterias de segunda vida. Essas baterias, muitas vezes, já passaram por uma significativa quantidade de ciclos de carga e descarga, e seu desempenho pode ser afetado por degradação, o que torna a gestão eficaz de seu estado um desafio adicional.

A estimativa de parâmetros, como o SOC e o SOH, se torna ainda mais complexa em baterias de segunda vida. O BMS precisa de algoritmos robustos que considerem a degradação das células. Também, o BMS deve ajustar dinamicamente os limites de corrente e tensão, levando em consideração as condições individuais das células. O controle também deve garantir que as células mais degradadas não sejam sobrecarregadas e que todas as células operem dentro de seus limites de segurança (Montoya-Bedoya et al., 2020).

O armazenamento de dados desempenha um papel importante na gestão de baterias de segunda vida. O BMS coleta dados históricos sobre ciclos de carga, temperatura e falhas, que são fundamentais para prever a vida útil restante e otimizar o uso das baterias. Esse banco de dados também ajuda a realizar manutenção preditiva, evitando falhas inesperadas.

2.4 Estado de Carga - SOC

O carregamento de baterias de lítio é caracterizado pelo movimento do lítio do eletrodo positivo para o eletrodo negativo, e a descarga é o movimento contrário. O SOC, eletroquimicamente é a concentração média de partículas de lítio no eletrodo negativo e no sentido contrário também, a concentração média no eletrodo positivo (Plett, 2015b).

Contar essas quantidades de concentração de partículas de lítio não é factível, logo, o SOC não é um estado que possa ser medido diretamente. Então, para conhecer o SOC, é necessário adotar estratégias de estimação a partir de grandezas que podem ser medidas.

É de extrema importância calcular o SOC para cada célula de um *pack*, principalmente de segunda vida. Pois, cada célula terá o SOC diferente uma da outra, com isso, para além de um cálculo preciso de SOC, é necessário implementar no BMS uma função de equalização do SOC, no qual, esta irá equilibrar as cargas de todo o *pack*.

Existem na literatura alguns métodos para estimar o SOC. Os convencionais (Zhang, Xia, Li, Cao, Lai, Zheng, Wang & Wang, 2018; Plett, 2015b), adotados por alguns BMSs implementam métodos para saber o SOC das células da bateria, relacionando com a tensão terminal, principalmente através da relação $OCV(SOC)$ porém, segundo (Plett, 2015b), esse método gera estimativas imprecisas, por não considerar a tensão de histerese e tensões de difusão, além de perdas de $I \times R_0$.

Outro método convencional, e muito utilizado por BMSs por ter baixa complexidade de implementação (Zhang et al., 2018) é o Contagem de Coulomb, que utiliza a equação

$$SOC(t) = SOC(t_0) - \frac{1}{C} \int_{t_0}^t \eta(\tau) i(\tau) d\tau \quad (2.9)$$

Segundo (Plett, 2015b), calcular o SOC a partir da medição da quantidade de carga adicionada ou retirada da bateria normalizado com a capacidade total, é de certa forma preciso. Na realidade, sabe-se que os sensores de corrente, tem fatores adicionados a medição, como: ruídos, erros não lineares e perdas do circuito do sensor, e esses fatores são acumulados com o tempo. Também, se o $SOC(t_0)$ não for medido corretamente, este método não uma realimentação baseada em alguma outra medição para corrigir, e com isso, o erro também é mantido durante a operação (Plett, 2015b).

Em vez de usar métodos convencionais que são baseados somente em corrente ou somente em tensão, uma alternativa são os métodos baseados em modelo (Plett, 2015b). A Figura 2.6 mostra o diagrama de como os métodos baseados em modelo funcionam. O sistema real representa a bateria, a entrada dos sistemas é a corrente de operação e a saída é a tensão terminal da bateria.

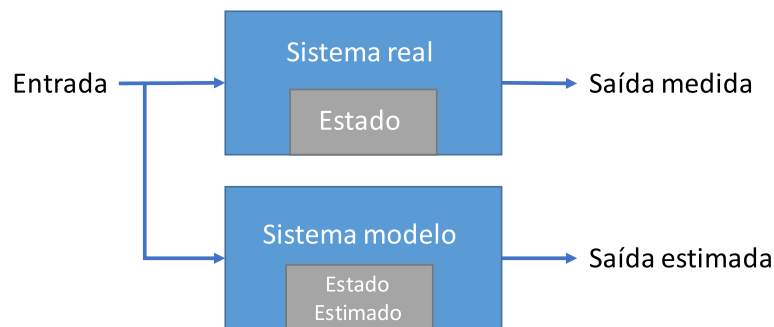


Figura 2.6: Estrutura da estimativa do SOC baseada em modelo.

Fonte: Adaptado de (Plett, 2015b)

Os métodos baseados em modelo consideram medidas por sensores que tem ruídos de medição e outros fatores, porém ao saber a saída medida, ou seja, a tensão de saída medida e a tensão de saída estimada, estas podem ser comparadas para servir de realimentação para atualizar a estimativa do estado. Para ter a saída estimada estes métodos utilizam os modelos apresentados na seção 2.2, podendo ser o modelo de um par RC, por exemplo.

Um conjunto de métodos baseados em modelo são os filtros adaptativos que são baseados na teoria de controle e estatística para estimar estados em sistemas dinâmicos sujeitos a ruídos. Os principais métodos incluem o Filtro de Kalman (KF), que é um estimador ótimo para sistemas lineares e fornece correção automática baseada em medições ruidosas. No entanto, sua aplicação é limitada a modelos lineares (Zhang et al., 2018). Para lidar com não linearidades, o Filtro de Kalman Estendido (EKF) lineariza as equações do sistema usando a expansão de Taylor. Embora amplamente utilizado, pode introduzir erros significativos em sistemas altamente não lineares (Zhang et al., 2018). O Filtro de Kalman de Atenuação (FKF) melhora a robustez contra variações imprevistas ao incluir um fator de esquecimento, reduzindo o impacto de erros de modelagem (Zhang et al., 2018). O Filtro de Partículas (PF) utiliza o método de Monte Carlo para representar distribuições de probabilidade do SOC, permitindo lidar com sistemas altamente não lineares. Contudo, sua aplicação é restrita devido ao alto custo computacional (Zhang et al., 2018).

Os Observadores Não Lineares (NLO) são para estimativa de SOC quando as dinâmicas da bateria são altamente não lineares. Algumas abordagens incluem o Observador Proporcional-Integral (PIO), que utiliza um controle baseado em realimentação proporcional e integral para ajustar a estimativa do SOC. Esse método é eficiente e simples de implementar (Zhang et al., 2018). O Observador de Modo Deslizante (SMO) é um método robusto que ajusta a estimativa do SOC com base em variáveis de estado. Apresenta alta resistência a perturbações, mas pode sofrer oscilações indesejadas (chattering) (Zhang et al., 2018).

A estrutura do NLO segue a Figura 2.7. Esta estrutura permite a eliminação de erros usando realimentação do erro entre a tensão medida e a tensão estimada. Existem várias vantagens em utilizar este método, quando comparado com os métodos baseados em filtros de Kalman, dentre elas que tem baixa complexidade de implementação em hardwares como o BMS, por possuírem matrizes menores que os filtros de Kalman (Xia et al., 2014). Porém, sendo um sistema não linear, existe um desafio nesse método que é a determinação dos ganhos de realimentação, por isso neste trabalho é proposta uma metodologia para obtenção dos ganhos.

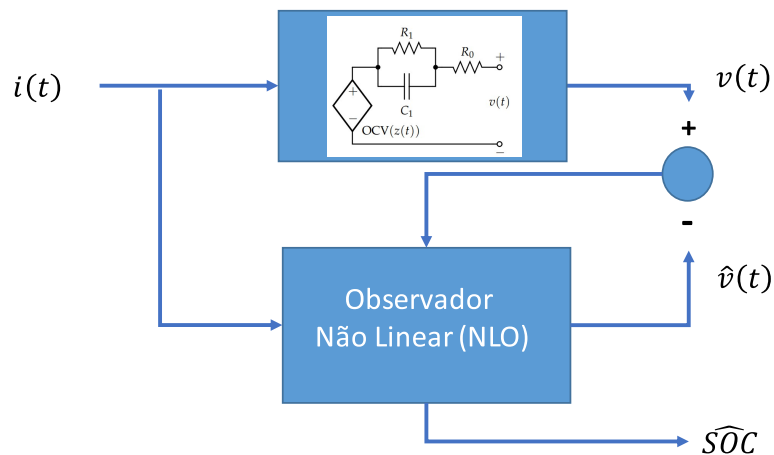


Figura 2.7: Estrutura da estimativa do SOC por Observador Não Linear.

2.5 Estado de Saúde - SOH

O estado de saúde (SOH) da bateria é um indicador que reflete o nível de envelhecimento da bateria. Devido à complexidade das dinâmicas eletroquímicas internas, compreender o processo de degradação da bateria é um grande desafio. Esse envelhecimento se manifesta por meio da perda de capacidade e da perda de potência da célula. A perda de capacidade refere-se à redução do material ativo dentro da célula, enquanto a perda de potência está associada ao aumento da resistência interna. Existem diversas causas para essas perdas, pois o envelhecimento dos materiais do ânodo e do cátodo ocorre de maneira diferente (Shrivastava, Naidu, Sharma, Panigrahi & Garg, 2023).

Na indústria, a capacidade remanescente da célula e sua resistência ôhmica interna são os principais indicadores utilizados para a estimativa do SOH. Por isso, o SOH da bateria ao longo do tempo pode ser expresso matematicamente considerando a perda de capacidade e a perda de potência. Se C_t e R_t representam a capacidade real e a resistência interna da célula em um instante de tempo t , e C_{BOL} e R_{BOL} são os valores iniciais desses parâmetros, o SOH pode ser calculado pelas equações (Shrivastava et al., 2023):

$$SOH(t) = \frac{C_t}{C_{BOL}} \times 100 \quad (2.10)$$

$$SOH(t) = \frac{R_{BOL}}{R_t} \times 100 \quad (2.11)$$

Conforme a bateria envelhece e seu SOH diminui, a relação entre tensão e carga armazenada se altera, tornando os modelos de estimativa do SOC menos precisos se não forem ajustados para compensar essa degradação. Além disso, uma bateria degradada pode apresentar flutuações inesperadas na tensão e resistência, dificultando a previsibilidade do seu comportamento e a gestão eficiente de energia em aplicações críticas.

As Equações 2.10 e 2.11 permitem estimar o envelhecimento da bateria com base nas suas características elétricas ao longo do tempo. Porém, também o SOH não pode ser medido diretamente, assim como o SOC, ele também é um estado que deve ser estimado.

Os métodos de estimativa do SOH, podem ser classificados em quatro categorias principais: métodos físicos e experimentais, métodos baseados em modelo e métodos de aprendizagem de máquina. Os métodos físicos são baseados em equações eletroquímicas e físicas que descrevem o comportamento interno da bateria. Esses modelos consideram reações químicas, difusão de íons e variações na resistência interna para prever a degradação da capacidade. Apesar de serem altamente precisos, sua aplicação prática é limitada devido à necessidade de grandes quantidades de dados experimentais e altos custos computacionais (Montoya-Bedoya et al., 2020). Por outro lado, os métodos de aprendizagem de máquina utilizam abordagens

baseadas em dados para correlacionar variáveis como tensão, corrente e temperatura com a degradação da bateria. Métodos como redes neurais artificiais, máquinas de vetores de suporte e regressão estatística são amplamente empregados devido à sua capacidade de prever padrões de envelhecimento sem necessidade de modelagem física detalhada. No entanto, esses modelos requerem grandes conjuntos de dados históricos para treinamento e podem apresentar baixa interpretabilidade (Montoya-Bedoya et al., 2020).

Os métodos baseados em modelo combinam abordagens baseadas em modelos físicos com técnicas estatísticas, buscando um equilíbrio entre precisão e viabilidade computacional. Modelos de circuito equivalente são frequentemente utilizados nessa abordagem, permitindo estimativas mais robustas da resistência interna e da capacidade disponível da bateria ao longo do tempo. Além disso, técnicas como filtros de partículas e filtros de Kalman são aplicadas para acompanhar a evolução do SOH de forma adaptativa. Essas abordagens híbridas têm demonstrado resultados promissores, proporcionando previsões mais confiáveis e aplicáveis em sistemas reais de gerenciamento de baterias (Montoya-Bedoya et al., 2020).

A correta estimativa do SOH é essencial para otimizar a utilização das baterias e viabilizar sua reutilização em aplicações de segunda vida, como armazenamento estacionário de energia. A adoção de métodos mais avançados e integrados permitirá uma melhor gestão dos recursos, prolongando a vida útil das baterias e reduzindo impactos ambientais (Montoya-Bedoya et al., 2020).

Capítulo 3

Modelagem da bateria

Neste capítulo, é apresentada toda a fase de modelagem da bateria B2U, no qual, há uma etapa experimental para obtenção dos parâmetros do modelo escolhido e o modelo é validado comparando as medições dos testes experimentais (medida real) com o modelo, simulado no ambiente MATLAB/SIMULINK. A modelagem da bateria terá duas finalidades: (i) possibilitar o desenvolvimento de um método de estimação do estado de carga baseado em observador, o qual necessita de um modelo para a bateria; (ii) possibilitar a avaliação de desempenho da estimação do estado de carga frente a variações do estado de saúde da bateria a partir de simulações computacionais, reduzindo assim o tempo e o custo para realização de tais análises.

3.1 Metodologia da modelagem

A modelagem da bateria por Circuito Equivalente (CE) segue a sequência apresentada na Figura 3.1. Inicialmente, foram selecionadas as células a serem utilizadas na modelagem. O processo envolveu a classificação de todas as células provenientes de módulos de bateria da marca Kokam, modelo SLPB120216216. As células que apresentaram 95% ou mais da capacidade nominal do módulo (53 Ah) e resistência interna dentro dos limites recomendados pelo fabricante foram classificadas como células de classe AA. A partir dessa classificação, duas células de classe AA foram escolhidas para os testes de modelagem.



Figura 3.1: Etapas da modelagem da bateria.

Para definir os testes da etapa experimental é necessário selecionar o modelo a ser implementado. Na literatura, diversos modelos de circuito elétrico equivalente são utilizados para representar o comportamento elétrico de baterias, conforme apresentado no Capítulo 2. Dentre esses, os modelos mais empregados em estudos de BMS são aqueles que possuem um único

par RC, como ilustrado na Figura 2.2c. A escolha desse modelo para este trabalho deve-se à sua capacidade de equilibrar precisão na estimativa do estado de carga (SOC) com baixo custo computacional.

Assim, a etapa experimental abrange o teste para determinação da relação $OCV(z(t))$, que, para facilitar a leitura, passa a ser representada como $OCV(SOC)$. Essa relação é obtida por meio de um teste experimental de descarga da bateria a uma corrente constante de $C/30$. Além disso, realiza-se um teste de pulsos de descarga a uma corrente de $C/4$ para determinar os demais parâmetros do modelo: R_0 , R_1 e C_1 . Os parâmetros utilizados na etapa experimental estão resumidos na Tabela 3.1.

Tabela 3.1: Parâmetros do teste de OCV e pulsos de descarga da bateria.

Testes	Teste de OCV e Pulsos de descarga
Capacidade da bateria	53 Ah
Tensão superior	4.2 V
Tensão inferior	3.0 V
Temperatura	Ambiente $\sim 25^\circ C$
Taxa de aquisição de dados	1s
Taxa de descarga	Teste de OCV - $C/30$ (1,77 A) Pulsos de descarga - $C/4$ (13.25 A)

Na Figura 3.2, é mostrado o esquema da simulação para validação do modelo no ambiente MATLAB/SIMULINK. Para a fonte controlável que deve calcular $OCV(SOC)$, é necessário utilizar um bloco de cálculo de SOC, que consiste em integrar a corrente de descarga no tempo a partir do ponto inicial da bateria, conforme Figura 3.3. A validação do modelo é feita através da comparação entre resultados experimentais e os resultados simulados.

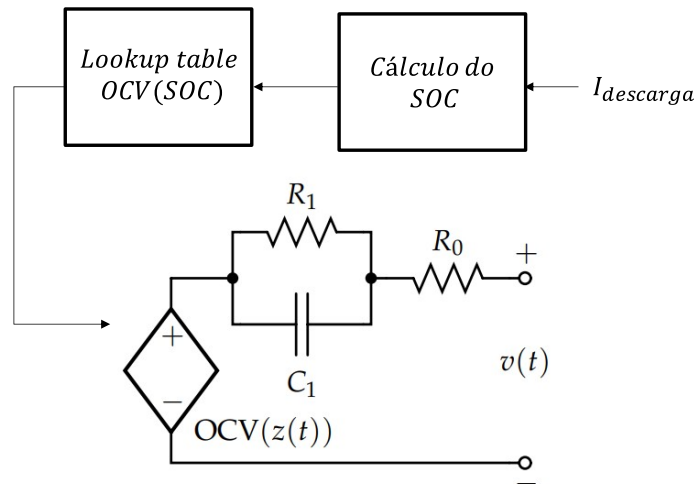


Figura 3.2: Fluxo da simulação para validação do modelo da bateria.

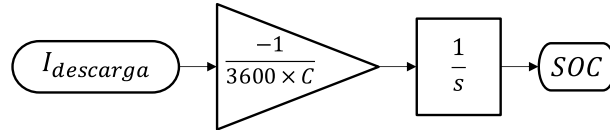


Figura 3.3: Bloco de cálculo de SOC para operação da fonte de tensão.

3.2 Etapa Experimental

3.2.1 Teste com descarga constante C/30

O teste para obtenção da curva $OCV(SOC)$ foi baseado em (Plett, 2015a), e consiste em:

1. A célula deve ser completamente carregada até a tensão máxima operacional (4.2 V).
2. A célula é descarregada lentamente, a uma corrente de C/30 ($53Ah/30h = 1.77A$), até a tensão mínima operacional (3V), registrando continuamente a tensão da célula e a quantidade de carga extraída (Ah descarregados).
3. A célula é recarregada de forma lenta, a corrente constante (C/30), até atingir novamente a tensão máxima, enquanto se mede a tensão e a carga acumulada (Ah carregados).

A taxa de carga e descarga adotada é de C/30, um valor suficientemente baixo para minimizar os efeitos transitórios e manter a célula em um estado quase de equilíbrio. Essa taxa representa um compromisso entre o ideal teórico de corrente zero, que garantiria um equilíbrio absoluto, e a necessidade prática de viabilizar o teste, que já demanda cerca de 60 horas para um ciclo completo de descarga e carga.

Os dados coletados durante o teste, presentes na Figura 3.4 permitem a construção das curvas OCV de descarga e OCV de carga, que relacionam a tensão da célula à capacidade descarregada e carregada, respectivamente. Convertendo a capacidade em estado de carga (SOC), é possível obter essas curvas diretamente em função do SOC. No entanto, devido à presença de polarizações ôhmica e difusiva, bem como à histerese na resposta da tensão da célula, as curvas de carga e descarga não coincidem exatamente.

3.2.2 Teste de Pulsos de descarga de C/4

A Figura 3.5, mostra como os equipamentos foram ligados para execução do teste de pulsos de descarga. A fonte programável foi ligada nos terminais de somente uma célula do módulo de baterias, e a aquisição de dados também ligada no terminal da mesma célula.

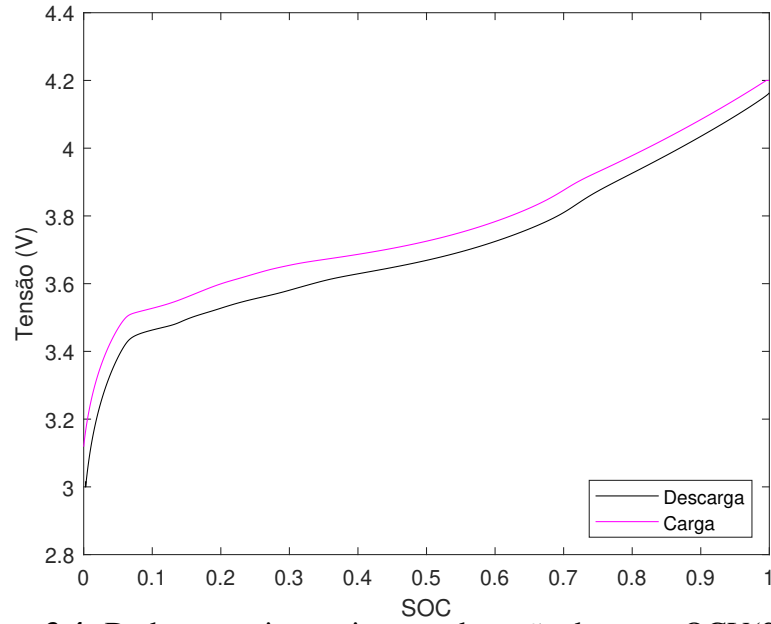


Figura 3.4: Dados experimentais para obtenção da curva OCV(SOC).

O ensaio de pulso foi realizado com uma fonte programável bidirecional da marca H&H ((Hoecherl & Hackl, n.d.)), que possui um software chamado NL tool, no qual é possível programar os pulsos. Foi programado no software da fonte, a amplitude dos pulsos de corrente de descarga, o tempo de repouso entre os pulsos, os valores de tensão inferior e superior da célula e a duração do pulso.

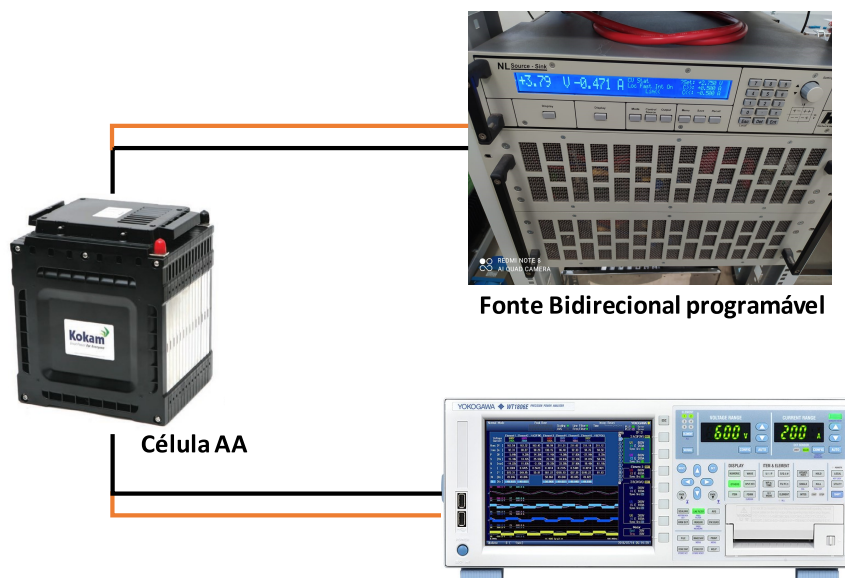
Logo, a Figura 3.6, mostra o perfil de corrente de descarga gerado pela fonte programável, o qual foi aplicado à bateria para obtenção dos parâmetros R_0 , R_1 e C_1 do modelo. O pulso de corrente de 13.25 A ($C/4$) é aplicado durante o tempo (t_{pulso}) para descarregar 10% da capacidade nominal ($C_{nominal}$) da bateria, ou seja, 10% de SOC. Após cada pulso a bateria é deixada em repouso de aproximadamente 1h30min. A duração do pulso é determinada a partir de

$$t_{pulso} = \frac{C_{nominal}}{10 \times I_{descarga}} \quad (3.1)$$

que, considerando as condições do ensaio, leva a

$$t_{pulso} = \frac{53Ah \times 60}{10 \times 13.25A} = 24min \quad (3.2)$$

Para aquisição dos dados foi utilizado o equipamento da marca Yokogawa, modelo WT1803E, que possui um software chamado VTviewer para visualização e armazenamento dos dados. O WT1803E é um analisador de potência que mede tensão e corrente com alta precisão, sendo que a acurácia de leitura de potência é de 0.05%. A taxa de aquisição dos dados utilizada foi de 1s.



Aquisição de dados – Analisador de potência
Figura 3.5: Etapas da modelagem da bateria.

3.3 Extração dos parâmetros do modelo

A partir dos testes descritos na Seção 3.2, os dados foram obtidos e tratados todos no ambiente do MATLAB para obtenção dos parâmetros do modelo da bateria.

Para estimar a curva $OCV(SOC)$ da célula, assume-se que as diferenças entre as curvas de carga e descarga são aproximadamente simétricas. Dessa forma, a curva de OCV é determinada pela média entre as duas curvas, proporcionando uma aproximação mais precisa da tensão de equilíbrio da célula ao longo do ciclo de operação.

A Figura 3.7 mostra os dados da curva $OCV(SOC)$ obtida. A curva é representada por uma tabela de valores de tensão por SOC , com a mesma quantidade de pontos obtidos dos dados experimentais. Estes dados foram usados também para fazer um ajuste polinomial da curva $OCV(SOC)$ para utilização na implementação do observador não linear. O grau do polinômio utilizado foi 9, para deixar o ajuste o mais preciso possível. O resultado da aproximação polinomial é também mostrado na Figura 3.7, pela curva tracejada.

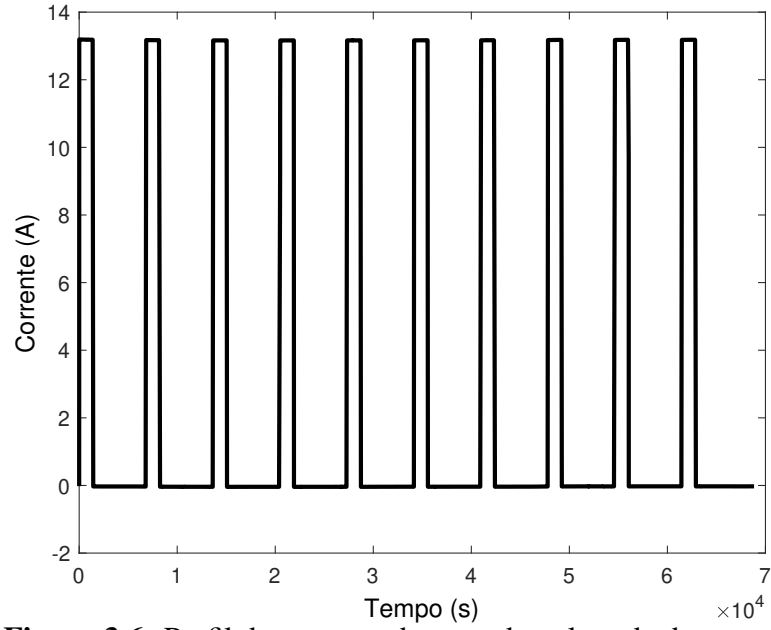


Figura 3.6: Perfil de corrente do teste de pulsos de descarga.

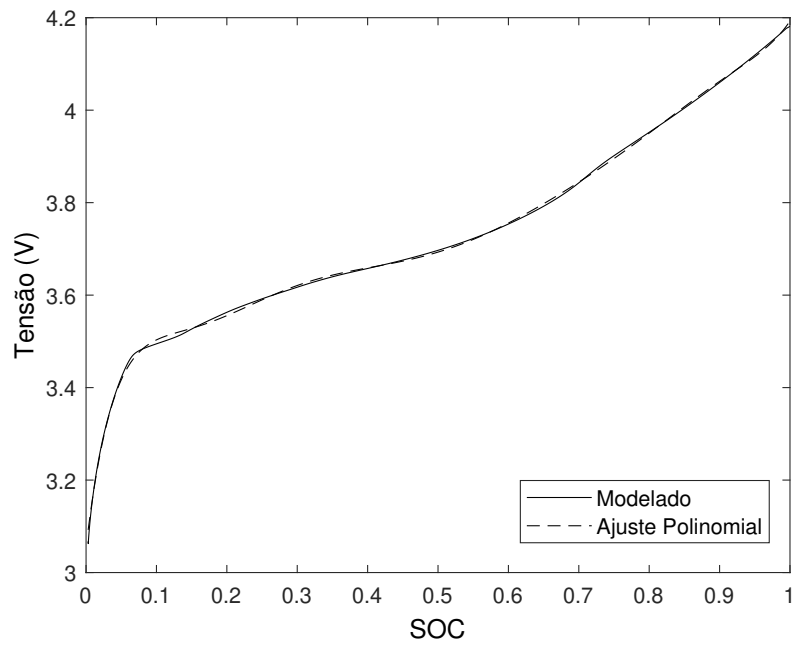


Figura 3.7: Curva OCV modelada e ajuste polinomial.

A resistência interna do modelo R_0 foi obtida a partir da diferença de tensão logo após o término do pulso pela corrente do pulso. O valor de ΔV_0 foi obtido conforme mostra a Figura 3.8 e R_0 calculado pela equação

$$R_0 = \frac{\Delta V_0}{I_{descarga}} \quad (3.3)$$

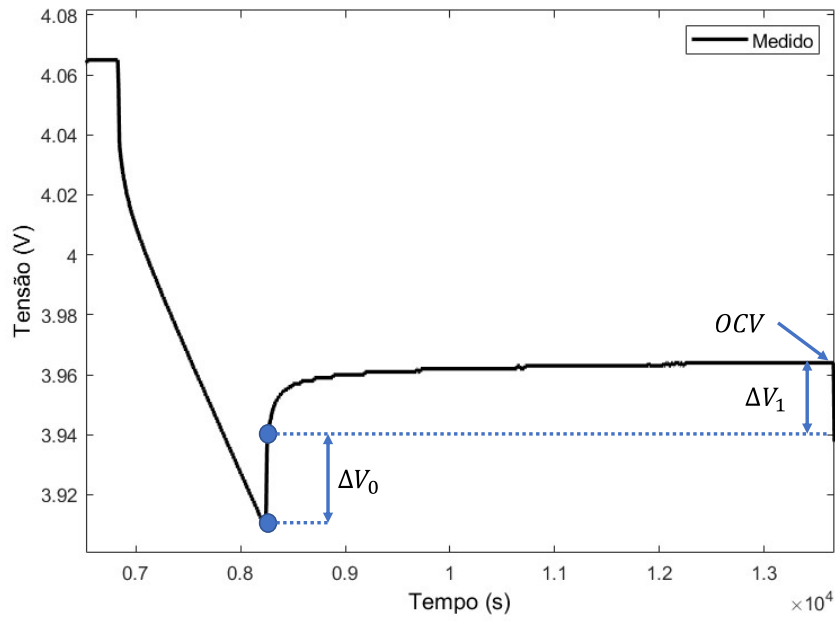


Figura 3.8: Extração de parâmetros do par RC.

Já os parâmetros do par RC, que foram obtidos a partir dos ensaios de pulso, foram extraídos com o auxílio do aplicativo do MATLAB chamado de *Curve Fitting* e também segue como mostrado na Figura 3.8. A equação utilizada no *Curve Fitting*, foi baseada no comportamento da tensão durante o período de repouso, que pode ser formulada como:

$$V(t) = OCV + \Delta V_1 e^{\left(\frac{-t}{\tau_1}\right)} \quad (3.4)$$

Através do *Curve Fitting* foram estimados ΔV_1 e

$$\tau_1 = R_1 C_1 \quad (3.5)$$

com os quais os parâmetros do par RC foram obtidos por

$$R_1 = \frac{\Delta V_1}{I_{descarga}} \quad (3.6)$$

$$C_1 = \frac{\tau_1}{R_1} \quad (3.7)$$

Os valores dos parâmetros do modelo são colocados na Tabela 3.2. A partir de cada pulso do teste poderiam ser calculados os parâmetros do modelo, pois eles dependem do SOC. Porém, um dos objetivos do método de estimativa do SOC proposto neste trabalho é a diminuição do custo computacional, por isso, o modelo foi gerado apenas considerando o pulso em 80% de

SOC.

Sugiro esta forma para apresentação da tabela

Tabela 3.2: Parâmetros retirados do ensaio de Pulsos de corrente a $C/4$ e $SOC = 80\%$.

Parâmetro	Valor
$R_0(m\Omega)$	2.0
$R_1(m\Omega)$	1.4
$C_1(kF)$	198.11

3.4 Validação do modelo

A Figura 3.9, mostra as curvas experimentais de carga e descarga em $C/30$, e a curva tracejada é a curva OCV obtida pela média entre as duas, a qual foi usada na modelagem da bateria e o ajuste polinomial dessa curva foi usada no observador não linear para estimativa do SOC.

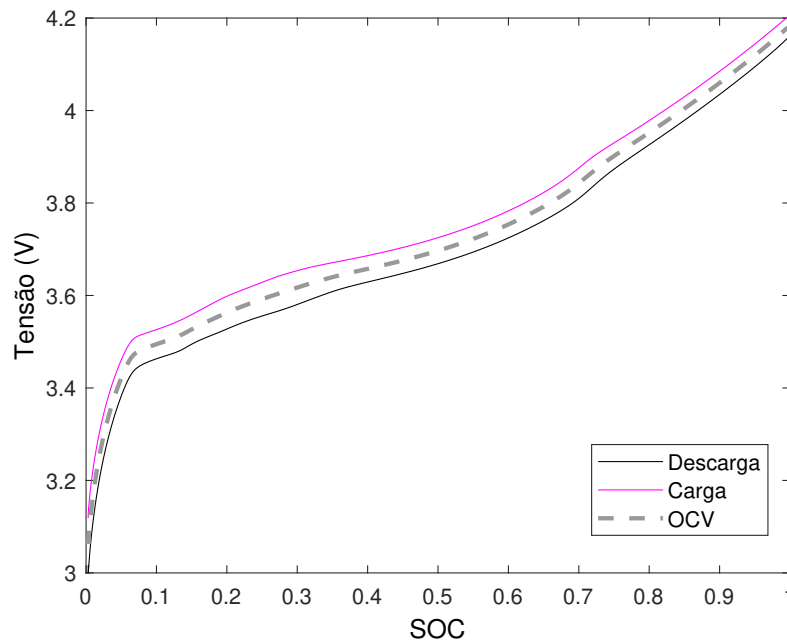


Figura 3.9: Obtenção da curva $OCV(SOC)$.

A Figura 3.10 mostra os dados do ensaio experimental de pulsos de descarga, realizado para o levantamento dos parâmetros do modelo. Na mesma figura está representada a simulação do modelo, mostrando a aderência aos dados experimentais.

Na Figura 3.11, é apresentado o erro absoluto entre os dados experimentais e a simulação do modelo. Como pode-se perceber, durante toda a operação de descarga de pulsos o modelo

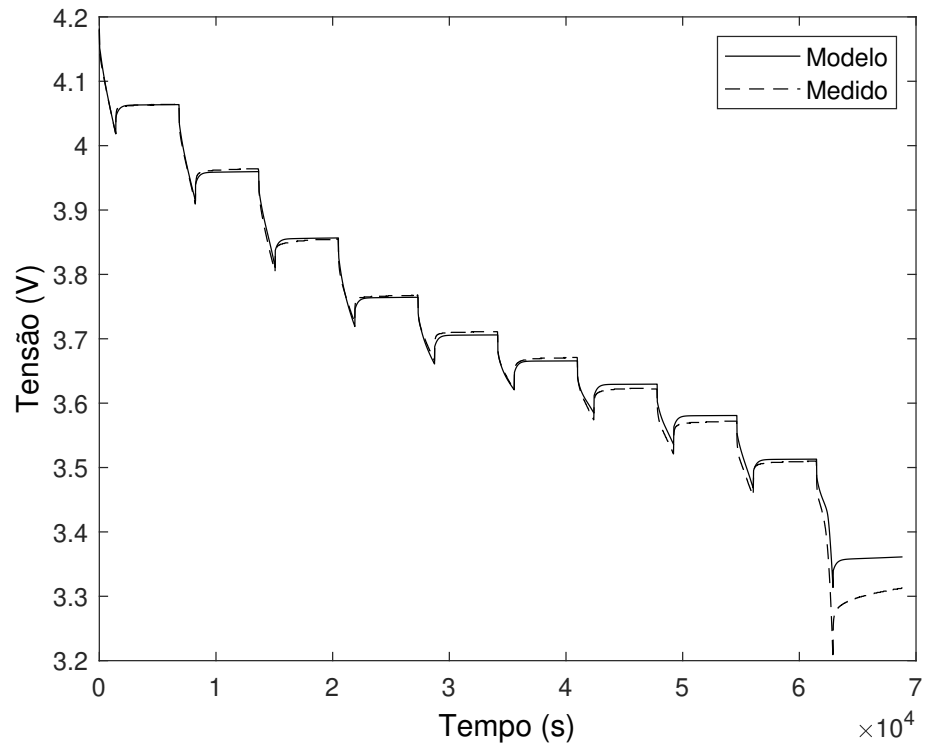


Figura 3.10: Comparação da curva do ensaio de pulso experimental versus os dados simulados com o modelo da bateria de 1 par RC.

possui erro absoluto menor que 2%, somente no final da descarga percebe-se uma aumento de 10% entre os valores medidos e os modelados. Deve ser devido ao aumento de resistência interna nessa região e com isso pode-se observar a influência desse parâmetro.

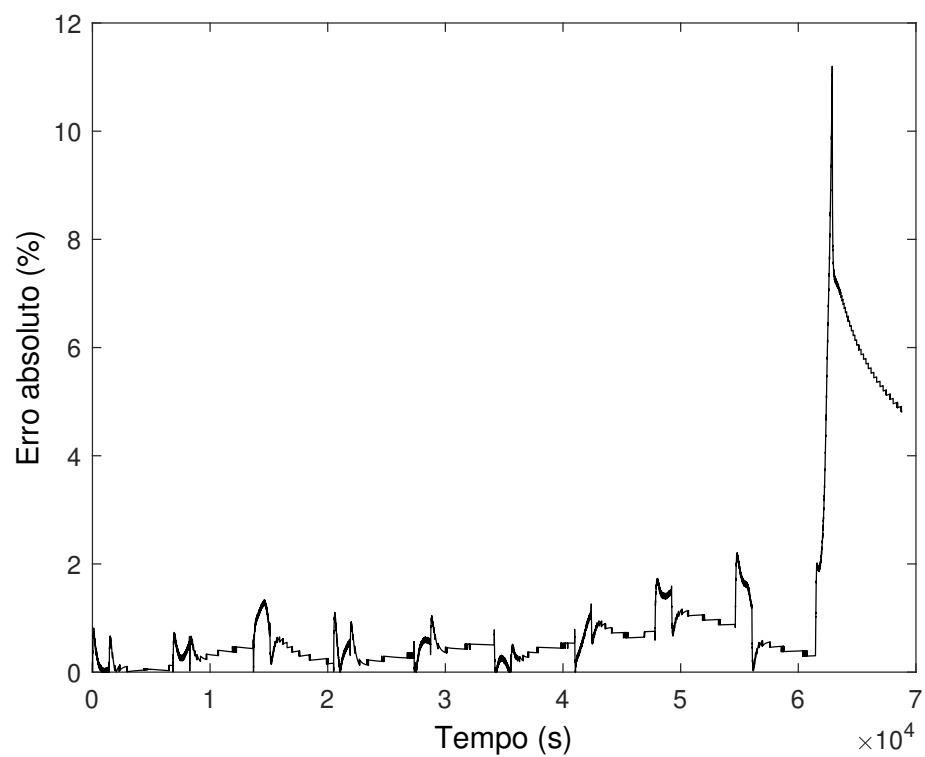


Figura 3.11: Erro absoluto percentual do modelo.

Capítulo 4

Estimação do Estado de Carga (SOC)

Este capítulo desenvolve o método de estimação do SOC explorado neste trabalho. O método é baseado em observador não linear, sendo proposta uma estratégia para sintonia dos ganhos de realimentação.

Inicialmente, a dinâmica do sistema de baterias é definida utilizando o formalismo do espaço de estados. Formulam-se as equações que regem o observador não linear, adaptado à dinâmica da bateria e com base na estrutura de (Xia et al., 2014).

Propõe-se, então, um método para a sintonia dos ganhos, fundamentado no modelo linearizado e no método do lugar das raízes. O objetivo principal é obter uma convergência mais rápida do erro de observação, o que foi verificado por meio de simulações.

4.1 Modelagem no espaço de estados

O modelo de circuito elétrico equivalente com um par RC para baterias, desenvolvido no Capítulo 3, pode ser expresso na forma de equações de estado como (Mota, Rospirski, Busti, Jahn, Tavares, Zatt & Reginatto, 2023; Xia et al., 2014)

$$\dot{v}_{RC_1}(t) = -\frac{1}{R_1 C_1} v_{RC_1}(t) + \frac{1}{C_1} i(t) \quad (4.1)$$

$$S\dot{O}C(t) = -\frac{1}{3600 C_n} i(t) \quad (4.2)$$

$$v(t) = OCV(SOC) - v_{RC_1} - R_0 i(t) \quad (4.3)$$

onde v_{RC_1} é a tensão sobre o capacitor do par RC, SOC é o estado de carga da bateria, $i(t)$ é a corrente da bateria (positiva no sentido de saída da bateria), $v(t)$ é a tensão terminal da bateria, $OCV(SOC)$ é a tensão de circuito aberto (representada como função não-linear do estado de carga), R_1 e C_1 são os parâmetros do par RC, R_0 representa a resistência interna da bateria e C_n é a capacidade nominal da bateria.

Adotando-se como variáveis de estado $x = [v_{RC_1}, SOC]'$, como entrada $u(t) = i(t)$,

como saída $y(t) = v(t)$, pode-se obter o modelo no espaço de estados na forma

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \quad (4.4)$$

$$y(t) = h(x) - R_0 u(t), \quad (4.5)$$

onde as matrizes A e B e a função não linear $h(x)$ são dadas por

$$A = \begin{bmatrix} -1/R_1 C_1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 1/C_1 \\ -1/3600 C_n \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

$$h(x) = OCV(SOC) - v_{RC_1} = OCV(x_2) - x_1. \quad (4.7)$$

Nesta formulação, o estado de carga da bateria, SOC , fica representado pelo estado x_2 . Vale destacar que o modelo é linear na equação de estado (4.4) e não linear na equação de saída (4.5). A não linearidade na equação de saída deriva do fato da $OCV(SOC)$ ser não linear.

4.2 Equacionamento do Observador Não linear

Antes de apresentar a estrutura do observador não linear, será apresentado alguns conceitos de observadores lineares.

Considerando o sistema linear:

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \quad (4.8)$$

$$y(t) = Cx(t) \quad (4.9)$$

no qual $x(t)$ é o vetor de estados, que contem o estado desconhecido a ser estimado, $u(t)$ é a entrada do sistema e y é o vetor de saídas. As matrizes A , B e C assumidas conhecidas.

O observador linear, conforme (Chen, 1984), é definido como:

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + K(y(t) - \hat{y}(t)) \quad (4.10)$$

$$\hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \quad (4.11)$$

onde $\hat{x}$ é o vetor de estados observados. A estrutura do observador envolve a realimentação do erro de saída $y(t) - \hat{y}(t)$ através do ganho K , permitindo ajuste da dinâmica da convergência do estado estimado para o estado real (Chen, 1984). Essa dinâmica é traduzida equacionando o erro de observação $e = x - \hat{x}$, que resulta em (Chen, 1984):

$$\dot{e}(t) = (A - KC)e(t) \quad (4.12)$$

A dinâmica do erro de observação é determinada pelos autovalores da matriz $A - KC$, conforme mostra a equação 4.12. Através do projeto do ganho K , estes autovalores podem ser alocados para obter a dinâmica desejada (Chen, 1984).

Para sistemas não lineares e multivariáveis, a estrutura do observador pode ser mais complexa, porém, pode ser utilizada a mesma lógica. Considerando as características do modelo da bateria, este trabalho se baseia na estrutura de observadores não lineares apresentada em (Johansson & Medvedev, 2003).

A bateria é um sistema com não linearidade na saída, ocasionada pelo comportamento da função $OCV(SOC)$ como observa-se na equação de saída 4.3 e na Figura 3.7. Também, pode-se observar a dependência da entrada $i(t)$ na saída do sistema. Essa característica do modelo é abrangida no modelo geral considerado em (Johansson & Medvedev, 2003), que trata sistemas com não linearidade na entrada e na saída, na forma:

$$\dot{x} = Ax + g(y, u) \quad (4.13)$$

$$y = h(x, u) \quad (4.14)$$

Para sistemas descritos desta forma, em (Johansson & Medvedev, 2003) é desenvolvido o observador não linear com a seguinte estrutura:

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} - Kh^T(\hat{x}, u)(h(x, u) - h(\hat{x}, u)) \quad (4.15)$$

onde, $h'(\hat{x}, u)$, é a derivada parcial da função $h(x, u)$ em relação a x .

O fator $h'(\hat{x}, u)$ no termo de realimentação pondera a medição de acordo com sua relevância. Se a sensibilidade da saída em relação ao estado for baixa, então a medição contém pouca informação sobre o estado. Nesse caso, a realimentação é fraca para evitar que a estimativa do estado seja afetada por informações irrelevantes. Por outro lado, se a sensibilidade for alta, há informação relevante sobre o estado na medição, e a realimentação torna-se, conseqüentemente, forte (Johansson & Medvedev, 2003).

Idealmente, o peso deveria ser $h'(x, u)$, mas como x não está disponível, assume-se que $\hat{x} \approx x$, e a sensibilidade calculada no estado estimado, $h'(\hat{x}, u)$, pode ser usada em seu lugar (Johansson & Medvedev, 2003).

Para o caso do modelo da bateria, a não linearidade é exclusivamente na saída, decorrente do fato da tensão variar com o SOC.

Inspirada na aplicação de observadores para sistemas com não linearidade na saída, desenvolvido em (Johansson & Medvedev, 2003), em (Xia et al., 2014) é desenvolvido o observador não linear aplicado para estimação do SOC de baterias.

O NLO desenvolvido em (Xia et al., 2014) é construído a partir do modelo da bateria

(4.4)-(4.5), incluindo realimentação não linear do erro de saída, na forma

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + K \frac{\partial h(\hat{x})}{\partial \hat{x}} (y(t) - \hat{y}(t)) \quad (4.16)$$

$$\hat{y}(t) = h(\hat{x}) - R_0 u(t), \quad (4.17)$$

onde K é a matriz de ganhos do observador, na forma diagonal,

$$K = \begin{bmatrix} k_1 & 0 \\ 0 & k_2 \end{bmatrix} \quad (4.18)$$

e

$$\frac{\partial h(\hat{x})}{\partial \hat{x}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h(\hat{x})}{\partial \hat{x}_1} & \frac{\partial h(\hat{x})}{\partial \hat{x}_2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & \frac{dOCV}{dSOC}|_{SOC=\hat{x}_2} \end{bmatrix}. \quad (4.19)$$

Note que a estrutura do observador não linear 4.16 e 4.17, obtida de (Xia et al., 2014), de fato reproduz a estrutura apresentada em (Johansson & Medvedev, 2003), com escolha particular de K na forma diagonal.

A estrutura do NLO requer a derivada da função $OCV(SOC)$ e, para viabilizar tal implementação, é realizada uma aproximação polinomial da curva $OCV(SOC)$ a partir dos dados experimentais. A partir disso, obtém-se a sua derivada, que é utilizada na equação (4.19).

Definindo $e(t) = x(t) - \hat{x}(t)$ como o erro de observação, pode-se derivar que

$$y(t) - \hat{y}(t) = h(x) - h(\hat{x})$$

e, logo, a dinâmica do erro de observação pode ser expressa na forma

$$\dot{e}(t) = Ae(t) - Kh^1(\hat{x})[h(x) - h(\hat{x})] \quad (4.20)$$

onde $h^1(\hat{x}) = \frac{\partial h(\hat{x})}{\partial \hat{x}}$, por simplicidade de notação.

O projeto e escolhas dos ganhos do NLO de (Xia et al., 2014) é baseado em (Johansson & Medvedev, 2003). Neste projeto, os ganhos k_1 e k_2 do observador não linear são projetados com base no critério de estabilidade de Lyapunov. Assim, a matriz de ganho K é calculada como a solução da equação de Lyapunov:

$$A^T K^{-1} + K^{-1} A = -Q$$

onde Q é uma matriz positiva definida, garantindo que a matriz K também seja positiva definida.

A matriz Q é escolhida em (Xia et al., 2014) como uma matriz diagonal, semidefinida positiva, onde os valores dos elementos determinam os ganhos do observador. Esta escolha é

dada por:

$$Q = \begin{bmatrix} 2b_1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix},$$

onde b_1 é uma constante positiva. Embora semidefinida positiva, esta escolha particular leva à solução da equação de Liapunov, matriz K , definida positiva e diagonal, dada por:

$$K = \begin{bmatrix} k_1 & 0 \\ 0 & k_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{k}_1 \tau & 0 \\ 0 & \tilde{k}_2 \tau \end{bmatrix}, \quad (4.21)$$

onde $\tau = 1/R_1 C_1$ é um parâmetro relacionado à dinâmica do sistema, $\tilde{k}_1 = 1/b_1$ e $\tilde{k}_2$ pode ser escolhido como qualquer valor positivo. Sendo que em (Xia et al., 2014), os valores finais de $\tilde{k}_1$ e $\tilde{k}_2$ são definidos como $\tilde{k}_1 = 2$ e $\tilde{k}_2 = 2.5$, balanceando robustez contra distúrbios externos e taxa de convergência.

Conforme apresentado em (Johansson & Medvedev, 2003), essa abordagem admite uma interpretação como um caso específico do método EKF (*Extended Kalman Filter*). O EKF tem foco na otimização do impacto do ruído das medições de corrente e tensão sobre a estimativa do estado, contudo a interpretação não possibilita a escolha da matriz de ganho K associada a este objetivo. Desta forma, os ganhos $\tilde{k}_1$ e $\tilde{k}_2$ ficam livres, podendo ser escolhidos como quaisquer valores positivos.

4.3 Proposta de Projeto do Observador Não linear

Além da precisão na estimativa do estado de carga da bateria, uma característica importante para a estimação com base em observadores é o tempo de convergência do erro de observação, indicando a capacidade do observador convergir rapidamente para uma estimativa confiável do estado.

Com o objetivo de reduzir o tempo de convergência com o observador não linear, este trabalho propõe um método e um algoritmo de projeto para a sintonia dos ganhos do observador não linear, explorando a utilização de k_1 negativo.

Devido à inexistência de uma metodologia bem definida para a escolha dos ganhos, a proposta apresentada a seguir constitui também uma forma sistemática para a sintonia do NLO. Essa abordagem utiliza a linearização do sistema em torno do ponto de equilíbrio e a sintonia dos ganhos com base no método do lugar das raízes.

4.3.1 Linearização em torno do ponto de equilíbrio

A curva $OCV(SOC)$, que descreve a tensão de circuito aberto da bateria em função do estado de carga, possui a propriedade de ser monótona. Com esta propriedade, deduz-se que a dinâmica do erro de observação, equação (4.20), possui um único ponto de equilíbrio, dado por

$$e_0 = 0, \quad \hat{x}_0 = x_0. \quad (4.22)$$

Para obter uma aproximação linear para a dinâmica do erro de observação (4.20) em torno do ponto de equilíbrio (4.22), são definidos os desvios

$$\Delta e(t) = e(t) - e_0 \quad (4.23)$$

$$\Delta x(t) = x(t) - x_0 \quad (4.24)$$

$$\Delta \hat{x}(t) = \hat{x}(t) - \hat{x}_0 \quad (4.25)$$

e utilizados no modelo (4.20). Aproximações lineares devem ser introduzidas para a função $h(x) - h(\hat{x})$ e para o produto $h_2^1(\hat{x}_2)[h(x) - h(\hat{x})]$.

Logo, utilizando série de Taylor truncada na primeira derivada, tem-se que:

$$OCV(x_{20} + \Delta x_2) = OCV(x_{20}) + \frac{dOCV}{dSOC}(x_{20})\Delta x_2$$

$$OCV(\hat{x}_{20} + \Delta \hat{x}_2) = OCV(\hat{x}_{20}) + \frac{dOCV}{dSOC}(\hat{x}_{20})\Delta \hat{x}_2$$

Então, a aproximação linear para $h(x) - h(\hat{x})$, será dada por:

$$\begin{aligned} h(x_0 + \Delta x) - h(\hat{x}_0 + \Delta \hat{x}_0) &= [OCV(x_{20}) - OCV(\hat{x}_{20})] \\ &\quad + \frac{dOCV}{dSOC}(x_{20})\Delta x_2 - \frac{dOCV}{dSOC}(\hat{x}_{20})\Delta \hat{x}_2 \\ &\quad - [x_{10} + \Delta x_1 - \hat{x}_{10} - \Delta \hat{x}_{10}]. \end{aligned} \quad (4.26)$$

Como $x_{20} = \hat{x}_{20}$ e $x_{10} = \hat{x}_{10}$, e definindo

$$w_1 = \left. \frac{dOCV(SOC)}{dSOC} \right|_{SOC=x_{20}} \quad (4.27)$$

chega-se a,

$$h(x_0 + \Delta x) - h(\hat{x}_0 + \Delta \hat{x}_0) = w_1 \Delta x_2 - w_1 \Delta \hat{x}_2 - \Delta e_1 \approx [-1 \quad w_1] \Delta e(t) \quad (4.28)$$

Como $h(x_0) = h(\hat{x}_0)$, a aproximação para o segundo termo resulta:

$$h_2^1(\hat{x}_2)[h(x) - h(\hat{x})] \approx h_2^1(\hat{x}_{2_0})[-1 \ w_1]\Delta e(t). \quad (4.29)$$

Note que $h_2^1(\hat{x}_{2_0}) = w_1$, logo a aproximação linear da dinâmica do erro de observação pode ser sintetizada na forma

$$\begin{aligned} \dot{\Delta e}(t) &= A\Delta e(t) - \begin{bmatrix} -k_1 \\ k_2 w_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & w_1 \end{bmatrix} \Delta e(t) \\ &= \begin{bmatrix} \frac{-1}{R_1 C_1} - k_1 & k_1 w_1 \\ k_2 w_1 & -k_2 w_1^2 \end{bmatrix} \Delta e(t) \\ &= A_e \Delta e(t) \end{aligned} \quad (4.30)$$

onde ficou definida a matriz A_e , matriz de estado da dinâmica linearizada do erro de observação.

4.3.2 Sintonia dos ganhos do observador

Nesta seção, é derivado um método para a sintonia dos parâmetros k_1 e k_2 do NLO, utilizando o lugar das raízes aplicado ao polinômio característico da matriz A_e , com o objetivo de acelerar a convergência do erro de observação para zero. Em (Xia et al., 2014), os ganhos de realimentação do observador são definidos com base na estrutura diagonal da matriz (4.18), exigindo que k_1 e k_2 sejam necessariamente positivos, mas sem uma metodologia sistemática para sua sintonia. Neste trabalho, propõe-se um método sistemático de ajuste desses ganhos, fundamentado no lugar das raízes, que visa superar essa limitação e alcançar uma maior rapidez na convergência.

O polinômio característico da matriz A_e (eq. (4.30)) pode ser calculado do determinante da matriz $\lambda I - A_e$ e escrito, por conveniência, na forma

$$p(\lambda) = \left(\lambda + \frac{1}{R_1 C_1} \right) (\lambda + k_2 w_1^2) + k_1 \lambda. \quad (4.31)$$

Nota-se que, para $k_1 = 0$, a matriz A_e possui autovalores reais dados por $\lambda_1 = -1/R_1 C_1$ e $\lambda_2 = -k_2 w_1^2$. Visando alocar os autovalores da matriz A_e distantes do eixo $j\omega$, escolhe-se a condição $-k_2 w_1^2 < -\frac{1}{R_1 C_1}$. Com isso, tem-se uma primeira restrição ao projeto dos ganhos do observador, dada por

$$k_2 > \frac{1}{R_1 C_1 w_1^2} \quad (4.32)$$

Com essa escolha, o lugar das raízes do polinômio $p(\lambda)$ para $k_1 \geq 0$ resulta como ilustrado na Figura 4.1. Pode-se observar que sempre haverá um autovalor localizado no intervalo

$\left[-\frac{1}{R_1 C_1}, 0\right]$. Como consequência, a dinâmica do erro de observação apresenta um autovalor mais próximo do eixo $j\omega$ em comparação à dinâmica da própria bateria. Essa proximidade pode comprometer o desempenho do observador não linear (NLO), especialmente no que diz respeito ao tempo de convergência para o estado real do sistema.

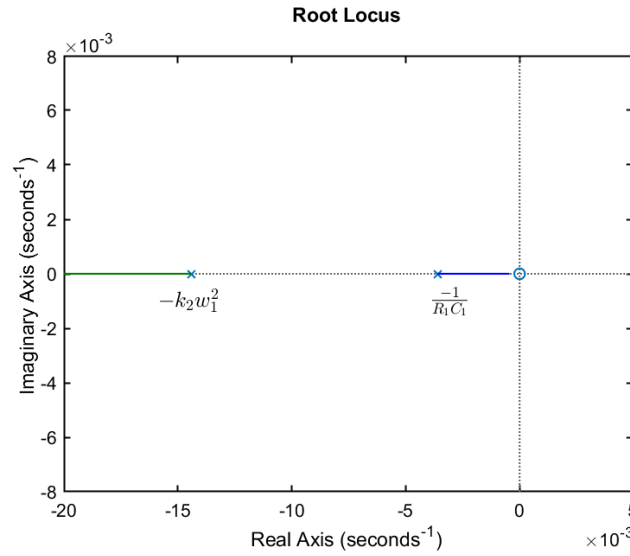


Figura 4.1: Localização dos autovalores da matriz A_e para $k_1 > 0$.

Dada essa limitação de desempenho para $k_1 \geq 0$ e $k_2 > 0$, considera-se, como alternativa, a sintonia com $k_1 < 0$. Nesta configuração, o comportamento do sistema é descrito pelo lugar das raízes ilustrado na Figura 4.2. Nesse cenário, o ponto mais distante do eixo $j\omega$ para os autovalores ocorre em $-a$. A partir desse ponto, conforme o módulo de k_1 ($|k_1|$) aumenta, os autovalores se aproximam gradativamente do eixo $j\omega$ e eventualmente cruzam para o semiplano direito, o que deve ser evitado devido ao risco de instabilidade.

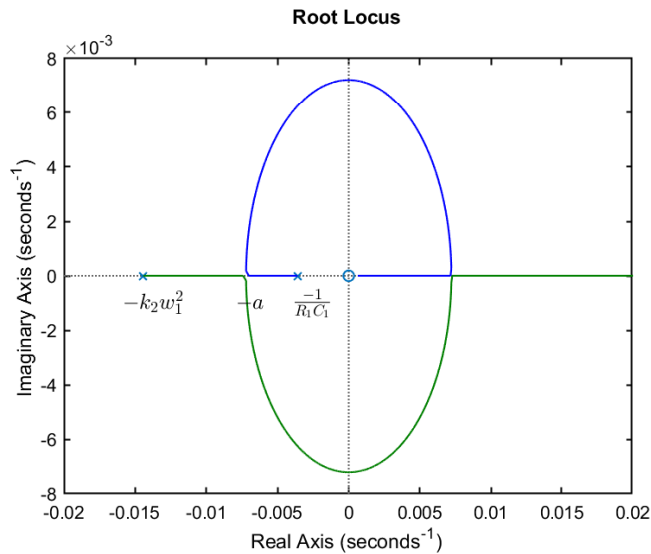


Figura 4.2: Localização dos autovalores da matriz A_e para $k_1 < 0$.

A análise detalhada do polinômio característico confirma essas observações. Para $k_1 < 0$, o lugar das raízes revela trajetórias no plano complexo que inicialmente garantem estabilidade, com as raízes permanecendo no semiplano esquerdo. No entanto, o aumento excessivo de $|k_1|$ compromete a robustez do sistema, dado que as raízes podem atravessar o eixo imaginário e levar à instabilidade.

Portanto, a escolha de $k_1 < 0$ exige um ajuste cuidadoso para assegurar que o sistema permaneça estável e mantenha um desempenho adequado, evitando que os autovalores se aproximem do eixo $j\omega$ ou cruzem para o semiplano direito.

A condição para o polinômio 4.31 possuir raízes reais e iguais em $-a$, pode ser derivada das igualdades

$$p(-a) = 0, \quad \frac{dp}{d\lambda}(-a) = 0$$

indicando que o polinômio $p(\lambda)$ deve ter uma raiz em $-a$, bem como a sua derivada. Chega-se então a

$$p(-a) = 0 \implies \left(-a + \frac{1}{R_1 C_1}\right) (-a + k_2 w_1^2) - k_1 a = 0 \quad (4.33)$$

$$\frac{dp}{d\lambda}(-a) = 0 \implies \left(-a + \frac{1}{R_1 C_1}\right) + (-a + k_2 w_1^2) + k_1 = 0 \quad (4.34)$$

Resolvendo este sistema de equações para k_1 e k_2 , obtém-se

$$k_2 = \frac{R_1 C_1 a^2}{w_1^2} \quad (4.35)$$

$$k_1 = 2a - \frac{1}{R_1 C_1} - k_2 w_1^2 \quad (4.36)$$

As equações 4.35 e 4.36, permitem determinar os valores dos ganhos do observador, de modo que, os autovalores da dinâmica do erro de observação sejam alocados ambos em $-a$. Com esta escolha, têm-se os autovalores alocados o mais distante possível do eixo $j\omega$. Com isto em mente, o algoritmo proposto parte da escolha do ponto $-a$ e então deriva o ajuste de k_1 e k_2 . Logo, o algoritmo proposto é apresentado da seguinte forma:

1. Escolha $m > 1$ visando obter $a = \frac{m}{R_1 C_1}$, de modo que o ponto $-a$ fique a esquerda do ponto $-1/R_1 C_1$.
2. Considerando a curva $OCV(SOC)$, escolha o valor de projeto para o SOC e obtenha o valor $w_1 = w_{1p}$ correspondente, conforme equação (4.27). Esta escolha define o ponto de operação em torno do qual o modelo linearizado é obtido.
3. Ajuste $k_1 = k_1^a$ e $k_2 = k_2^a$, onde

$$k_2^a = \frac{m^2}{R_1 C_1 w_{1p}^2}, \quad k_1^a = 2w_{1p} \sqrt{\frac{k_2^a}{R_1 C_1}} - \frac{(1 + m^2)}{R_1 C_1} \quad (4.37)$$

O algoritmo proposto aloca os autovalores da matriz A_e ambos na posição $-a$, o ponto mais distante do eixo $j\omega$, ficando m como parâmetro de projeto. Com isso, a velocidade de convergência do erro de observação fica diretamente ligada a escolha de m . Quanto maior o valor de m mais distante do eixo $j\omega$ estará o ponto $-a$ e mais rápida deve ser a convergência do erro de observação.

Para a escolha de m e do ponto de operação de projeto, que define w_{1p} , é importante também considerar a análise de estabilidade apresentada a seguir.

4.3.3 Restrições de estabilidade na sintonia

Considerando os ganhos $k_1 = k_{1a}$ e $k_2 = k_{2a}$, sintonizados conforme o algoritmo proposto, e substituindo-os no polinômio característico 4.31, pode-se estudar a estabilidade da dinâmica do erro de observação com a sintonia proposta.

O polinômio característico assim obtido, pode ser colocado na seguinte forma:

$$p(\lambda) = \lambda^2 + am \left(\frac{2-m}{m} + \frac{w_1^2}{w_{1p}^2} \right) \lambda + \left(a \frac{w_1}{w_{1p}} \right)^2 \quad (4.38)$$

Note que o polinômio característico depende de a , m , w_{1p} e w_1 . Os três primeiros parâmetros são escolhidos para a sintonia, e portanto fixados pelos ganhos do observador. Por outro lado, w_1 depende do ponto de operação da bateria e portanto varia conforme o funcionamento do sistema. A análise de estabilidade objetiva determinar as condições em que os parâmetros m , a , w_{1p} e w_1 resultam em raízes com parte real negativa para o polinômio característico 4.31, garantindo então estabilidade da dinâmica do erro de observação.

Como o termo independente do polinômio é sempre positivo, a garantia de raízes com parte real negativa para este polinômio pode ser obtida, com base no critério de Routh-Hurwitz (Ogata, 2020), pela garantia do coeficiente do termo de primeiro grau ser positivo, ou seja,

$$am \left(\frac{2-m}{m} + \frac{w_1^2}{w_{1p}^2} \right) > 0 \quad (4.39)$$

Como tanto a quanto m são sempre positivos, esta condição pode ser simplificada para:

$$w_1 > w_{1p} \sqrt{1 - 2/m}. \quad (4.40)$$

O critério 4.40, pode ser atendido de duas formas:

1. Escolher w_{1p} como o valor mínimo possível, de modo que $w_1 \geq w_{1p}$. Neste caso a condição é atendida para qualquer valor de $m > 1$. Contudo, esta condição depende de

características do modelo da bateria, especificamente da curva $OCV(SOC)$.

2. Escolher $1 < m \leq 2$. Isto permite atender (4.40) independentemente de w_{1p} . Neste caso, a garantia de estabilidade não depende do modelo da bateria.

4.4 Avaliação de desempenho do NLO

Nesta seção, são apresentados os resultados das avaliações de desempenho do NLO em diferentes sintonias de ganhos, com base no algoritmo de sintonia proposto.

O parâmetro de projeto m foi fixado em 2. Esta escolha, garante a estabilidade da dinâmica do erro de observação para qualquer escolha do ponto de operação de SOC para projeto do observador. Para esta escolha de m os ganhos do observador 4.41, se reduzem a:

$$k_1^a = \frac{-1}{R_1 C_1}, \quad k_2^a = \frac{4}{R_1 C_1 w_{1p}^2} \quad (4.41)$$

Foram realizados três diferentes projetos para os ganhos do NLO, escolhendo diferentes valores para o ponto de operação, conforme indicado na Tabela 4.1, de acordo com o item 2 do algoritmo de sintonia descrito na seção 4.3.2.

Tabela 4.1: Pontos de operação e valores de w_1 para diferentes projetos.

Projeto	$SOC_{0p} = x_{20p}$	w_{1p}	k_1	k_2
Projeto 1	0.9	1.06	-0.0036	0.0128
Projeto 2	0.6	0.78	-0.0036	0.0238
Projeto 3	0.4	0.28	-0.0036	0.1833

O principal critério para análise de desempenho do NLO é o tempo de convergência para o estado real da bateria. O projeto mais eficiente é aquele que apresenta o menor tempo de convergência, garantindo que o erro absoluto seja próximo de zero.

Para facilitar o entendimento das análises, é importante diferenciar alguns pontos de SOC. O *estado inicial* refere-se ao ponto de partida da descarga atual da bateria. O *ponto de operação* da bateria ou do observador é o valor do SOC durante o repouso ou a descarga. O *erro de inicialização* é incorporado ao observador, sendo que o estado inicial considerado por ele será o estado inicial da bateria, ajustado por uma porcentagem definida na análise. Por fim, o *ponto de operação de projeto* é o valor de SOC utilizado no projeto do observador, especificamente na etapa de linearização e sintonia dos ganhos, conforme o algoritmo descrito na seção 4.3.2.

Logo, inicialmente, na Subseção 4.4.1, foram avaliados os resultados considerando três estados iniciais de carga (SOC) distintos, com a inclusão de um erro de inicialização de $\pm 20\%$ no estado estimado $\hat{x}_2$ do NLO. Essa análise inicial permite avaliar o desempenho do observador

para os diferentes projetos e o comportamento dos projetos frente a diferentes estados iniciais da bateria.

Em seguida, na Subseção 4.4.2, cada projeto foi submetido a avaliações considerando diferentes amplitudes de erro na inicialização do SOC, abrangendo erros de 1%, 50% e 100%. Embora o caso de erro inicial de 100% represente uma condição extrema e improvável em sistemas de gerenciamento de baterias (BMS), ele foi incluído para verificar a capacidade de convergência do erro de observação indicando comportamento estável do NLO.

Adicionalmente, na Subseção 4.4.3, foi realizada uma análise específica, comparando o projeto proposto ($k_1 < 0$) com o de (Xia et al., 2014) ($k_1 > 0$). Foram avaliados cenários com $k_1 > 0$ e $k_1 < 0$, considerando diferentes estados iniciais da bateria, a fim de comparar o desempenho em termos de tempo de convergência do NLO.

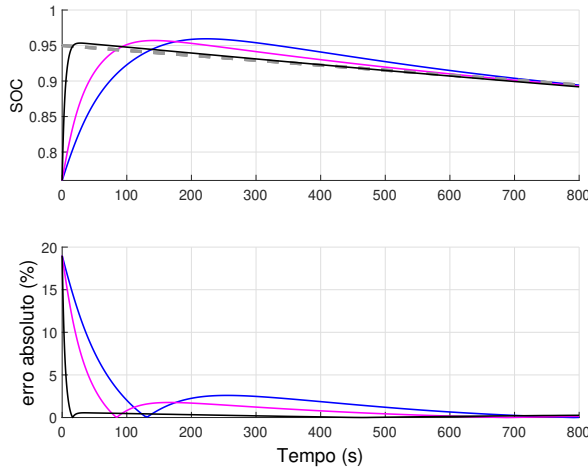
4.4.1 Avaliação dos projetos com estados iniciais diferentes

As Figuras 4.3, 4.4 e 4.5 apresentam as curvas de SOC, tensão e erro entre os valores estimados e os medidos da bateria. As curvas referentes à bateria são representadas em cinza, com linha tracejada, e iniciam no estado real de SOC da bateria. As demais curvas correspondem aos diferentes projetos: o Projeto 1 é representado em azul, o Projeto 2 em magenta e o Projeto 3 em preto. Estas análises ilustram o desempenho do NLO para estados iniciais de SOC iguais a 0.95, 0.7 e 0.4, respectivamente. Nestas simulações é utilizado um erro inicialização de +20% ou -20%.

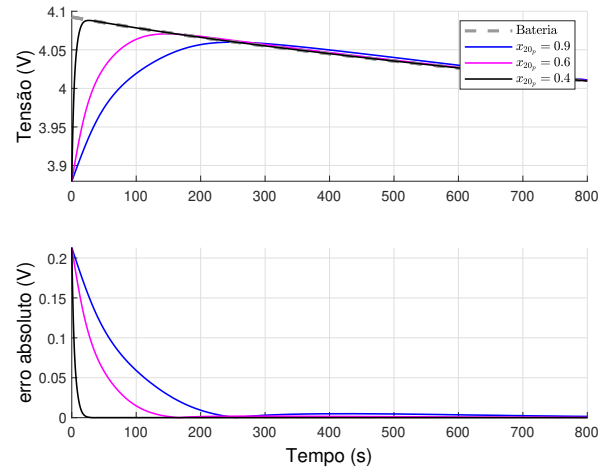
Em todos os casos, observa-se a convergência do estado estimado para o estado real da bateria de forma suave, embora em algumas situações ocorra sobrepassagem. Além disso, fica evidente a influência tanto do estado inicial da bateria quanto do ponto de operação de projeto no desempenho do observador.

Para os estados iniciais de SOC iguais a 0.95 (Figura 4.3) e 0.7 (Figura 4.4), o Projeto 3 apresenta a convergência mais rápida, superando os Projetos 1 e 2. Ainda assim, os Projetos 1 e 2 apresentam tempos de convergência razoáveis, entre 95 e 140 segundos, para a estimativa do SOC.

Na Figura 4.5, onde o estado inicial da bateria é 0.4, percebe-se de forma clara a influência do estado inicial e do ponto de operação de projeto na dinâmica de convergência. O ponto de operação de projeto de 0.4 novamente demonstra a convergência mais rápida, enquanto os demais pontos levam mais de 7 minutos para atingir o estado real da bateria. Essa diferença se deve à distância entre o estado inicial da bateria e os pontos de projeto escolhidos, além do comportamento da curva OCV(SOC). Em particular, as características da curva OCV nos estados próximos a 0.9 e 0.6 diferem significativamente das características próximas a 0.4, afetando a velocidade de convergência.

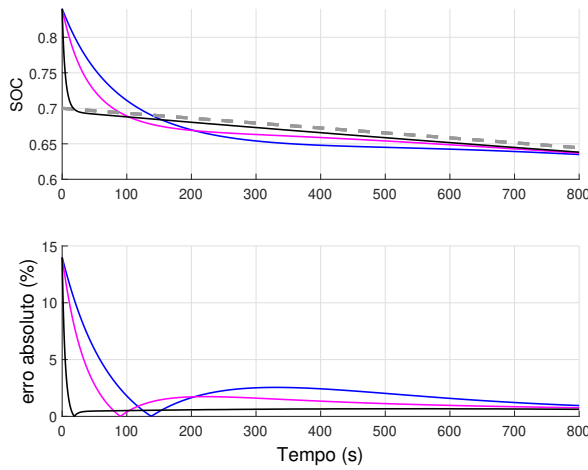


(a) Evolução do SOC e erro absoluto (%) ao longo do tempo.

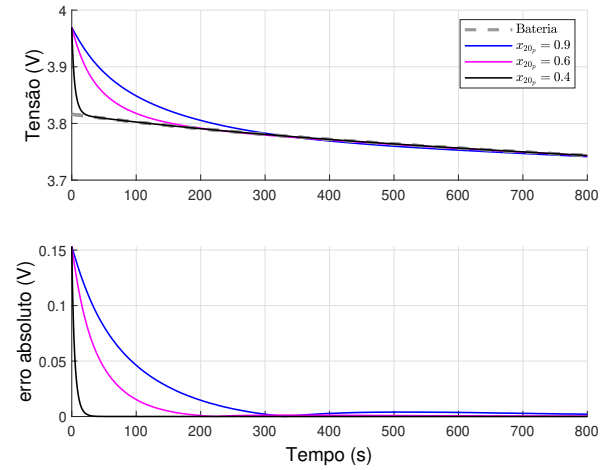


(b) Evolução da tensão e erro absoluto (V) ao longo do tempo.

Figura 4.3: Comparação do Desempenho do NLO para os três projetos e estado inicial de $SOC = 0.95$.



(a) Evolução do SOC e erro absoluto (%) ao longo do tempo.



(b) Evolução da tensão e erro absoluto (V) ao longo do tempo.

Figura 4.4: Comparação do Desempenho do NLO para os três projetos e estado inicial de 0.7.

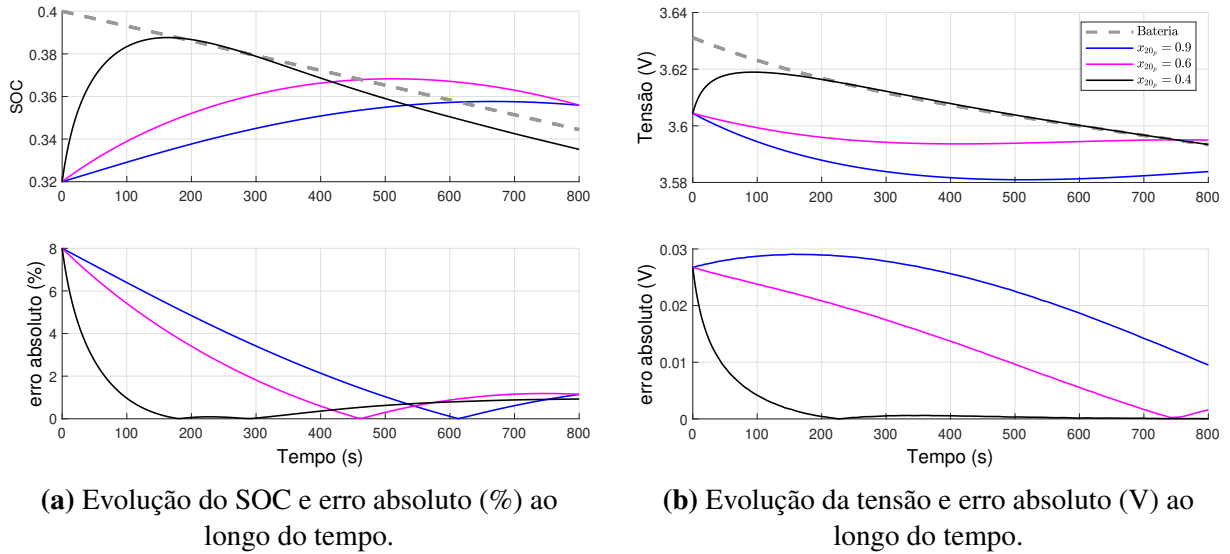


Figura 4.5: Comparação do Desempenho do NLO para os três projetos e estado inicial de 0.4.

Essa análise reforça a importância de selecionar um ponto de operação de projeto que tenha um desempenho adequado para todos os possíveis estados iniciais da bateria.

4.4.2 Impacto de Erros de Inicialização do SOC

A análise do método de estimativa do SOC com erros de inicialização é fundamental, em sistemas práticos, como em aplicações estacionárias, erros de inicialização podem ocorrer devido a medições imprecisas, inconsistências nos dados históricos ou falta de informações sobre o estado inicial da bateria. Assim, a análise com erros iniciais permite verificar:

- Testar o tempo necessário para o algoritmo corrigir o erro inicial e fornecer estimativas precisas, minimizando os impactos no desempenho do sistema.
- Verificar a capacidade do método de lidar com mudanças na curva OCV(SOC).
- Certificar que o algoritmo evita situações de risco, como sobrecarga ou sobredescarga, recuperando rapidamente a precisão necessária.

As Figuras 4.6, 4.7 e 4.8 apresentam as curvas de SOC, tensão e erro entre os valores estimados e os medidos da bateria. As curvas referentes à bateria são representadas em cinza, com linha tracejada, e iniciam no estado real de SOC da bateria. As demais curvas correspondem aos diferentes projetos: o Projeto 1 é representado em azul, o Projeto 2 em magenta e o Projeto 3 em preto. Os gráficos ilustram o desempenho do observador para diferentes magnitudes de erro na inicialização, sendo 1%, 50% e 100%, respectivamente. Nessas análises, o estado inicial da bateria foi fixado em 0.95.

Em todos os cenários, o Projeto 3 apresentou o menor tempo de convergência em comparação aos demais. Mesmo com um erro de inicialização de 100%, apresentado na Figura

4.8, este projeto convergiu para o estado real da bateria em menos de 1 minuto. Por outro lado, os Projetos 1 e 2 levaram cerca de 2 minutos e 3 minutos, respectivamente, para atingir a convergência.

Apesar dessas diferenças, todos os projetos demonstraram uma convergência satisfatória para o estado real da bateria, evidenciando a robustez e confiabilidade do NLO, mesmo em condições adversas de erro de inicialização, ilustrando a validade da estabilidade do observador mesmo para erros iniciais extremos do estado estimado. Essa análise reforça a capacidade do observador de garantir convergência com erros significativos no estado inicial e ainda fornecer resultados precisos dentro de um intervalo aceitável de tempo.

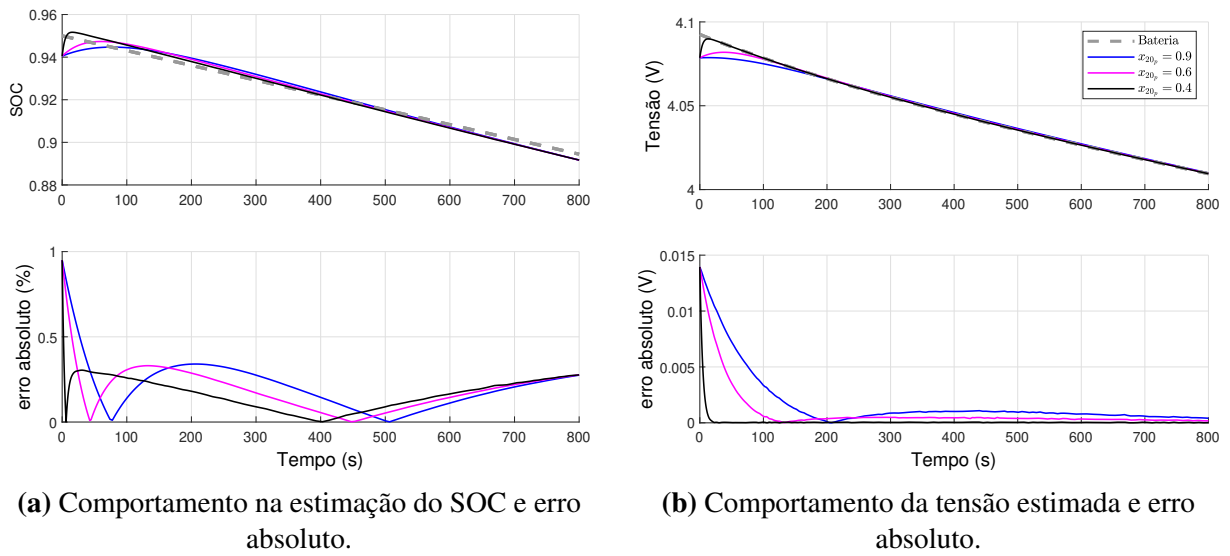


Figura 4.6: Comparação do Desempenho do NLO para os três projetos e erro de inicialização de 1%.

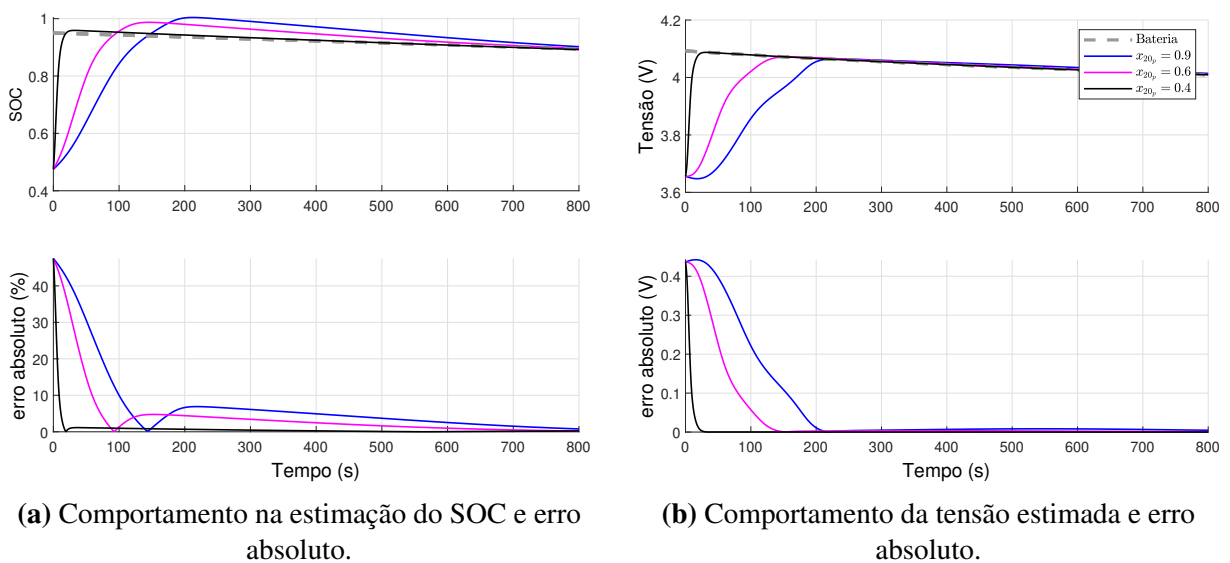


Figura 4.7: Comparação do Desempenho do NLO para os três projetos e erro de inicialização de 50%.

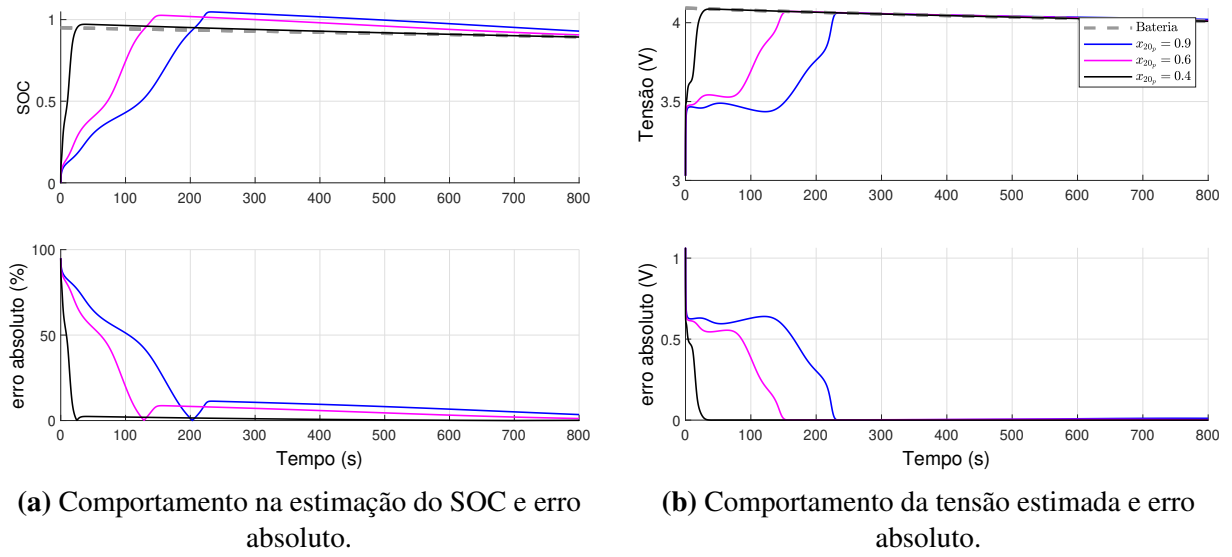


Figura 4.8: Comparação do Desempenho do NLO para os três projetos e erro de inicialização de 100%.

4.4.3 Comparação entre projetos com k_1 positivo e negativo

A seguir, a sintonia proposta para o NLO é comparada com a alternativa de sintonia com $k_1 > 0$, de acordo com (Xia et al., 2014). A matriz de ganho K utilizada em (Xia et al., 2014) e a utilizada para comparação é apresentada em 4.21, onde resulta em:

$$K_{Xia} = \begin{bmatrix} 2/R_1 C_1 & 0 \\ 0 & 2.5/R_1 C_1 \end{bmatrix} \quad (4.42)$$

equanto que o proposto neste trabalho segue,

$$K = \begin{bmatrix} k_1 & 0 \\ 0 & k_2 \end{bmatrix} \quad (4.43)$$

onde k_1 e k_2 variam de acordo com o projeto.

É realizado teste de descarga com $C/4$, para a bateria iniciando com $SOC = 0.8$ (curvas azuis) e $SOC = 0.3$ (curvas magentas). Em todos os casos simulados o estado inicial do observador possui erro de $\pm 20\%$ em relação ao SOC inicial da bateria.

O resultado da comparação é apresentado nas Figuras 4.9, 4.10 e 4.11. Observa-se que o estado do observador se aproxima mais rapidamente do estado de carga real da bateria quando é utilizada a sintonia proposta, do que a sintonia utilizada em (Xia et al., 2014). Como pode-se observar na Figura 4.9, a sintonia com k_1 positivo apresenta mais de 13 minutos para convergir.

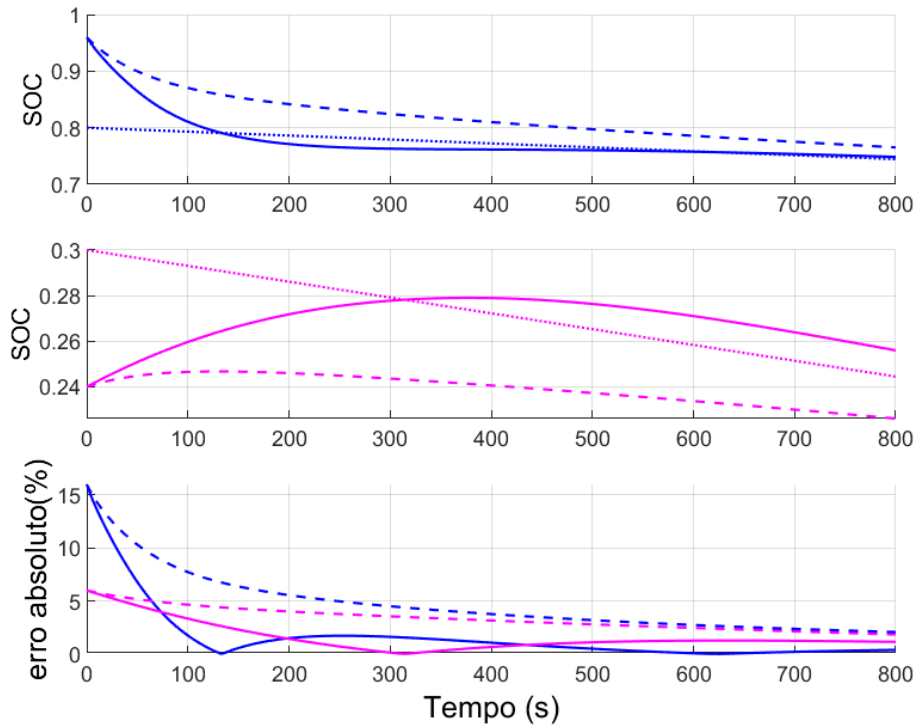


Figura 4.9: Comparação de sintonia do ganho k_1 para o Projeto 1: algoritmo proposto (sólida); ganho k_1 positivo (tracejada); SOC da bateria (pontilhado).

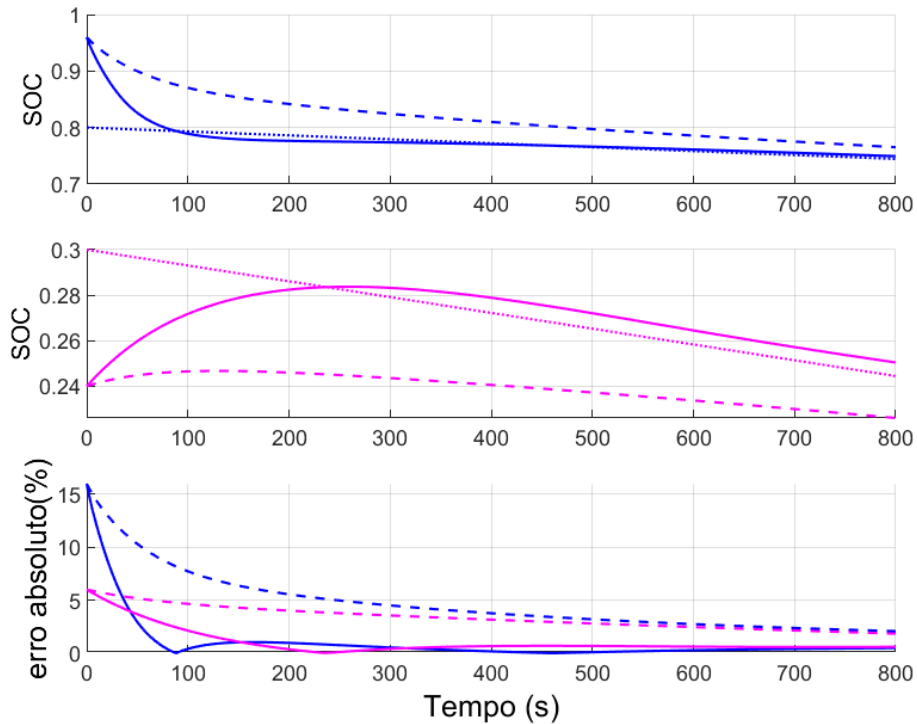


Figura 4.10: Comparação de sintonia do ganho k_1 para o Projeto 2: algoritmo proposto (sólida); ganho k_1 positivo (tracejada); SOC da bateria (pontilhado).

Nota-se também a influência do estado inicial da bateria, os gráficos de curvas azuis (estado inicial de 0.8), tiveram tempos de convergência menores do que quando a bateria estava em estado inicial de 0.3, sendo este comportamento comum para os três projetos.

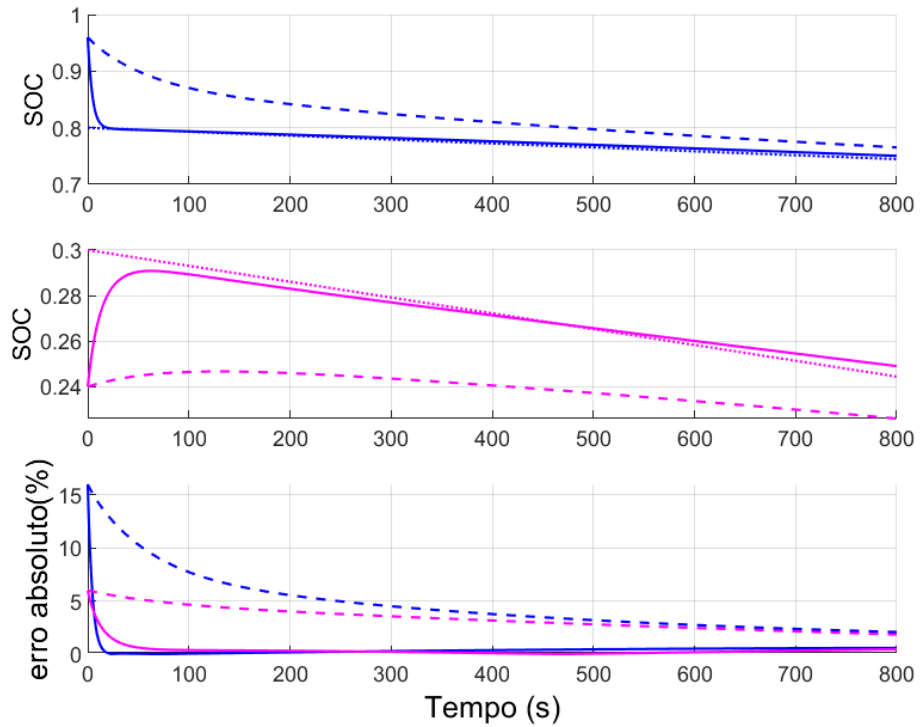


Figura 4.11: Comparação de sintonia do ganho k_1 para o Projeto 3: algoritmo proposto (sólida); ganho k_1 positivo (tracejada); SOC da bateria (pontilhado).

Na Figura 4.11, observa-se que o projeto 3 é o que apresentou menor tempo de convergência para ambos estados iniciais testados. Para estado inicial de 0.8 o tempo de convergência foi de menos de 1 minuto e para estado inicial de 0.3 menos de 2 minutos.

Capítulo 5

Resultados e Discussões

Este capítulo apresenta os resultados principais do trabalho, obtidos a partir do desenvolvimento e avaliação do observador não linear aplicado para a estimação do Estado de Carga (SOC) de uma bateria de segunda vida, frente a diferentes cenários de degradação.

Estes cenários de degradação procuram representar variações do SOH (estado de saúde) ao longo da vida útil da bateria. Foram criados a partir da combinação dos parâmetros que determinam a degradação da bateria, a capacidade C , em Ah , e a resistência interna ôhmica R_0 , em $m\Omega$.

5.1 Metodologia de obtenção dos resultados

O sistema teste para simulação dos resultados segue o esquemático apresentado na Figura 5.1, onde no SIMULINK é adicionado um bloco de teste para configurar um sinal de corrente de descarga/carga. Este consiste em um sinal de entrada comum para o modelo da bateria e para o bloco de estimação com o NLO. A saída $v(t)$ medida pelo modelo da bateria é então usada na estrutura do observador. Os resultados apresentados seguem a comparação entre o SOC da bateria com o modelo da bateria através da contagem de coulomb, como apresentado em 3, e o SOC estimado pelo bloco do NLO.

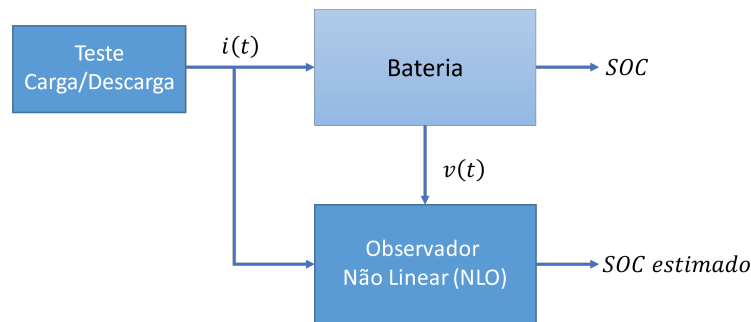


Figura 5.1: Esquema do sistema teste.

Os resultados do desempenho do observador não linear para estimação do estado de carga,

considerando o impacto do SOH da bateria, foram obtidos a partir de simulações baseadas nos seguintes parâmetros ajustáveis:

- Capacidade C : A capacidade da bateria foi ajustada em três níveis, representando diferentes estados de saúde (SOH) das baterias, de forma a caracterizar variações associadas ao seu envelhecimento.
- Resistência Interna R_0 : A resistência interna da bateria, que também varia para simular mudanças no SOH da bateria, foi também ajustada nas simulações em três níveis distintos. A resistência interna afeta a dissipação de energia durante os ciclos de carga e descarga, impactando diretamente as estimativas do SOC.

Para os parâmetros do modelo da bateria inseridos no observador não linear, mantém-se a premissa de que a bateria possui $C = 53 \text{ Ah}$ e $R_0 = 2m\Omega$, ou seja, o projeto do observador considera, em todas as análises, o estado de saúde original, 100% de SOH.

Isso significa que, os valores de C e R_0 foram ajustados somente no modelo de circuito equivalente que simula a bateria em seu estado real, e não no observador. Essa estratégia permite simular diferentes condições de saúde da bateria avaliando o desempenho do observador não linear na estimação do estado de carga em cada condição simulada.

Neste capítulo também são considerados os três projetos desenvolvidos no Capítulo 4, realizados a partir da escolha de diferentes pontos de operação de SOC de projeto, x_{20p} . Este valor é uma das variáveis ajustadas nas simulações, visando avaliar qual projeto pode apresentar melhores resultados de estimação do estado de carga de forma robusta frente às variações do estado de saúde da bateria.

As combinações desses parâmetros definem os casos simulados e são sumarizados na Tabela 5.1.

Tabela 5.1: Parâmetros e suas variações para as simulações realizadas.

Parâmetro	Variação	Descrição
$C[\text{Ah}]$	53, 42, 31.8	Variações da capacidade da bateria para simular diferentes condições de SOH.
$R_0[m\Omega]$	2, 3, 4	Variações da resistência interna para simular diferentes condições de SOH.

Os diferentes projetos testados determinam em qual ponto a curva da bateria é linearizada para a estimação do SOC. Isso implica que, dependendo do projeto, o observador pode ter um desempenho superior em regiões de maior inflexão da curva $OCV(SOC)$. Por outro lado, a análise dos diferentes estados de saúde (SOH) permite identificar qual parâmetro da degradação da bateria exerce maior influência na precisão da estimativa do SOC.

Primeiramente, os projetos do NLO definidos no Capítulo 4, serão apresentados separadamente, demonstrando o desempenho e robustez frente a diferentes estados do SOH. Depois,

será apresentado a comparação entre projetos. E por fim, o projeto com desempenho superior é detalhado em análises apresentando cenários adicionais de operação.

Para avaliar o desempenho de cada projeto foram realizadas simulações considerando o perfil de descarga pulsada como padrão, e para o projeto final escolhido é apresentado também a descarga em corrente constante.

A métrica utilizada para avaliação do desempenho do observador foi o erro absoluto máximo e o erro absoluto médio. Esse erro é definido como a maior diferença entre o SOC estimado pelo observador e o SOC real obtido pelo modelo de circuito equivalente durante a simulação.

As variações nos parâmetros C e R_0 permitiram analisar a sensibilidade do observador a diferentes condições de saúde da bateria. Sendo assim, os resultados apresentados neste capítulo incluem:

- Comparações entre o SOC estimado e o SOC real para diferentes combinações de x_{20p} , C e R_0 .
- Impacto dos perfis de descarga (pulsada e constante) na precisão do observador.
- Avaliação da robustez do observador frente às variações no SOH, quantificada por meio do erro absoluto máximo e médio.

5.2 Influência do Estado de Saúde na estimação do SOC

5.2.1 Projeto 1

As Figuras 5.2, 5.3 e 5.4 apresentam os resultados para o Projeto 1, caracterizado por ter o ponto de operação de projeto em SOC=0.9. Cada figura corresponde aos resultados da simulação para um dos valores da capacidade C da bateria. Também, o gráfico superior mostra a evolução do SOC para os diferentes valores de R_0 , $2m\Omega$, $3m\Omega$ e $4m\Omega$. O SOC da bateria é também apresentado para fins de comparação com o SOC estimado pelo NLO em cada condição simulada. Os gráficos inferiores mostram o erro percentual, também para os três valores estudados da resistência interna da bateria R_0 .

Observando a Figura 5.2, nota-se que as curvas do SOC estimado com o NLO seguem de perto o SOC real da bateria. Pequenas variações entre as curvas indicam que o observador é afetado pelo valor de R_0 , principalmente em torno do ponto de SOC da bateria de 0.4. Nesse ponto, é onde percebe-se o aumento significativo do erro absoluto com o aumento de R_0 , chegando em 11.1% de erro máximo, conforme a Tabela 5.2. O erro também é maior nos pontos de transição entre o repouso da bateria e o pulso de descarga.

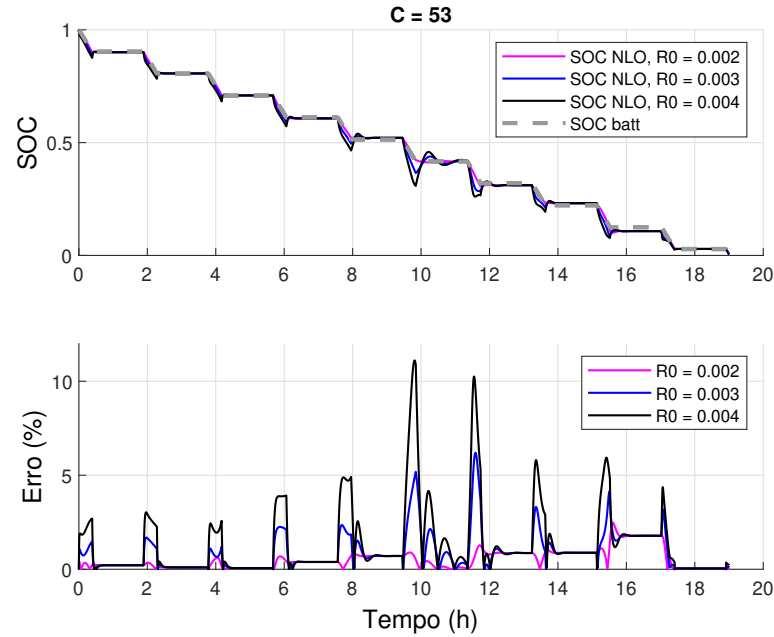


Figura 5.2: Comportamento da estimativa de SOC utilizando NLO para diferentes valores de resistência interna (R_0), capacidade $C = 53Ah$, para o Projeto 1.

A capacidade da bateria influencia diretamente na quantidade de energia que ela pode entregar, com a degradação esse valor diminui, diminuindo também o tempo final de uma descarga completa. O comportamento do observador apresentado nas Figuras 5.3 e 5.4, mostra que independente da capacidade e por mais que o tempo de descarga diminua, o comportamento do erro percentual permanece o mesmo, também demonstrando o erro percentual máximo em torno do ponto 0.4 de SOC.

Os valores de erro máximo e médio obtidos para todos os casos simulados com o Projeto 1 são sumarizados na Tabela 5.2. O aumento de R_0 de 2 m Ω para 4 m Ω gera um aumento significativo no erro máximo e médio do SOC, independentemente da capacidade (C), conforme Tabela 5.2. Esse aumento de erro está associado a maior dissipação interna de energia e ao desvio de comportamento entre o modelo utilizado pelo NLO e o comportamento real da bateria.

Tabela 5.2: Erros da estimativa de SOC do Projeto 1.

x_{20p}	$C(Ah)$	$R_0(m\Omega)$	Erro SOC Máx. (%)	Erro SOC Médio (%)
0.9	53	2	2.48	0.52
	53	3	6.20	1.34
	53	4	11.11	2.29
	42	2	2.05	0.58
	42	3	5.96	1.29
	42	4	11.29	2.31
	31.8	2	3.34	0.65
	31.8	3	6.22	1.30
	31.8	4	11.00	2.24

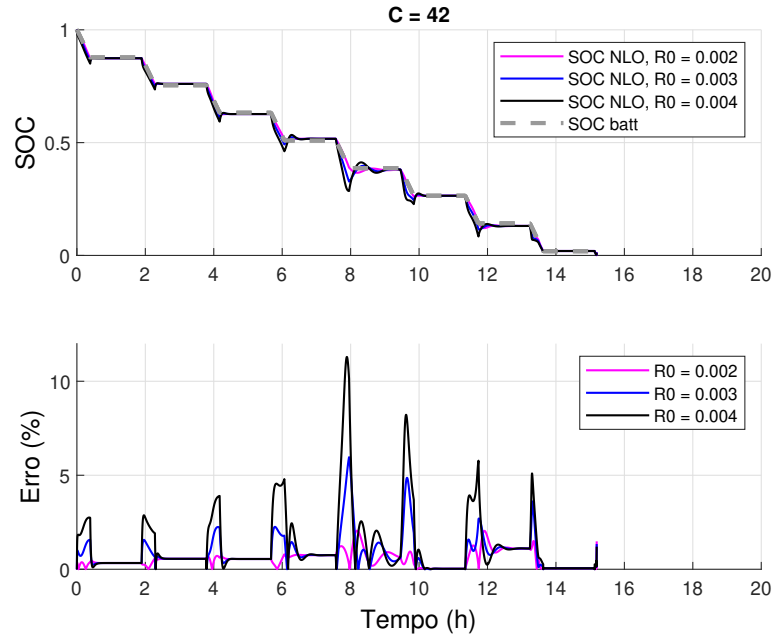


Figura 5.3: Comportamento da estimativa de SOC utilizando NLO para diferentes valores de resistência interna (R_0), capacidade $C = 42Ah$, para o Projeto 1.

5.2.2 Projeto 2

As Figuras 5.5, 5.6 e 5.7, apresentam os resultados de simulação do desempenho da estimação do SOC frente a variações de SOH, para o Projeto 2, caracterizado pela escolha do ponto de projeto $x_{20p} = 0.6$ para a sintonia dos ganhos do NLO. Os resultados são apresentados no mesmo formato e para as mesmas condições já testadas para o Projeto 1.

As mesmas análises derivadas dos resultados com o Projeto 1, valem, de forma similar, para o Projeto 2, de uma forma geral. Há o aumento gradativo do erro de estimação do SOC com o aumento da resistência interna R_0 , o qual vale para todos os casos de capacidade analisados. Novamente o erro na estimação do SOC é máximo na região em que o SOC da bateria é próximo de 0.4, alcançando cerca de 10% no pior caso.

A Tabela 5.3 apresenta os valores numéricos do erro máximo e médio obtidos com o Projeto 2 do NLO, para todos os valores de capacidade de resistência interna da bateria testados. Como pode-se perceber, o erro absoluto máximo se encontra na configuração da bateria com $C = 42Ah$ e $R_0 = 4m\Omega$, correspondendo ao maior valor de resistência interna, alcançando 10.526%.

Vale destacar que, o erro máximo na estimação do SOC da bateria com maior degradação diminuiu cerca de 1% comparando os resultados do Projeto 1 para esse caso do Projeto 2, conforme Tabela 5.3.

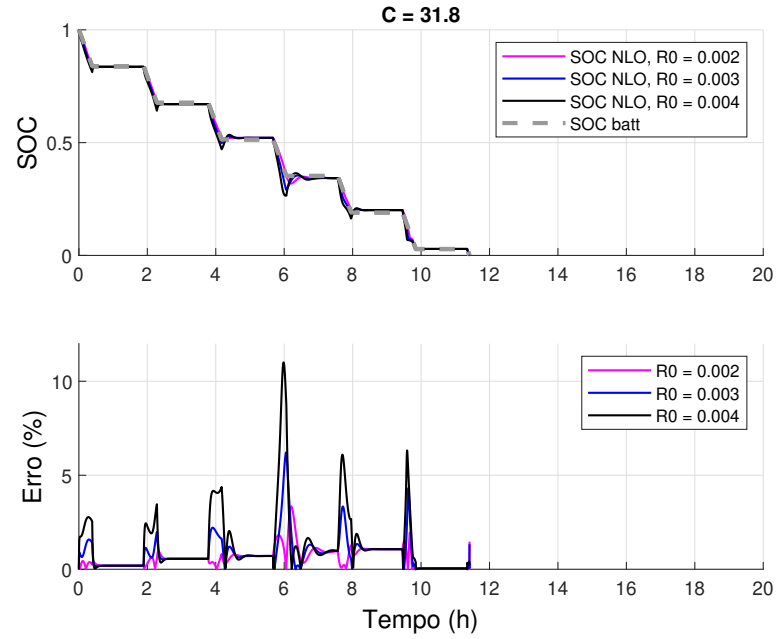


Figura 5.4: Comportamento da estimativa de SOC utilizando NLO para diferentes valores de resistência interna (R_0), capacidade $C = 31.8Ah$, para o Projeto 1.

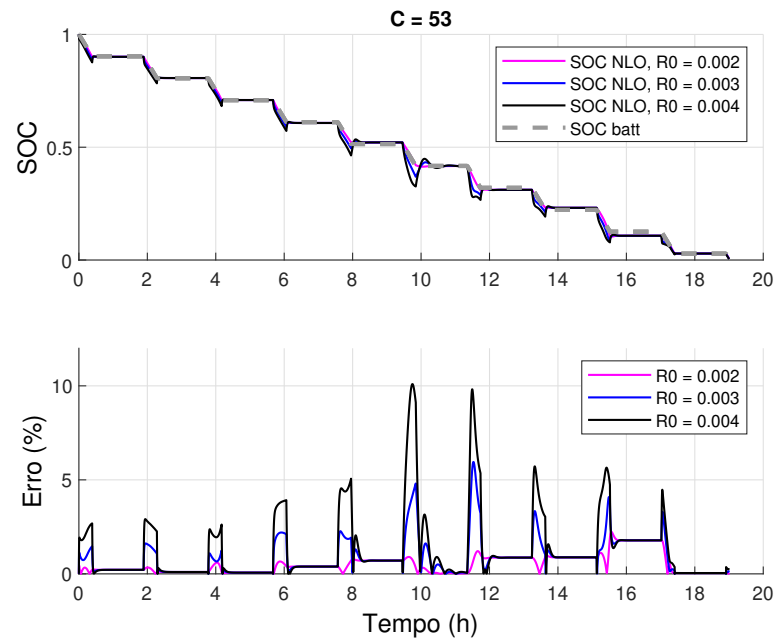


Figura 5.5: Comportamento da estimativa de SOC utilizando NLO para diferentes valores de resistência interna (R_0), capacidade $C = 53Ah$, para o Projeto 2.

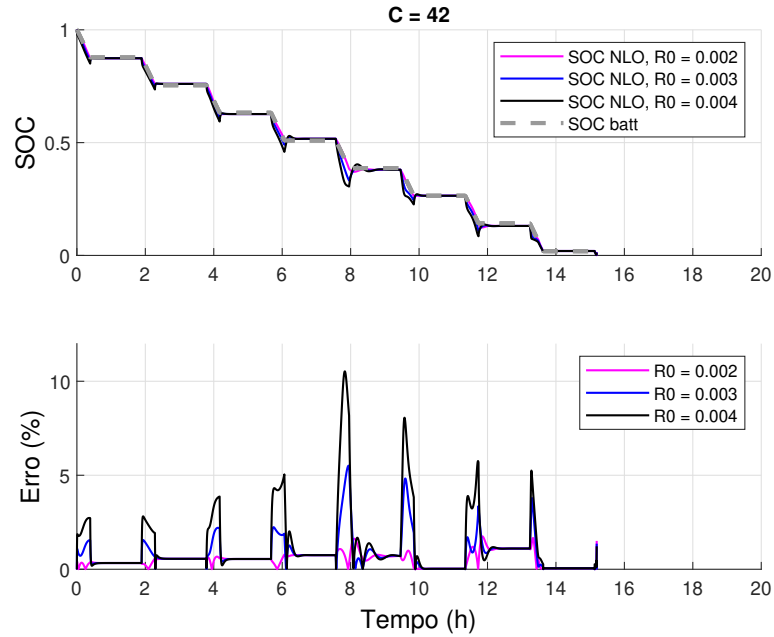


Figura 5.6: Comportamento da estimativa de SOC utilizando NLO para diferentes valores de resistência interna (R_0), capacidade $C = 42Ah$, para o Projeto 2.

O comportamento do observador apresentado nas Figuras 5.6 e 5.7, também demonstra que independente da capacidade e por mais que o tempo de descarga diminua, o comportamento do erro percentual permanece o mesmo, ou seja, a estimação do SOC pelo NLO se mostra robusta às variações da capacidade da bateria.

Para o Projeto 2, percebe-se que o SOC estimado pelo NLO, em torno do SOC de 0.4, mostra um comportamento subamortecido na acomodação após o pulso de descarga. Nas Figuras 5.5, 5.6 e 5.7, esse comportamento é percebido em torno de 10h, 8h e 6h de descarga, respectivamente.

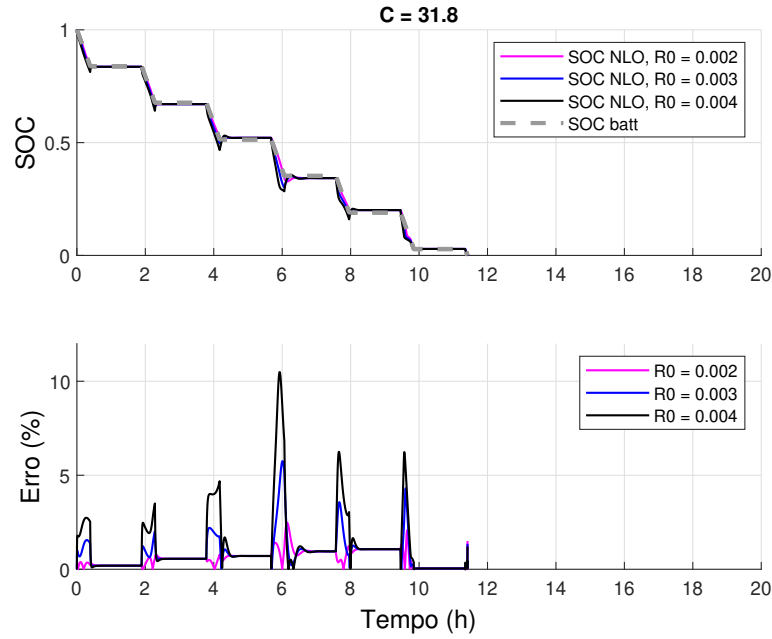


Figura 5.7: Comportamento da estimativa de SOC utilizando NLO para diferentes valores de resistência interna (R_0), capacidade $C = 31.8Ah$, para o Projeto 2.

Tabela 5.3: Erros da estimativa de SOC do Projeto 2.

x_{20p}	$C(Ah)$	$R_0(m\Omega)$	Erro SOC Máx. (%)	Erro SOC Médio (%)
0.6	53	2	2.23	0.52
	53	3	5.95	1.31
	53	4	10.09	2.33
	42	2	1.75	0.54
	42	3	5.51	1.28
	42	4	10.53	2.34
	31.8	2	2.48	0.61
	31.8	3	5.75	1.28
	31.8	4	10.49	2.31

5.2.3 Projeto 3

Por fim, as Figuras 5.8, 5.9 e 5.10 apresentam os resultados de simulação do desempenho da estimação do SOC frente a variações de SOH, para o Projeto 3, para o qual o ponto de operação do projeto do NLO foi de $x_{20p} = 0.4$. Novamente os resultados são apresentados na mesma forma, cada figura apresentando o comportamento para um valor de capacidade da bateria e, cada gráfico, apresentando os resultados para todos os valores de resistência interna estudados.

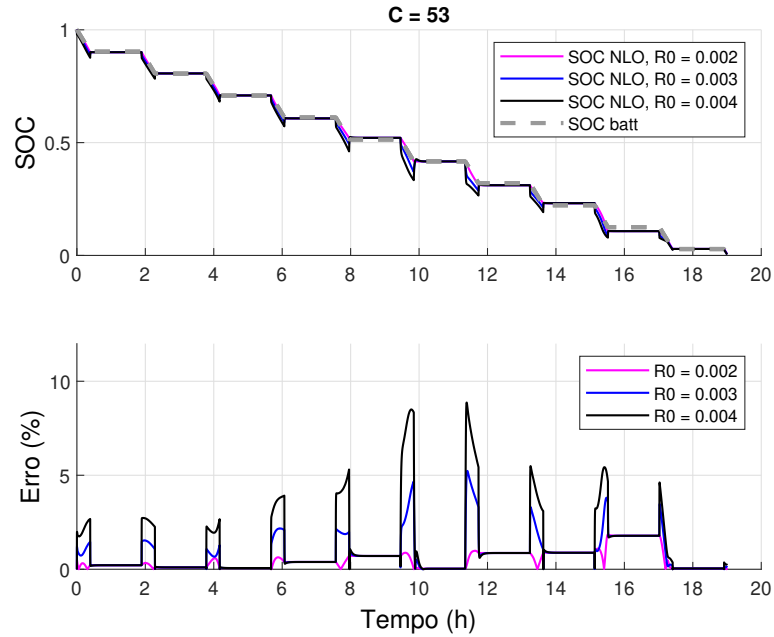


Figura 5.8: Comportamento da estimativa de SOC utilizando NLO para diferentes valores de resistência interna (R_0), capacidade $C = 53Ah$, para o Projeto 3.

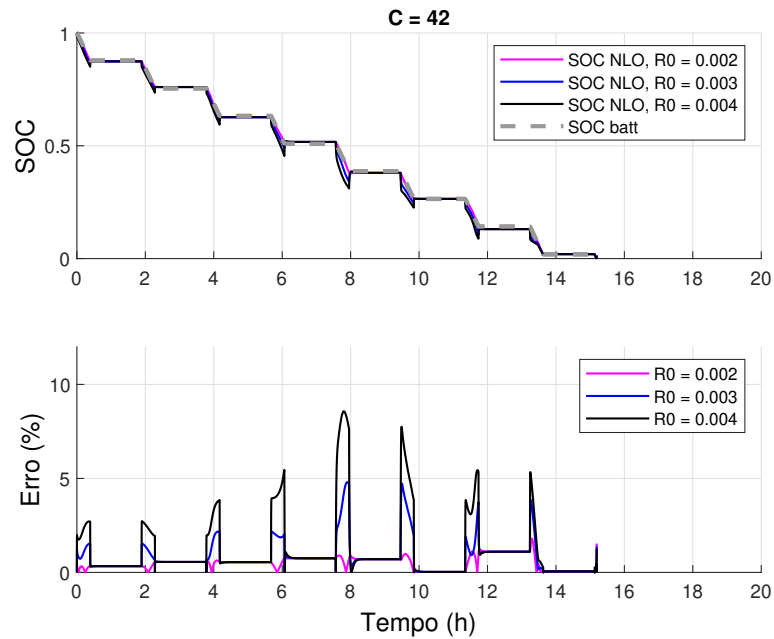


Figura 5.9: Comportamento da estimativa de SOC utilizando NLO para diferentes valores de resistência interna (R_0), capacidade $C = 42Ah$, para o Projeto 3.

O comportamento geral segue ainda similar aos resultados obtidos com os Projetos 1 e 2, tendo o crescimento do erro percentual com o aumento da resistência interna R_0 e o erro máximo ocorrendo na faixa em que o SOC é próximo de 0.4. Novamente se observa pouca influência da variação da capacidade da bateria na estimação do estado de carga pelo NLO.

Para o Projeto 3, as estimativas do estado de carga se mostraram mais precisas. A Tabela

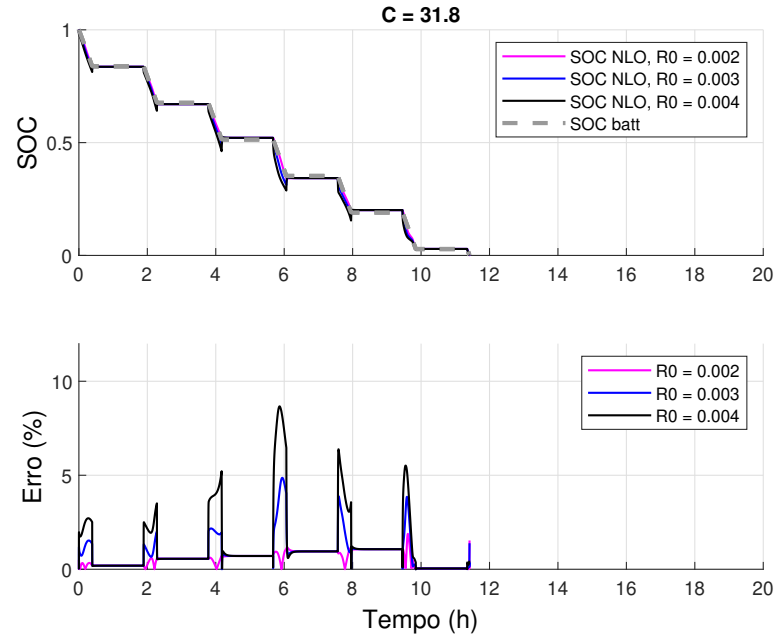


Figura 5.10: Comportamento da estimativa de SOC utilizando NLO para diferentes valores de resistência interna (R_0), capacidade $C = 31.8Ah$, para o Projeto 3.

5.4 mostra o erro máximo e médio para todos os valores testados de capacidade e resistência interna da bateria, obtidos com o Projeto 3. Pode-se perceber que agora o erro absoluto máximo é de 8.868%, ou seja, 2.424 % menor que o obtido com o Projeto 1.

Também, considerando somente a variação da capacidade da bateria, mantendo a resistência interna no valor de 100% de SOH, ou seja, para $R_0 = 2m\Omega$, o Projeto 3 apresentou o menor erro, de 1.798%.

Observa-se também que para o projeto 3 na Figura 5.10, que o comportamento do SOC estimado pelo NLO, em torno do ponto SOC de 0.4, é diferente dos demais projetos, a variação do sinal é totalmente atenuada, fazendo com que o tempo de convergência seja mais rápido.

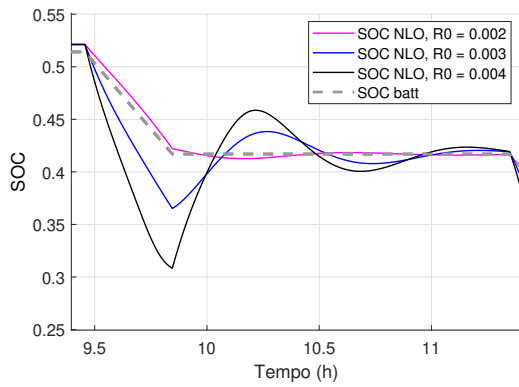
Tabela 5.4: Erros da estimativa de SOC do Projeto 3.

x_{20p}	$C(Ah)$	$R_0(m\Omega)$	Erro SOC Máx. (%)	Erro SOC Médio (%)
0.4	53	2	1.85	0.51
	53	3	5.23	1.30
	53	4	8.87	2.27
	42	2	1.80	0.51
	42	3	4.80	1.27
	42	4	8.57	2.27
	31.8	2	1.88	0.55
	31.8	3	4.86	1.28
	31.8	4	8.66	2.21

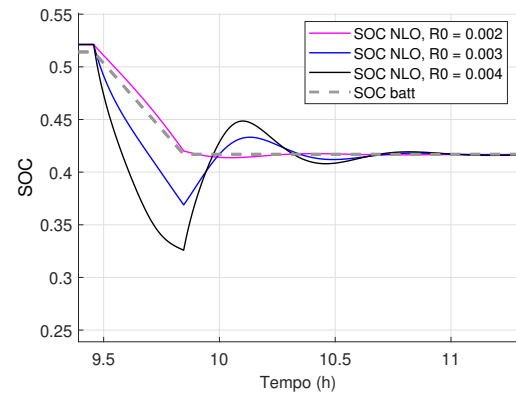
5.2.4 Comparação entre projetos

A Figura 5.11 mostra um zoom do comportamento do SOC estimado pelo NLO em torno do ponto de operação da bateria de $SOC=0.4$ durante a descarga. Cada zoom foi feito sobre os resultados de cada projeto, considerando a capacidade de $53Ah$. Cada curva apresentada nos gráficos corresponde a um valor de R_0 , e cada subfigura é respectiva a um projeto.

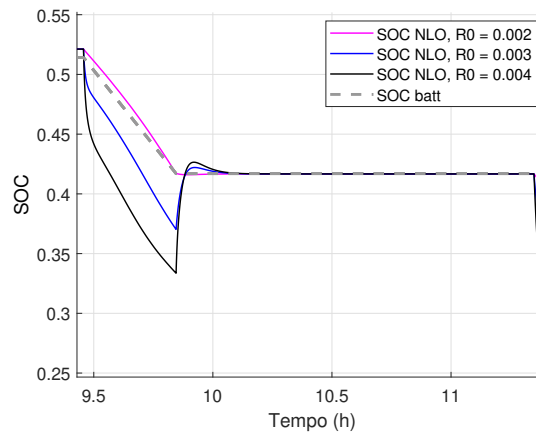
Como pode-se perceber, o pior caso corresponde ao valor máximo da resistência interna da bateria. Para o Projeto 1, com a degradação da bateria (aumento de R_0), o tempo de convergência para o SOC da bateria em repouso, chega a um pouco mais de 1h, para o Projeto 2 chega a aproximadamente 30 minutos, já para o Projeto 3 este valor cai para aproximadamente 3 minutos.



(a) Projeto 1.



(b) Projeto 2.



(c) Projeto 3.

Figura 5.11: Comportamento da estimativa de SOC em torno do ponto de operação $SOC = 0.4$ para diferentes projetos do NLO.

Observa-se que a resistência interna R_0 tem um impacto significativo nos erros da estimação. À medida que R_0 aumenta, tanto o erro máximo quanto o erro médio de SOC crescem substancialmente. Por exemplo, para o Projeto 1 e $C = 53Ah$, o erro máximo de SOC passa

de 2.477% para 11.106% quando R_0 varia de 2 m Ω para 4 m Ω , uma diferença de 8.629%. No Projeto 2, essa diferença cai para 7.859% e no Projeto 3, ela se torna 7.020%, indicando que a resistência interna é um fator crítico na estimativa do SOC da bateria.

Além disso, a capacidade da bateria C também influencia os erros de estimação. Para um mesmo Projeto e para uma mesma condição de resistência interna R_0 , observa-se que, em geral, a redução da capacidade tende a aumentar o erro máximo de SOC. No entanto, esse efeito não é uniforme para todos os cenários.

Para $R_0 = 2$ m Ω , a relação entre a capacidade e o erro máximo de SOC varia conforme o projeto. No Projeto 1, o erro cresce de 2.477% para 3.343% à medida que C diminui de 53 Ah para 31.8 Ah. No Projeto 2, essa variação é menor, indo de 2.235% para 2.480%, enquanto no Projeto 3 o erro aumenta de 1.848% para 1.883%. Essas diferenças indicam que a influência da capacidade é bem menos significativa do que a da resistência interna R_0 .

Além disso, essa tendência de aumento do erro com a redução da capacidade não ocorre de maneira linear em todos os casos. Por exemplo, no Projeto 3, para $R_0 = 3$ m Ω , o erro máximo de SOC não segue um padrão crescente: para $C = 53$ Ah, o erro é de 5.231%; para $C = 42$ Ah, diminui para 4.805%, e para $C = 31.8$ Ah, volta a subir levemente para 4.863%. Esse comportamento sugere que a influência da variação da capacidade sobre a estimação do SOC não é monótona, tornando a relação entre esses parâmetros mais complexa do que uma simples dependência linear.

Considerando o tempo de convergência e a precisão da estimação, observou-se que o Projeto 3 apresentou a melhor capacidade de robustez frente às variações do SOH, apresentando menores variações de desempenho da estimação do SOC em todos os casos simulados que representam a degradação da bateria ao longo de sua vida útil. No Projeto 3, a sintonia dos ganhos foi realizada em $x_{20p} = 0.4$, ponto de operação, no qual w_{1p} é mínimo, mostrando consistência com o discutido na Seção 4.3.3. A melhor robustez do Projeto 3 é coerente, uma vez que o SOC de 0.4 representa a região mais crítica da bateria, devido à inflexão nas curvas de Tensão $\times$ SOC. Dessa forma, utilizar pontos de projeto próximos a essas regiões críticas melhora significativamente o desempenho do observador, garantindo maior precisão e menor tempo de convergência na estimação do SOC.

5.2.5 Análises adicionais para o Projeto escolhido

Conforme discutido na seção anterior, o Projeto 3 apresentou o melhor desempenho tanto em termos de tempo de convergência quanto de precisão, mostrando robustez frente ao impacto da degradação da bateria.

Diante disso, esta seção também analisa o comportamento do NLO em um cenário distinto de operação: uma descarga em corrente constante para o Projeto 3, conforme ilustrado

na Figura 5.12. Nos gráficos superiores, a curva tracejada em cinza representa o SOC real da bateria durante a descarga constante, enquanto as curvas coloridas contínuas correspondem a diferentes valores de R_0 . Além disso, cada subfigura apresenta os resultados para um valor específico de capacidade da bateria.

Observa-se que os erros máximos de estimação ocorrem de forma consistente em torno do ponto de operação com SOC de 0.4. Esse comportamento é consistente com os resultados anteriores e reflete que, nesse ponto, a derivada da curva OCV(SOC) é mínima, e valores de SOC abaixo desse ponto tendem a ser mais influenciados pelo aumento da resistência interna.

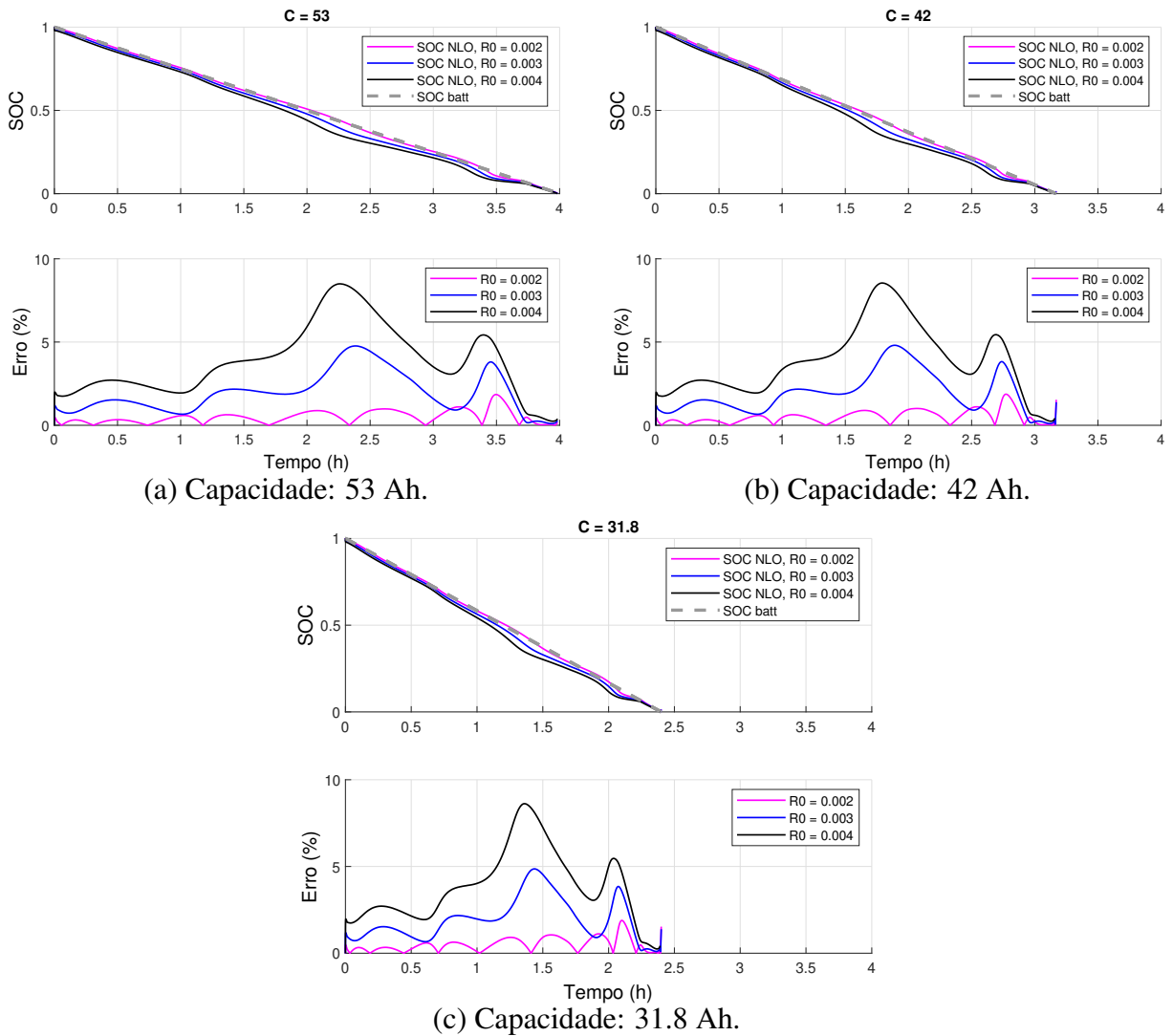


Figura 5.12: Comportamento da estimativa de SOC utilizando NLO para diferentes valores de capacidade (C), considerando o Projeto 3 e para um perfil de corrente constante.

A Figura 5.13 apresenta a relação entre o erro máximo de estimação do SOC e a resistência interna para diferentes capacidades da bateria. Ela é composta por dois gráficos, a Figura 5.13a, com resultados do teste de pulsos de descarga e a Figura 5.13b, com resultados do teste de descarga em corrente constante. O comportamento evidencia que o erro aumenta com R_0 e

é independente da capacidade da bateria, para o Projeto 3.

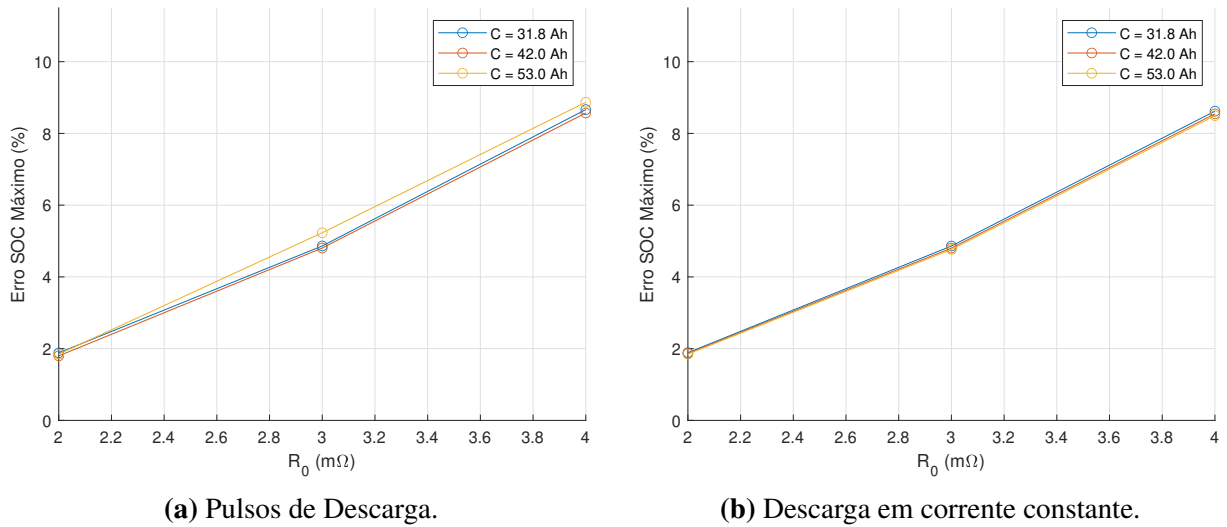


Figura 5.13: Erro SOC Máximo em função da resistência interna R_0 para diferentes capacidades da bateria.

Do ponto de vista prático é importante analisar o comportamento do NLO para estimativa durante a fase inicial da segunda vida da bateria. Para isso, é importante reiterar que as baterias advindas de VE's passam por uma fase de classificação no qual é medida a capacidade atual das células que irão para o *pack* de segundo uso. A partir dessas medições o estado de saúde dessas baterias deve estar atualizado no BMS. Com isso, para o NLO o estado de saúde inicial das células será o atual, considerando como se a bateria não estivesse degradado ainda com o segundo uso.

Logo, a Figura 5.14 mostra a estimativa do SOC para o caso 100% de SOH, onde cada subfigura é respectiva a um tipo de descarga da bateria: Figura 5.14a pulsos de descarga e a Figura 5.14b mostra descarga em corrente constante. Nos dois casos percebe-se que o erro máximo não passa de 2%, considerando o início da segunda vida da bateria.

A Figura 5.15 apresenta as curvas de tensão também para o caso 100% de SOH, onde cada subfigura é respectiva a um tipo de descarga da bateria: Figura 5.15a pulsos de descarga e a Figura 5.15b mostra descarga em corrente constante. A operação começa com um erro de aproximadamente 0.01 V, porém ao longo da descarga o erro máximo cai para 0.002 V.

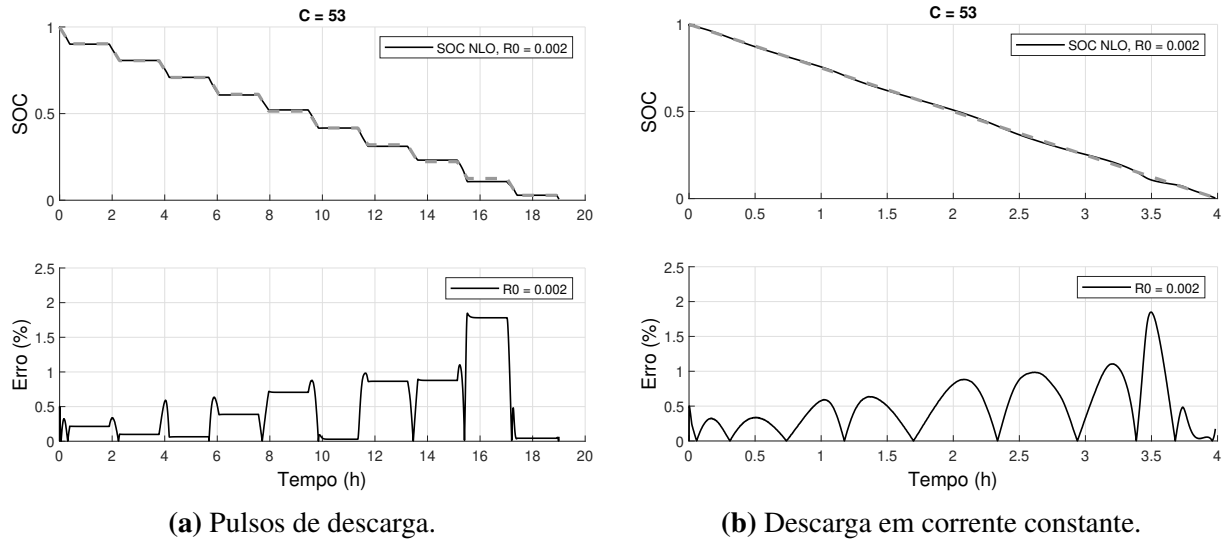


Figura 5.14: Estimativa do SOC por NLO para o Projeto 3 e uma bateria em Estado de Saúde inicial (sem degradação).

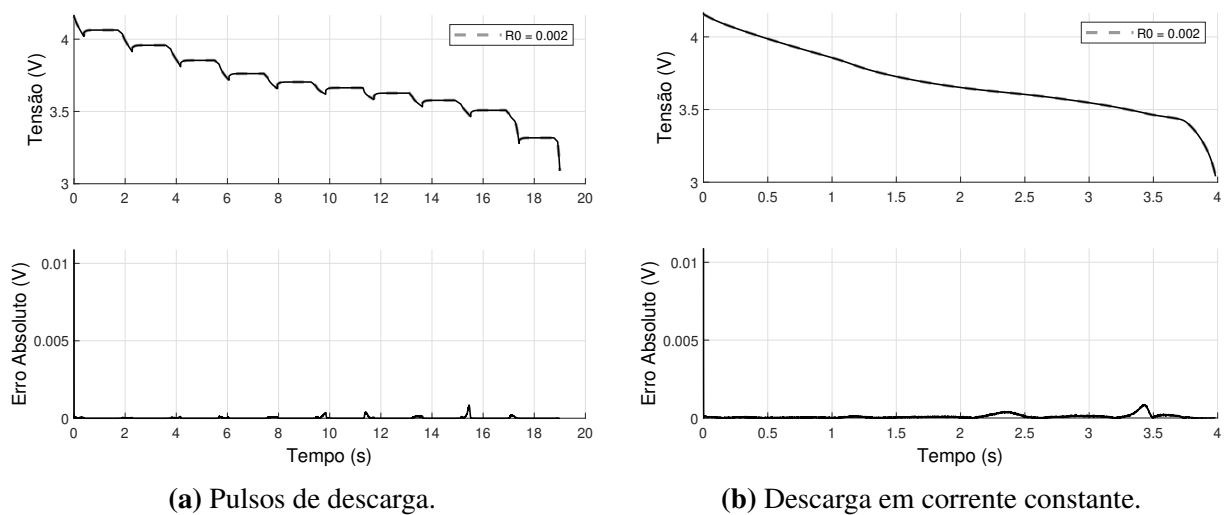


Figura 5.15: Estimativa da tensão por NLO para o Projeto 3 e uma bateria em Estado de Saúde inicial (sem degradação).

Sendo assim, nessa condição de saúde inicial, o NLO proposto (Projeto 3) apresenta um erro máximo de 1.85%. Quando comparado com outros trabalhos, método proposto se mostrou com uma melhor estimativa, como colocado na Tabela 5.5.

Tabela 5.5: Comparação de erros entre o NLO proposto com outros trabalhos.

Método	Erro SOC Máximo (%)
NLO proposto	1.85
NLO (Xia et al., 2014)	2.89
NLO Discreto (Li et al., 2017)	2.98

Capítulo 6

Conclusão

Neste trabalho, foi desenvolvido um modelo de circuito elétrico equivalente de uma bateria de lítio de segunda vida de um par RC, com o objetivo de representar de forma precisa os principais fenômenos que afetam o comportamento da bateria. Esse modelo apresentou erro absoluto médio abaixo de 2%, tendo apenas aumentado durante baixos níveis de tensão, no qual teve um erro máximo percentual de aproximadamente 11.5%. Isso significa que o modelo de 1 par RC pode ser utilizado em BMSs a fim de diminuir a complexidade de implementação e ainda assim manter o nível de precisão.

A partir disso, foi proposta uma metodologia sistemática para a estimativa do SOC da bateria, utilizando o observador não linear. A técnica de sintonia dos ganhos do observador não linear para estimação do estado de carga de baterias foi baseada na análise da aproximação linear do sistema e com suporte do lugar das raízes. O emprego de k_1 com valor negativo mostrou-se efetivo na redução do tempo para a convergência do erro de estimação, frente ao uso de k_1 positivo. A garantia de estabilidade local foi mantida pela escolha dos parâmetros de projetos, mesmo em situações extremas, como com 100% de erro de inicialização. Os projetos também mostraram rápida convergência para o ponto real, mesmo em diferentes valores do estado inicial da bateria. Analisando os tempos de convergência, independente do estado SOC inicial da bateria, o Projeto 3, teve o menor tempo, geralmente abaixo de 1 minuto.

Através de resultados de análises com influência do SOH, foi possível observar que R_0 é um fator de alto impacto na estimativa do SOC com NLO. A degradação da bateria, que tem como consequência o aumento da resistência interna, gerou um aumento de mais de 7% entre um valor de R_0 e outro, enquanto que a degradação por capacidade não apresentou impacto significativo sob a estimação.

De uma forma geral, o Projeto 3, caracterizado por ter o ponto de operação de projeto em 0.4 de SOC, é o projeto final proposto, pois para o início da segunda vida da vida teve um erro máximo de 1.8% para a operação com pulsos de descarga e 1.85% para a descarga constante, e que foi comprovado o menor erro frente a outros trabalhos que utilizaram o NLO sem uma metodologia sistemática de escolha dos ganhos.

Uma solução para reduzir o impacto de R_0 na estimativa do NLO seria implementar no Sistema de Gerenciamento de Bateria (BMS) uma função capaz de detectar um pulso de

descarga a uma taxa aproximada de $C/4$, seguido de um período de repouso. Dessa forma, seria possível atualizar periodicamente o valor de R_0 , mantendo a precisão do observador sempre abaixo de 2%.

6.1 Sugestões de trabalhos futuros

Para dar continuidade a este trabalho, seria inovador investir no desenvolvimento de um BMS piloto, com a implementação da estimativa de SOC baseada no projeto proposto. Integrar o método em hardware permitiria avaliar sua performance em um cenário real de operação, em vez de apenas em simulações, proporcionando uma visão mais abrangente sobre a aplicação prática do método.

Outro aspecto a ser explorado é o aprimoramento do modelo da bateria, aumentando o número de pares RC, gerando funções para os parâmetros que variam conforme o SOC, realizar experimentos para validar o modelo em diferentes taxas de descarga, além de estendê-lo para a validação durante o carregamento das baterias de segunda vida.

Referências Bibliográficas

- Berrueta, J., Berrueta, A., Soto, A., Sanchis, P. & Ursaa, A. (2021). Particularised kalman filter for the state-of-charge estimation of second-life lithium-ion batteries and experimental validation, *2021 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2021 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC / ICPS Europe)*, IEEE, pp. 1–6.
URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9584520/> Citado na página 15.
- Börner, M. F., Frieges, M. H., Späth, B., Spütz, K., Heimes, H. H., Sauer, D. U. & Li, W. (2022). Challenges of second-life concepts for retired electric vehicle batteries, *Cell Reports Physical Science* p. 101095.
URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2666386422003976> Citado 3 vezes nas páginas 14, 15 e 23.
- Chen, C.-T. (1984). *Linear system theory and design*, Saunders college publishing. Citado 2 vezes nas páginas 47 e 48.
- Darwish, M., Ioannou, S., Janbey, A., Amreiz, H. & Marouchos, C. C. (2021). Review of battery management systems, *International Conference on Electrical, Computer, Communications and Mechatronics Engineering, ICECCME 2021*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. Citado na página 30.
- Diouf, B. & Pode, R. (2015). Potential of lithium-ion batteries in renewable energy, *Renewable Energy* **76**: 375–380.
URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0960148114007885> Citado na página 14.
- Faraji-Niri, M., Rashid, M., Sansom, J., Sheikh, M., Widanage, D. & Marco, J. (2023). Accelerated state of health estimation of second life lithium-ion batteries via electrochemical impedance spectroscopy tests and machine learning techniques, *Journal of Energy Storage* **58**: 106295.
URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2352152X22022848> Citado na página 14.
- Fonseca, J. M., Kulothungan, G. S., Raj, K. & Rajashekara, K. (2020). A novel state of charge dependent equivalent circuit model parameter offline estimation for lithium-ion batteries in grid energy storage applications, *2020 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting, IAS 2020*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. Citado na página 24.
- Gabbar, H. A., Othman, A. M. & Abdussami, M. R. (2021). Review of battery management systems (bms) development and industrial standards, *Technologies* **9**. Citado na página 30.
- Hu, X., Deng, X., Wang, F., Deng, Z., Lin, X., Teodorescu, R. & Pecht, M. G. (2022). A review of second-life lithium-ion batteries for stationary energy storage applications, *Proceedings of the IEEE*, Vol. 110, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., pp. 735–753.

Citado 3 vezes nas páginas 14, 22 e 23.

Imad Idelah, Principal Applications Engineer, I. P. (2020). Li-ion vs. other chemistries. Junho, 2020.

URL: <https://news.inventuspower.com/blog/li-ion-vs.-other-chemistries> Citado 2 vezes nas páginas 19 e 20.

Johansson, A. & Medvedev, A. (2003). An observer for systems with nonlinear output map, *Automatica* **39**: 909–918. Citado 3 vezes nas páginas 48, 49 e 50.

Li, W., Liang, L., Liu, W. & Wu, X. (2017). State of charge estimation of lithium-ion batteries using a discrete-time nonlinear observer, *IEEE Transactions on Industrial Electronics* **64**: 8557–8565. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 78.

Locorotondo, E., Cultrera, V., Pugi, L., Berzi, L., Pasquali, M., Andrenacci, N., Lutzemberger, G. & Pierini, M. (2020). Electrical lithium battery performance model for second life applications, *2020 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2020 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC / ICPS Europe)*, IEEE, pp. 1–6.

URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9160496/> Citado na página 16.

Montoya-Bedoya, S., Sabogal-Moncada, L. A., Garcia-Tamayo, E. & Martínez-Tejada, H. V. (2020). *A Circular Economy of Electrochemical Energy Storage Systems: Critical Review of SOH/RUL Estimation Methods for Second-Life Batteries*, IntechOpen. Citado 5 vezes nas páginas 14, 23, 31, 34 e 35.

Mota, A. C., Rospirski, A., Busti, N. D., Jahn, T., Tavares, A. T., Zatt, G. & Reginatto, R. (2023). EstimaÇÃO do estado de carga de baterias de Íons de Lítio para aplicação em segunda vida baseado em observadores não lineares, XIX ERIAC. Citado na página 46.

Ogata, K. (2020). Modern control engineering. Citado na página 55.

Plett, G. (2015a). *Battery Management Systems, Volume I: Battery Modeling*, Artech House power engineering series, Artech House.

URL: <https://books.google.com.br/books?id=suLRCgAAQBAJ> Citado 9 vezes nas páginas 14, 20, 21, 24, 25, 26, 27, 29 e 38.

Plett, G. (2015b). *Battery Management Systems, Volume II: Equivalent-Circuit Methods*, Artech House power engineering and power electronics, Artech House.

URL: <https://books.google.com.br/books?id=IkSPCwAAQBAJ> Citado 2 vezes nas páginas 31 e 32.

Plett, G. L. (2004). Extended kalman filtering for battery management systems of lipb-based hev battery packs, *Journal of Power Sources* **134**: 277–292.

URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378775304003611> Citado na página 15.

Plett, G. L. (2006). Sigma-point kalman filtering for battery management systems of lipb-based hev battery packs, *Journal of Power Sources* **161**: 1369–1384.

URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378775306011438> Citado na página 15.

Rivera-Barrera, J. P., Muñoz-Galeano, N. & Sarmiento-Maldonado, H. O. (2017). Soc estimation for lithium-ion batteries: Review and future challenges. Citado na página 15.

Shahjalal, M., Roy, P. K., Shams, T., Fly, A., Chowdhury, J. I., Ahmed, M. R. & Liu, K.

- (2022). A review on second-life of li-ion batteries: prospects, challenges, and issues, *Energy* **241**: 122881. Citado na página 14.
- Shrivastava, P., Naidu, P. A., Sharma, S., Panigrahi, B. K. & Garg, A. (2023). Review on technological advancement of lithium-ion battery states estimation methods for electric vehicle applications, *Journal of Energy Storage* **64**: 107159.
URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2352152X2300556X> Citado na página 34.
- Tian, Y., Li, D., Tian, J. & Xia, B. (2016). A comparative study of state-of-charge estimation algorithms for lithium-ion batteries in wireless charging electric vehicles, *IEEE PELS Workshop on Emerging Technologies: Wireless Power, WoW 2016*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., pp. 186–190. Citado na página 15.
- Xia, B., Chen, C., Tian, Y., Sun, W., Xu, Z. & Zheng, W. (2014). A novel method for state of charge estimation of lithium-ion batteries using a nonlinear observer, *Journal of Power Sources* **270**: 359–366. Citado 10 vezes nas páginas 16, 33, 46, 48, 49, 50, 52, 57, 61 e 78.
- Zhang, R., Xia, B., Li, B., Cao, L., Lai, Y., Zheng, W., Wang, H. & Wang, W. (2018). State of the art of lithium-ion battery soc estimation for electrical vehicles, *Energies* **11**. Citado 2 vezes nas páginas 32 e 33.
- Zou, Z., Xu, J., Mi, C., Cao, B. & Chen, Z. (2014). Evaluation of model based state of charge estimation methods for lithium-ion batteries, *Energies* **7**: 5065–5082. Citado na página 15.