UNIVERSIDADE ESTADUAL DO OESTE DO PARANÁ
CAMPUS DE FOZ DO IGUAÇU
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA E COMPUTAÇÃO

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

IDENTIFICAÇÃO DE PARÂMETROS PARA UM MODELO DE CIRCUITO ELÉTRICO PARA BATERIA DE SEGUNDO USO

ANDERSON DE CAMARGO BORTOLUZZI

FOZ DO IGUAÇU
2025

Anderson de Camargo Bortoluzzi

Identificação de Parâmetros para um Modelo de Circuito Elétrico para Bateria de Segundo Uso

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

Orientador: Dr. Diogo Marujo
Coorientador: Dr. Adriano Batista de Almeida

Foz do Iguaçu
2025

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

Camargo Bortoluzzi, Anderson de
   Identificação de Parâmetros para um Modelo de Circuito Elétrico para Bateria de Segundo Uso / Anderson de Camargo Bortoluzzi; orientador Diogo Marujo; coorientador Adriano Batista de Almeida. -- 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. Bateria de Segundo Uso. 2. Modelo de Circuito Elétrico Equivalente. 3. Identificação de Sistemas. I. Marujo, Diogo, orient. II. Almeida, Adriano Batista de, coorient. III. Título.

Identificação de Parâmetros para um Modelo de Circuito Elétrico para Bateria de Segundo Uso

Anderson de Camargo Bortoluzzi

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. **Diogo Marujo** - (Orientador)
Universidade Estadual do Oeste do Paraná – UNIOESTE
Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR

Prof. Dr. **Edgar Manuel Carreño Franco**
Universidade Estadual do Oeste do Paraná – UNIOESTE

Dr. **Paulo Thiago de Godoy**
Itaipu Parquetec

Data da defesa: 16 de julho de 2025

Resumo

O aumento de veículos elétricos – e, por conseguinte, de baterias de íon de lítio – gera preocupações quanto ao descarte das baterias, uma vez que são removidas dos veículos elétricos ao atingirem 80% de sua capacidade nominal. Neste contexto, as baterias de segundo uso surgem como aplicações sustentáveis e voltadas à economia circular, uma vez que os módulos de baterias removidos podem ser classificados e rearranjados como sistemas de armazenamento, principalmente para aplicações estacionárias. Contudo, a falta de informações provenientes de baterias de segundo uso, aliada a necessidade de compreender o comportamento dessas baterias – principalmente no que diz respeito ao envelhecimento – constitui um ponto de grande importância.

Neste contexto, modelos de circuito elétrico equivalentes podem ser empregados para estudar o comportamento de baterias. Entretanto, existe uma lacuna relacionada a evolução dos parâmetros do modelo ao longo dos ciclos de operação da bateria. Com o intuito de compreender tais fatores, este trabalho tem como objetivo geral comparar três técnicas usadas na identificação dos parâmetros de um modelo de circuito de 1° ordem referente a uma bateria de íon de lítio e, ademais, avaliar as mudanças nos parâmetros e na capacidade da bateria em função da degradação decorrente do número de ciclos de operação em segundo uso.

Foram realizados ensaios em laboratório com uma bateria de lítio NMC oriunda de um veículo elétrico para determinar a capacidade da bateria, testes de descarga para caracterizar a curva de tensão e ensaios para envelhecer a bateria a partir de ciclos de carga e descarga. Os parâmetros do modelo foram determinados a cada intervalo de 30 ciclos.

Três técnicas de identificação dos parâmetros foram implementadas e comparadas: método dos mínimos quadrados, análise de curvas e ajuste de curvas. Dentre essas, as três técnicas apresentaram erro percentual absoluto médio relativamente baixo, com valores inferiores a 2%, no qual o método dos mínimos quadrados apresentou maior precisão. A degradação da bateria correspondeu a 1,26% da capacidade total quando comparado com o primeiro ensaio de referência, com perda total de 1,42Ah durante os ciclos de operação

O método de análise de curvas apresentou maior sensibilidade em relação ao comportamento associado às mudanças dos parâmetros do modelo ao longo dos ciclos de operação avaliados. Para o método dos mínimos quadrados, assim como para o ajuste de curvas, por envolverem problemas de otimização, os parâmetros encontrados nem sempre representam adequadamente as condições físicas da bateria, o que se traduz na análise das mudanças dos parâmetros.

Palavras-chave: Bateria de Segundo Uso, Modelo de Circuito Elétrico Equivalente, Identificação de Sistemas.

Abstract

The increasing adoption of electric vehicles and, consequently, of lithium-ion batteries raises concerns about battery disposal, as they are removed from electric vehicles once they reach 80% of their nominal capacity. In this context, second-life batteries emerge as sustainable, circular economy applications, because the removed battery modules can be classified and rearranged as storage systems, primarily for stationary applications. Nevertheless, the lack of information on second-life batteries, combined with the need to understand their behavior, particularly regarding aging cycles, represents a significant concern.

Within this context, equivalent circuit models can be employed to study battery behavior. However, there is a gap concerning the evolution of model parameters over the battery's operating cycles. Aiming to understand these aspects, the present work has the overall objective of comparing three techniques used to identify the parameters of a first-order model for a lithium-ion battery and evaluate the changes in these parameters and the battery capacity as a function of the degradation resulting from the number of second-life operating cycles.

Laboratory tests were carried out on an NMC lithium battery sourced from an electric vehicle to determine its capacity, discharge tests to characterize the voltage curve, and aging tests through charge and discharge cycles. The model parameters were determined at every 30-cycle interval.

Three parameter-identification techniques were implemented and compared: the least-squares method, curve analysis, and curve fitting. Among them, all three techniques presented a relatively low mean absolute percentage error, with values below 2%, the least-squares method presented the greatest accuracy. Battery degradation corresponded to 1,26% of the total capacity when compared with the first reference test, with a total loss of 1,42Ah over the cycles.

The curve-analysis method showed greater sensitivity to the behavior associated with changes in the circuit model parameters over the evaluated operating cycles. For the least-squares method, as well as for curve fitting, because they involve optimization problems, the parameters found do not always adequately represent the physical conditions of the battery, that are reflected in the analysis of parameter changes.

Keywords: Second Life Batteries, Equivalent Circuit Model, Parameter Identification.

Agradecimentos

Aos meus pais, Luis Carlos e Cleonilse, por toda sua dedicação e apoio para tornar essa jornada possível.

Ao meu orientador, Diogo, pelo apoio, dedicação e orientação no desenvolvimento deste trabalho.

Ao meu coorientador, Adriano, pelas valiosas dicas na construção do trabalho.

Aos demais professores e colegas pelo aprendizado e suporte.

A Unioeste, por toda sua estrutura e aprendizado.

Ao Itaipu Parquetec, por apoiar e fornecer as condições e laboratórios para desenvolver o trabalho.

A GALP, pelo projeto e financiamento que tornou possível o desenvolvimento do trabalho.

Sumário

1 Introdução 13
1.1 Objetivos 15
1.2 Contribuições 16
1.3 Estrutura do trabalho 16
2 Modelagem e identificação de parâmetros de baterias 17
2.1 Baterias de íon de lítio. 17
2.1.1 Características Gerais e Aspectos Construtivos 17
2.1.2 Propriedades e terminologias 19
2.2 Abordagens para modelagem de baterias 21
2.3 Modelo de circuito elétrico equivalente 22
2.3.1 Modelo de resistência interna 24
2.3.2 Modelo resistivo-capacitivo: Modelo de Thevenin 25
2.3.3 Variações do modelo de Thévenin 26
2.4 Identificação dos parâmetros do modelo 27
2.4.1 Identificação de sistemas pelos mínimos quadrados 28
2.4.2 Análise de curva de tensão 30
2.4.3 Identificação de sistemas por ajuste de curvas 31
2.5 Considerações finais 33
3 Materiais e métodos 34
3.1 Introdução 34
3.2 Construção do modelo de bateria. 35
3.2.1 Modelo em Matlab/Simulink® 37
3.2.2 Configuração dos ensaios experimentais. 38
3.3 Identificação dos parâmetros do modelo 43
3.3.1 Formulação para o método dos mínimos quadrados 43
3.3.2 Formulação para o método da análise de curva 45
3.3.3 Formulação para o método de ajuste de curvas 46
3.4 Validação do modelo 48
3.5 Considerações finais do capítulo 51
4 Resultados e discussões 52

4.1 Introdução **52**
4.2 Identificação de sistemas pelo método dos mínimos quadrados **52**
4.3 Análise da curva de tensão **55**
4.4 Identificação de sistemas por ajuste de curvas **57**
4.5 Contraste entre os modelos **59**
4.6 Capacidade da bateria ao longo dos ciclos **64**
4.6.1 Análise dos parâmetros do modelo ao longo dos ciclos 65
4.7 Considerações finais do capítulo **69**
5 Conclusão **71**
Referências bibliográficas **73**
A Apêndice **78**
B Apêndice **84**

Lista de Figuras

Figura 2.1: Processo de descarga bateria. 19
Figura 2.2: Processo de carga da bateria. 19
Figura 2.3: Curva de Carga e Descarga. 20
Figura 2.4: Modelo de Resistência Interna. 24
Figura 2.5: Modelo de Thevenin. 25
Figura 2.6: Modelo de Segunda Ordem. 26
Figura 2.7: Modelo N Ordem. 27
Figura 2.8: Processo de Descarga Pulsada. 28
Figura 2.9: Parâmetros análise curva de tensão. 30
Figura 3.1: Delineamento metodológico. 34
Figura 3.2: Pack bateria veículo elétrico. 35
Figura 3.3: Módulo de bateria. 36
Figura 3.4: Modelo em *Matlab/Simulink®* 37
Figura 3.5: Cálculo SOC no *Simulink.* 38
Figura 3.6: Arranjo experimental para realização ensaios. 39
Figura 3.7: Ensaio referência de capacidade. 40
Figura 3.8: Processo descarga pulsada. 41
Figura 3.9: Script ciclagem bateria. 42
Figura 3.10: Modelo SISO. 43
Figura 3.11: Algoritmo identificação parâmetros por análise de curva. 45
Figura 3.12: Pontos análise de curva. 46
Figura 3.13: Algoritmo identificação por ajuste de curva. 47
Figura 3.14: Região descarga pulsada. 48
Figura 3.15: Curva de carregamento real para validação do MCE. 49
Figura 3.16: Curva de descarga real para validação do MCE. 50
Figura 4.1: Identificação Parâmetros Min². 53
Figura 4.2: Parâmetros encontrados pelos mínimos quadrados 54
Figura 4.3: Identificação Parâmetros Análise de Curva 55
Figura 4.4: Parâmetros encontrados análise de curva 56
Figura 4.5: Identificação Parâmetros Ajuste de Curva 57

Figura 4.6: Parâmetros encontrados ajuste de curva 59
Figura 4.7: Validação Curva de Carga 60
Figura 4.8: Validação Curva Descarga 62
Figura 4.9: Mudanças de capacidade bateria 64
Figura 4.10: Mudanças parâmetros extraídos pelos mínimos quadrados 66
Figura 4.11: Mudanças parâmetros extraídos por análise de curva 67
Figura 4.12: Mudança parâmetros extraídos por ajuste de curva 68

Lista de Tabelas

Tabela 3.1: Características da bateria. 36
Tabela 3.2: Valores iniciais parâmetros MCE mínimos quadrados. 44
Tabela 4.1: Acurácia do modelo a partir dos mínimos quadrados. 53
Tabela 4.2: Acurácia do modelo a partir da Análise de Curva. 56
Tabela 4.3: Acurácia do modelo a partir do Ajuste de Curva. 58
Tabela 4.4: Validação – Erro médio curva de carga. 61
Tabela 4.5: Validação – Média percentual curva de carga. 61
Tabela 4.6: Validação - Erro médio curva de descarga. 63
Tabela 4.7: Validação - Média percentual curva de descarga. 63
Tabela 4.8: Mudanças na capacidade da bateria. 64
Tabela 4.9: Mudanças parâmetros extraídos pelos mínimos quadrados. 65
Tabela 4.10: Mudanças parâmetros extraídos por análise de curva. 66
Tabela 4.11: Mudança parâmetros extraídos por ajuste de curva. 68
Tabela A.1: Parâmetros iniciais identificados Min². 78
Tabela A.2: Parâmetros iniciais identificados por Análise de Curva. 79
Tabela A.3: Parâmetros iniciais identificados por Ajuste de Curva. 80
Tabela A.4: Mudança nos parâmetros SOC 10% Min². 81
Tabela A.5: Mudança nos parâmetros SOC 10% Análise de Curva. 81
Tabela A.6: Mudança nos parâmetros SOC 10% Ajuste de Curva. 81
Tabela A.7: Mudança nos parâmetros SOC 50% Min². 82
Tabela A.8: Mudança nos parâmetros SOC 50% Análise de Curva. 82
Tabela A.9: Mudança nos parâmetros SOC 50% Ajuste de Curva. 82
Tabela A.10: Mudança nos parâmetros SOC 100% Min². 83
Tabela A.11: Mudança nos parâmetros SOC 100% Análise de Curva. 83
Tabela A.12: Mudança nos parâmetros SOC 100% Ajuste de Curva. 83
Tabela B.1: Especificações fonte bidirecional utilizada 84
Tabela B.2: Especificações câmara climática utilizada 84

Capítulo 1

Introdução

As mudanças climáticas representam um grande desafio para o desenvolvimento sustentável. A redução na emissão de carbono impulsiona a produção de veículos elétricos (VE), cujo crescimento contribui para a redução do uso de veículos a combustão (Chen et al., 2021; Findlay, 2021; Lv et al., 2019; Mora Rollo et al., 2020; Yong et al., 2015). Nesse contexto, baterias de íon de lítio tornaram-se a opção preferencial como fontes de potência para VE. Entretanto, estas baterias representam o componente com maior valor na fabricação de um VE, das quais os fabricantes consideram a troca quando sua capacidade atinge cerca de 80% da capacidade original por não mais atender a demanda energética do uso diário de um VE (Saxena et al., 2015; Viswanathan & Kintner-Meyer, 2011).

Na China, a estimativa é que em 2040, o número de baterias removidas de VE totalize entre 1500 e 3300 toneladas (Jiang et al., 2021). O conceito de Baterias de Segundo Uso (B2U) surge como uma alternativa para estender a utilidade desses componentes além de sua aplicação original. Baterias removidas podem ser reagrupadas e usadas em aplicações de menor demanda como sistemas de armazenamento de energia, integradas principalmente com fontes intermitentes de energia renovável (Debnath et al., 2016; Liao et al., 2017).

Para viabilizar a reutilização das baterias em aplicações de segundo uso, é importante compreender seu comportamento eletroquímico e as alterações em seus parâmetros ao longo do processo de envelhecimento. Nesse contexto, os modelos de bateria emergem como ferramentas para simular o desempenho destes dispositivos em diferentes cenários (Zheng et al., 2024). Dentre as diversas abordagens de modelagem disponíveis, os Modelos de Circuito Elétrico Equivalentes (MCE) destacam-se por sua relativa simplicidade e adequada precisão para muitas aplicações práticas (Nemes et al., 2019).

Os MCE são empregados para descrever os aspectos operacionais de baterias de íon de lítio. Para que o comportamento de tensão relacionado a corrente que flui pelo dispositivo possa ser descrito, os valores dos parâmetros dos elementos do circuito são obtidos com base nos dados coletados das baterias por meio de testes em laboratórios e técnicas de identificação de sistemas (Plett, 2015b). Os elementos do MCE não descrevem a construção de uma célula/e ou bateria, mas sim atuam de forma análoga a alguns processos internos para descrever os comportamentos da bateria. O modelo se baseia no conhecimento sobre o comportamento dos elementos do circuito para fornecer uma melhor percepção de como as baterias respondem a diferentes cenários de operação (Plett, 2015a).

Os MCE representam o comportamento eletroquímico complexo das baterias através de componentes elétricos convencionais, como resistores, capacitores e fontes de tensão. Esta abordagem permite simular a resposta dinâmica da bateria a diferentes perfis de corrente. A simplicidade computacional dos MCE, em comparação com modelos eletroquímicos, torna-os particularmente atrativos para aplicações em tempo real e simulações (Cittanti et al., 2017; Zhang et al., 2017a).

Esses modelos variam em complexidade, desde configurações simples com uma única resistência em série até estruturas mais elaboradas incorporando múltiplos elementos RC (resistor-capacitor) para capturar respostas dinâmicas da bateria (Panchal et al., 2016, 2017; Zhang et al., 2017b). A escolha do modelo específico depende do equilíbrio desejado entre precisão e complexidade computacional para cada aplicação.

Tipicamente, uma fonte de tensão ideal é usada para representar a Tensão em Circuito Aberto – (do inglês *Open Circuit Voltage* - OCV) da bateria, enquanto os demais efeitos associados a polarização ôhmica e ativa são representados por resistores e capacitores (Baccouche et al., 2017; Plett, 2015a; Sun & Shu, 2011; Wang et al., 2022). Dentre os MCE descritos na literatura, o modelo de Thévenin é composto por tais elementos de circuito e apresenta simplicidade na modelagem dos seus parâmetros para representar os aspectos básicos de operação de uma bateria (Plett, 2015a; Zheng et al., 2024).

A determinação dos parâmetros do MCE representa um desafio relevante, especialmente devido à complexidade associada ao comportamento dinâmico das baterias. Uma abordagem eficaz para essa tarefa envolve a realização de ensaios experimentais baseados em descargas em camadas, nas quais a bateria é submetida a pulsos de descarga (Dahmane et al., 2017a; Huria et al., 2012; Jackey et al., 2013a; Plett, 2015a). Esse procedimento permite obter uma curva de tensão que representa o desempenho da bateria em diferentes níveis de Estado de Carga – (do inglês *State of Charge* - SOC). Os parâmetros referentes aos elementos do MCE podem ser determinados a partir de algumas técnicas aplicáveis sobre a curva de tensão caracterizada pela descarga pulsada (Hu et al., 2013; Plett, 2015a, 2015b; Wei et al., 2018).

O reuso de baterias requer ainda cuidado no que diz respeito ao Estado de Saúde – (do inglês *State of Health* - SOH), uma vez que as baterias estão expostas a degradações contínuas durante sua operação e armazenamento. Usualmente os parâmetros do modelo são determinados por meio de medidas para condições específicas de SOH e SOC (Plett, 2015b, 2015a). Medidas relacionadas à variabilidade na degradação da bateria envolvem o uso de técnicas como espectroscopia de impedância para avaliar o estado de degradação com base no crescimento da resistência interna da bateria (Galeotti et al., 2015; Ungurean et al., 2017; Xiong et al., 2018).

Entretanto, o envelhecimento de baterias é um processo complexo que se manifesta principalmente através da redução gradual da capacidade, impactando diretamente o desempenho e a vida útil do dispositivo, o que implica em múltiplos desafios e, em consequência, no desempenho dos MCE (Amir et al., 2022).

Apesar dos avanços na modelagem de baterias, existem ainda importantes lacunas no conhecimento relacionado à representação do envelhecimento no MCE, especialmente no contexto de aplicações de segundo uso. A maioria dos estudos existentes foca na caracterização e modelagem de baterias apenas para o SOH que o dispositivo se encontra.

Com o presente trabalho, pretende-se avaliar os parâmetros do MCE encontrados por três técnicas de identificação ao longo dos ciclos de carga e descarga de uma B2U, das quais não se dispõe de uma quantidade significativa de dados de operação. Esta lacuna representa uma oportunidade para contribuições científicas que possam avaliar e aprimorar a compreensão sobre B2U, norteando a hipótese de que a mudança nos parâmetros do MCE tem relação com a queda de capacidade da bateria.

1.1 Objetivos

Este trabalho tem como objetivo geral comparar três técnicas usadas na identificação dos parâmetros de um MCE de 1° ordem para uma bateria de íon de lítio, em termos da acurácia do modelo em simular a tensão da bateria dada uma entrada em corrente com os parâmetros encontrados a partir de cada técnica, e avaliar as mudanças nos parâmetros e na capacidade da bateria em função da degradação decorrente do número de ciclos de operação em segundo uso.

Para atingir o objetivo geral, definiu-se os seguintes objetivos específicos:

- Realizar um levantamento bibliográfico acerca dos principais trabalhos que abordam modelos de bateria, com ênfase em modelos de circuito elétrico equivalente;
- Identificar, com base na literatura, as principais técnicas e métodos utilizados para determinar os parâmetros do MCE;
- Estabelecer a metodologia para determinar a capacidade e realizar os ciclos de carga e descarga da bateria, bem como o arranjo experimental necessário para realização dos ensaios;
- Simular e comparar o perfil de tensão da bateria, dada uma entrada em corrente, utilizando os parâmetros obtidos por cada técnica, avaliando o desempenho do modelo a partir do erro médio, erro quadrático médio e média percentual absoluta do erro;
- Avaliar a influência do envelhecimento da bateria sobre os parâmetros do MCE em função do número de ciclos de operação;

Busca-se que o desenvolvimento deste trabalho contribua para o avanço do conhecimento sobre o comportamento de B2U, por meio da investigação da evolução dos parâmetros do MCE de 1° ordem durante o processo de degradação do dispositivo, a partir de ensaios realizados em laboratório.

O emprego de um MCE de 1ª ordem justifica-se pelo equilíbrio entre simplicidade e precisão. Embora modelos de ordem superior possam oferecer uma representação mais detalhada, exigem maior esforço computacional e complexidade na identificação dos

parâmetros, o que nem sempre se traduz em ganhos significativos. Ademais, MCE podem ser utilizados em simulações envolvendo o estudo de aplicações práticas, como a integração de sistemas de armazenamento com fontes de energia renovável, o uso de baterias em microrredes, a análise de estratégias de gerenciamento de energia e a avaliação de desempenho de sistemas de carregamento sob diferentes perfis de operação.

1.2 Contribuições

Este trabalho tem como principais contribuições:

- Realização de ensaios e avaliação experimental de B2U em laboratório ao longo de seis meses, contemplando 150 ciclos de carga/descarga com ensaios de referência para determinação dos parâmetros e capacidade da bateria a cada 30 ciclos;
- Análise e comparação de três técnicas de identificação dos parâmetros do MCE, com base em dados reais de operação da bateria;
- Aprimoramento dos algoritmos das técnicas de análise e ajuste de curvas, especialmente na identificação dos pontos de interesse da curva de tensão para determinação dos parâmetros do MCE;
- Avaliação da evolução dos parâmetros do modelo ao longo dos ciclos de operação para as três técnicas empregadas;

1.3 Estrutura do trabalho

No Capítulo 1, é apresentada a introdução, contextualizando o problema de pesquisa e apontando as justificativas para a realização do trabalho. São apresentados o objetivo geral, os objetivos específicos, bem como as contribuições do trabalho.

O Capítulo 2 traz uma introdução sobre baterias, abordando seu funcionamento, aplicações e os mecanismos associados ao envelhecimento. O capítulo aborda os principais modelos de bateria, com foco no MCE e suas variações, além de detalhar os ensaios e técnicas usados para determinar os parâmetros do modelo.

O Capítulo 3 detalha os materiais e métodos do trabalho. Nele, são descritas as características da B2U e a construção do MCE em *Matlab/Simulink*®. O capítulo apresenta o roteiro dos testes experimentais e a formulação das técnicas usadas na identificação dos parâmetros, bem como os meios para validação e análise de desempenho do MCE.

No Capítulo 4, são apresentados os resultados e discussões, contemplando a identificação dos parâmetros do MCE, seu desempenho segundo cada técnica e as mudanças nos parâmetros e na capacidade da bateria ao longo dos ciclos.

Por fim, o Capítulo 5 apresenta as conclusões do trabalho

Capítulo 2

Modelagem e identificação de parâmetros de baterias

2.1 Baterias de íon de lítio.

Baterias de íon de lítio vem desempenhando um grande papel no que se refere a contribuição para o desenvolvimento de tecnologias atuais e prospecções para desenvolvimentos futuros (Zubi et al., 2018).

Embora a tecnologia seja amplamente utilizada em dispositivos portáteis, sua maior contribuição pode ser associada a sistemas de armazenamento de energia. Dentre as aplicações para sistemas de armazenamento, destacam-se: regulação de frequência; *peak shaving* (corte de pico); integração com fontes de energia renovável e gerenciamento de energia (Chen et al., 2020; Zubi et al., 2018).

Em comparação à outras baterias, como baterias de Chumbo-Ácido ou NiCd, as baterias de íon de lítio apresentam um elevado número de ciclos e um bom comportamento de temperatura (Galeotti et al., 2015).

Características, propriedades e terminologias para baterias são descritas nas subseções seguintes, nas quais são apresentadas modelos de bateria, com foco no MCE e métodos para identificação dos parâmetros do modelo.

2.1.1 Características Gerais e Aspectos Construtivos

Baterias de lítio, no geral, apresentam uma grande densidade energética e tensão de operação maiores em comparação a outras tecnologias de baterias, devido, principalmente, ao uso de eletrólitos não aquosos, permitindo tensões maiores que 4V por célula. Outras tecnologias limitam a operação em tensões normalmente menores que 2V, impactando nas dimensões físicas do sistema de armazenamento (Manthiram, 2017).

Segundo Wang et al. (2022), os principais componentes de uma bateria são:

- Ânodo: eletrodo negativo da bateria, opera pelo princípio de oxidação, fornecendo elétrons durante a reação eletroquímica na operação da bateria;
- Cátodo: eletrodo positivo da bateria, opera pelo princípio de redução, recebendo elétrons durante a reação eletroquímica que ocorre na bateria;
- Eletrólito: fornece o meio para transferência de carga entre o ânodo e o cátodo.

Uma bateria de lítio possui um design em três camadas: primeira camada, que é composta de lítio (ânodo), a segunda camada, comumente de grafite (cátodo), e a terceira camada, que consiste em um condutor iônico colocado entre o ânodo e o cátodo (Gupta et al., 2021).

A tecnologia atual de baterias de íons de lítio é baseada em cátodos e ânodos compostos por materiais de inserção, além de eletrólitos orgânicos, como o sal LiPF6 dissolvido em uma mistura de solventes, como carbonato de etileno (EC), carbonato de dimetila (DMC), carbonato de dietila (DEC) e carbonato de etil metil (EMC), entre outros. Quanto ao ânodo, o grafite tem dominado como material nas células de íon de lítio comerciais nos últimos 25 anos (Manthiram, 2017).

Em baterias de tração, são comumente utilizadas baterias de óxido de lítio-Níquel-Manganês-Cobalto (NMC), células de lítio-Níquel-Cobalto-óxido de Alumínio (NCA) e Óxido de Lítio-Manganês (LMO) (Baczyńska et al., 2018a). Novos materiais para cátodo estão em constante fase de pesquisa, visando melhorias no desempenho, tempo de vida, tolerância térmica, potência, densidade de energia e capacidade das baterias de íons de lítio (Väyrynen & Salminen, 2012).

A construção do eletrólito para baterias de íons de lítio é baseada em solventes como o carbonato de etileno (EC), que favorece a formação de uma Interface de Eletrólito Sólido (IES) estável no grafite, e o propileno carbonato (PC), que, embora tenha uma temperatura de fusão mais baixa, pode causar danos ao grafite.

Sais de lítio, como o LiPF6, são utilizados para garantir a condução iônica, e aditivos podem ser incorporados para melhorar a estabilidade da SEI, como o Carbonato de Fluoretileno (do inglês *Fluoroethylene Carbonate* - FEC). A composição do eletrólito é ajustada para otimizar a performance e a vida útil da bateria (Manthiram, 2017).

O processo de descarga para uma bateria é evidenciado na Figura 2.1. Quando conectada uma carga externa aos seus terminais, ocorre o fluxo de elétrons, resultando em uma corrente elétrica que percorre o circuito entre os polos da bateria.

O processo de oxidação ocorre no ânodo, que perde elétrons, e o contrário acontece no cátodo, que recebe elétrons, ocorrendo o princípio de redução. O eletrólito, como supracitado fornece o meio para transferência de carga dentro da célula, entre o ânodo e o cátodo.

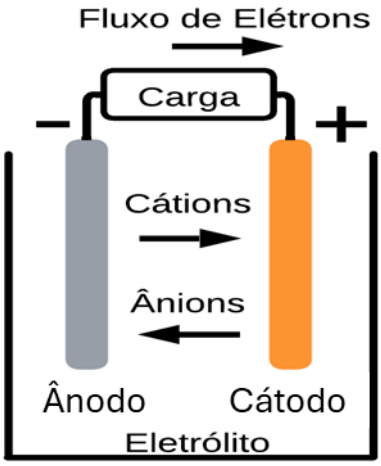

Figura 2.1: Processo de descarga bateria.

Fonte: Adaptado de Chen et al. (2020).

O processo de carga é ilustrado na Figura 2.2, na qual, por meio de uma fonte externa, ocorre o processo reverso.

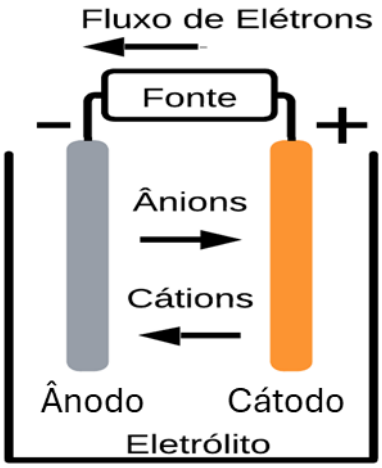

Figura 2.2: Processo de carga da bateria.

Fonte: Adaptado de Chen et al. (2020).

2.1.2 Propriedades e terminologias

O processo de carga e descarga das baterias pode, no geral, ser caracterizado por duas fases: Corrente Constante (CC) e Tensão Constante (CV). As mudanças no perfil da curva de tensão da bateria ao longo do tempo estão associadas ao desequilíbrio na distribuição de elétrons e íons nos eletrodos, processo chamado de polarização. De forma resumida, existe a polarização ôhmica, relacionada a resistência interna da bateria, a polarização ativa, associada aos íons de lítio na transferência de carga; e a polarização de concentração, que depende da difusão dos íons de lítio na fase sólida (Qian et al., 2019). O perfil de tensão da bateria, relacionado às fases de polarização do dispositivo, é ilustrado para uma célula de íon de lítio, na Figura 2.3.

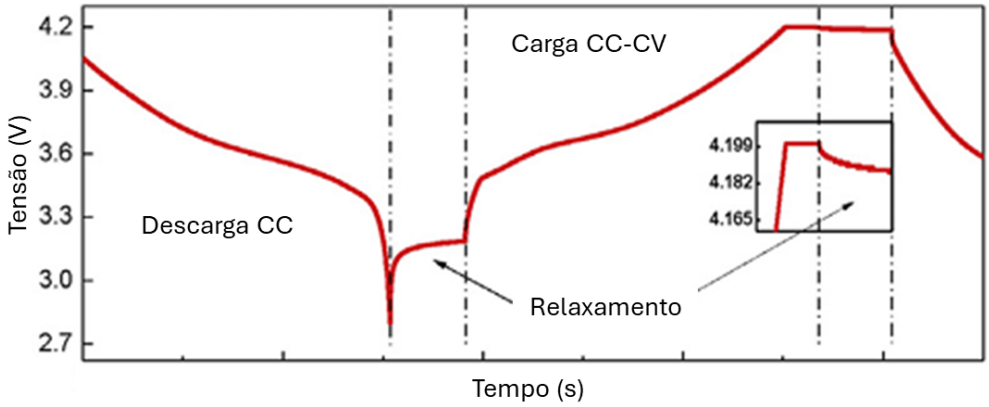

Figura 2.3: Curva de Carga e Descarga.

Fonte: Adaptado de Qian et al. (2019).

Devido à polarização ativa, no repouso, após a bateria ser submetida ao processo de carga/descarga, ocorre o período de relaxamento, relacionado à redistribuição dos íons de lítio, conforme indicado na Figura 2.3. Ainda, conforme evidenciado na região ampliada da Figura 2.3, nos momentos iniciais de descarga do dispositivo, e associado à polarização ôhmica, ocorre uma queda abrupta de tensão relacionada à resistência interna do dispositivo (Qian et al., 2019).

O processo constante de carga e descarga das baterias causa a deterioração dos materiais internos dos quais o dispositivo é composto. Em baterias de lítio, no que se refere aos mecanismos internos relacionados ao envelhecimento da bateria, destacam-se a perda de lítio, mudanças estruturais, crescimento da camada de eletrólito sólido e decomposição do material ativo (Xiong et al., 2018).

Para descrever os estados em que as baterias se encontram, relacionados aos processos de carga/descarga e ao envelhecimento do dispositivo, existem duas categorias de *status* atreladas: o SOC e SOH. O SOC é o indicador do estado instantâneo da bateria, representando a quantidade de energia armazenada na bateria em dado instante de tempo, em relação à capacidade máxima que pode ser armazenada no dispositivo e pode ser descrito pela Equação 2.1 (Ungurean et al., 2017).

$$SOC = \frac{Q_{atual}}{Q_{máxima}} \times 100\% \tag{2.1}$$

Onde Q_{atual} representa a capacidade instantânea da bateria e $Q_{máxima}$ representa a máxima capacidade de carga em Ah que a bateria pode armazenar.

Já como principal consequência do envelhecimento das baterias, e relacionado à perda de capacidade, o SOH apresenta a relação entre a capacidade nominal e a capacidade máxima da bateria no momento presente e pode ser definido conforme a Equação 2.2 (Xiong et al., 2018).

$$SOH = \frac{Q_{máxima}}{Q_{nominal}} \times 100\% \tag{2.2}$$

Na Equação 2.2 $Q_{máxima}$ representa a capacidade máxima da bateria e $Q_{nominal}$ representa a capacidade nominal da bateria, aquela com a qual ela foi construída.

Para compreender e prever o comportamento de uma bateria em diferentes cenários e condições, dadas as características complexas que dependem de fatores eletroquímicos, desempenho e condições de operação, torna-se fundamental o desenvolvimento de modelos que representem seus aspectos elétricos, térmicos e dinâmicos. A seguir, serão apresentadas as principais abordagens para modelagem de baterias e suas aplicações.

2.2 Abordagens para modelagem de baterias

Na literatura, são apresentados diversos modelos para baterias, com destaque para as baterias de íon de lítio. Esses modelos podem representar o comportamento elétrico, térmico ou os aspectos de envelhecimento do dispositivo. De forma geral, podem ser classificados como modelos eletroquímicos, matemáticos, térmicos ou MCE. Além disso, bases de dados podem ser utilizadas para o desenvolvimento de modelos baseados em técnicas de aprendizado de máquinas, principalmente no que se refere a previsão do desempenho das baterias (Barcellona & Piegari, 2017; Wang et al., 2022).

Sob a perspectiva da literatura, todo modelo pode ser classificado como matemático, dado que tanto os modelos físicos quanto os de circuito elétrico são fundamentados em descrições matemáticas. Da mesma forma, os modelos matemáticos integram princípios físicos, evidenciando a interdependência entre essas abordagens (Barcellona & Piegari, 2017).

De forma geral, um modelo matemático pode ser definido como: um modelo descrito por equações simples, funções analíticas ou estocásticas que tentam reproduzir o comportamento do sistema sem explorar os reais princípios físicos que os regem. Modelos físicos são baseados na descrição real dos fenômenos que ocorrem nas baterias, de modo que a dinâmica eletroquímica da bateria é descrita com base, principalmente, em equações não lineares. Ambos os modelos, físicos e matemáticos podem descrever características elétricas, térmicas e relacionadas ao envelhecimento da bateria (Barcellona & Piegari, 2017; Wang et al., 2022).

O uso de Aprendizado de Máquinas (do inglês *Machine Learning* - ML) para modelagem de baterias está relacionado principalmente ao objetivo que se deseja alcançar, seja para estudar a perda de capacidade, mudanças associadas à temperatura, número de ciclos da bateria ou representação das condições elétricas do sistema. Entre as vantagens associadas, destaca-se a possibilidade de construir modelos complexos sem o prévio conhecimento de suas propriedades físicas e matemáticas (Heinrich et al., 2021; Wang et al., 2020). Dentre os mais utilizados para modelagem de baterias, quatro modelos de ML podem ser citados, dentre eles: Árvore de Decisão (do inglês *Decision Tree* - DT), K-Vizinhos Mais Próximos (do inglês *k-Nearest Neighbor* - kNN), Máquina de Vetores de Suporte (do inglês *Support Vector Machine* - SVM) e Rede Neural (do inglês *Neural Network* - NN) (Wang et al., 2020).

No que se refere a modelos eletroquímicos, a intenção original do modelo é projetar a estrutura da bateria. Por meio da análise de dados macroscópicos aplicados à bateria e da atividade microscópica das partículas internas, obtém-se o estado interno da bateria; o modelo, em sua essência, representa o estado das reações químicas internas da bateria. Combinando o mecanismo básico da bateria, o modelo determina o estado interno do dispositivo, refletindo principalmente as reações químicas envolvidas. Embora seja eficaz para analisar as características internas, a complexidade dos modelos eletroquímicos requer a formulação de equações diferenciais parciais que variam no tempo, tornando sua resolução um processo demorado (Wang et al., 2022).

O filtro de Kalman é uma importante ferramenta, usada principalmente para estimar sistemas lineares invariantes no tempo. Seu uso pode ser ampliado para o Filtro de Kalman Estendido – (do inglês *Extended Kalman Filter* - EKF), permitindo resolver problemas envolvendo sistemas não lineares. Devido às características internas das baterias e suas condições eletroquímicas, o EKF pode ser usado para estimar variáveis de estado não lineares. A principal aplicação do EKF, no contexto de baterias, é a estimativa do SOC, na qual se obtém um rápido rastreamento mesmo com erro relativamente grande de valor inicial (Wang et al., 2022).

A fim de descrever a relação matemática entre as características elétricas, como tensão, corrente e potência, assim como os estados internos de uma bateria, modelos empregando componentes como resistor, capacitor e fonte de tensão para formar um circuito elétrico têm sido construídos (Wang et al., 2022).

Por esse motivo, este trabalho aborda o MCE, com o objetivo de representar o perfil de tensão da bateria durante sua operação, buscando caracterizar as mudanças que ocorrem nos valores dos componentes que compõem o modelo. Esse modelo permite uma análise precisa do comportamento dinâmico da bateria, fundamental para aplicações práticas e estudos sobre seu desempenho.

2.3 Modelo de circuito elétrico equivalente

O MCE estabelece a relação entre as características externas da bateria e seu estado interno. Trata-se de um modelo fácil de manipular e amplamente utilizado em aplicações práticas de engenharia, devido à complexidade computacional moderada e à sua adequação para simulações com circuitos (Wang et al., 2022). Os MCE estão divididos em três principais categorias:

- Modelo de resistência interna;
- Modelo de Thevenin;
- Variações do modelo de Thevenin.

Tais modelos são comumente usados para expressar as características elétricas de baterias, mais especificamente o perfil de tensão, cuja caracterização é um parâmetro fundamental para analisar o comportamento e as condições que o dispositivo se encontra.

Em baterias de lítio, nas quais é essencial garantir a operação segura e a longevidade do dispositivo, os MCE auxiliam na estimativa de indicadores como o SOC e SOH, além de fornecerem diagnósticos essenciais sobre o sistema. Esses modelos podem ser empregados em Sistemas de Gerenciamento de Baterias (do inglês *Battery Management Systems* - BMS), nos quais a precisão das estimativas depende da identificação correta dos parâmetros e do tipo de modelo adotado (Li & Cheng, 2014). O nível de complexidade associado depende dos componentes utilizados para compor o circuito e da forma como esses parâmetros são determinados. Dentre os mais comuns, estão modelos descritos em termos de componentes RC (Dahmane et al., 2017b; He et al., 2011).

No contexto de baterias de segundo uso, a determinação precisa do perfil de tensão assume uma importância ainda maior; a análise permite estimar a capacidade residual da bateria, determinar sua resistência interna e avaliar seu estado geral de saúde. Essas informações garantem a segurança, o desempenho e a longevidade da bateria (Vignesh et al., 2024; Xia et al., 2023).

Um MCE de primeira ordem foi avaliado por Baczyńska et al. (2018b) para aplicação em veículos elétricos. Os parâmetros do circuito foram determinados em uma única região de SOC, utilizando uma metodologia de identificação de parâmetros para encontrar os valores dos componentes do MCE. A validação do modelo foi realizada com base em dados experimentais oriundos do processo de carga e descarga da bateria.

Ainda se tratando de baterias de tração, em Hart et al. (2014) foi utilizado um MCE de 1° ordem para investigar os efeitos estacionários e dinâmicos de uma B2U aplicada como sistema de armazenamento de energia em microrredes. O estudo considerou a operação da microrrede em modo ilhado, com o objetivo de ilustrar as condições de desempenho da bateria nesse contexto.

Um MCE de 2° ordem foi utilizado em Subburaj et al. (2016) para analisar as características de carga e descarga de uma bateria de 1 MWh aplicada ao armazenamento de energia em sistemas de integração eólica. O objetivo foi compreender as condições de operação em estados estacionários e transitórios. Além disso, o MCE foi empregado para estudar a integração com fontes de energia renováveis e explorar aplicações de sistemas de armazenamento de energia avaliando as condições de operação da bateria.

Zhang et al. (2016), realizaram um levantamento sobre os MCE presentes na literatura, enumerando suas respectivas vantagens e desvantagens para delinear sobre suas aplicações envolvendo baterias de íon de lítio, resumindo os princípios utilizados para identificação dos parâmetros do modelo. Segundo os autores, os parâmetros do modelo podem ser definidos tanto no domínio do tempo como da frequência. Para construção do modelo no domínio do tempo são utilizados dados de tensão e corrente da bateria, enquanto para o domínio da frequência são

adotados os diagramas de Nyquist e Bode, a partir das medidas de impedância da bateria. Ainda em Zhang et al. (2016), são abordados os modelos de Thévenin e suas variações, incluindo explicação sobre os elementos que compõem o modelo e o que representam, assim como as técnicas usadas para encontrar esses parâmetros.

Nas seções subsequentes serão abordados alguns dos principais MCE presentes na literatura, descrevendo as equações que regem os modelos e o que cada elemento que os compõe representa em relação ao funcionamento da bateria.

2.3.1 Modelo de resistência interna

O modelo mais simples que pode ser empregado para representação do estado da bateria é o modelo de resistência interna, ilustrado na Figura 2.4. Este modelo consiste em uma fonte de tensão ideal em série com uma resistência equivalente (R_0), que representa a resistência interna da bateria em CC. OCV representa a força eletromotriz da bateria e pode ser obtida medindo a tensão terminal após o dispositivo se encontrar em estado de repouso (Plett, 2015a; Wang et al., 2022).

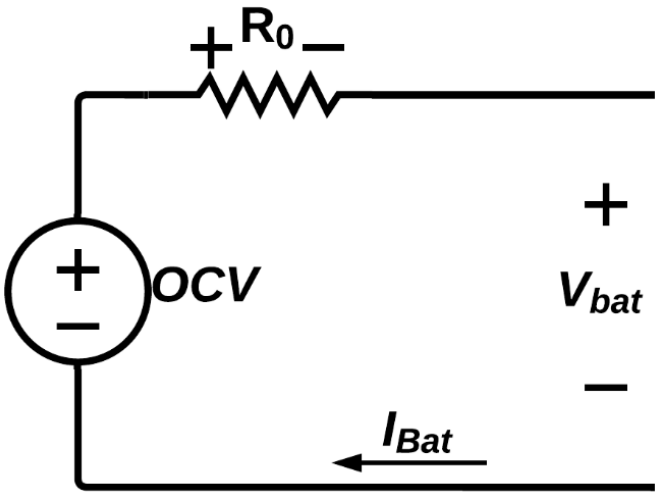

Figura 2.4: Modelo de Resistência Interna.
Fonte: Adaptado de Plett (2015a).

A tensão nos polos da bateria só pode ser diretamente associada a tensão em OCV quando a bateria estiver em repouso. Quando a bateria está submetida a uma carga elétrica, a tensão terminal pode ser descrita pela Equação 2.3:

$$V_{bat} = U_{OCV} - (I_{Bat} * R_0) \quad (2.3)$$

V_{Bat} representa a tensão nos terminais da bateria; U_{OCV}, a tensão em circuito aberto, quando não há carga ou fonte conectados nos polos da bateria; I_{Bat}, a corrente fluindo pela bateria; e R_0, a resistência interna da bateria, responsável pela queda de tensão do dispositivo em operação (Plett, 2015a; Wang et al., 2022).

O modelo foi avaliado por Tekin & Karamangil (2024), juntamente com outros modelos descritos em sequência, a fim de mensurar a precisão na representação do perfil de tensão em uma região de 100% a 10% do SOC. O maior valor de erro percentual durante toda a curva avaliada foi de 2,98% para o modelo de resistência interna, e o menor, de 1,09%, para o modelo de Thévenin de 2° ordem.

2.3.2 Modelo resistivo-capacitivo: Modelo de Thévenin

Utilizado em várias pesquisas envolvendo baterias de íon de lítio, o modelo de Thévenin apresenta simplicidade na modelagem de seus parâmetros e consegue representar os aspectos básicos de operação de uma bateria. O modelo é ilustrado na Figura 2.5 e consiste em uma fonte de tensão, que representa a tensão em circuito aberto da bateria; uma resistência equivalente, referente à resistência interna da bateria; e um par RC, que representa a polarização ativa do dispositivo (Wang et al., 2022).

O modelo de Thévenin é utilizado para simular o comportamento da bateria em uma faixa do SOC, considerando os parâmetros como constantes. Caso o objetivo seja realizar uma melhor análise sobre a resposta dinâmica da bateria, os parâmetros devem ser considerados dependentes do SOC (Wang et al., 2022).

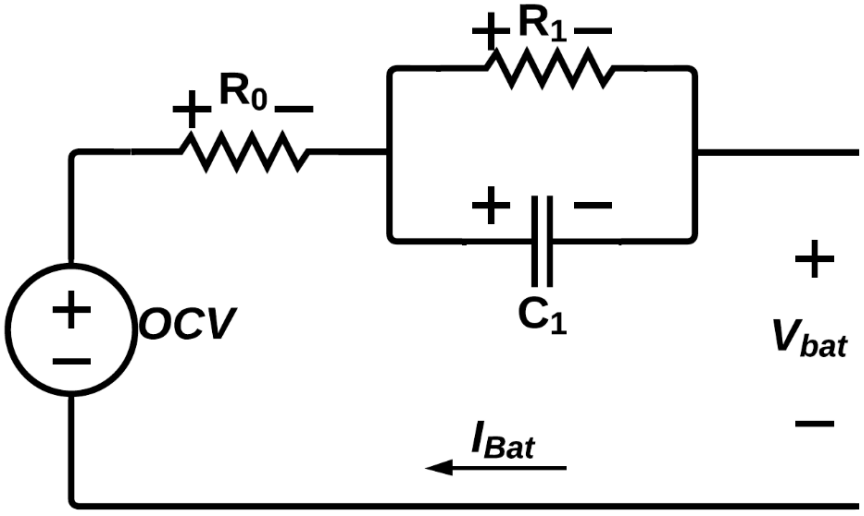

Figura 2.5: Modelo de Thevenin.

Fonte: Adaptado de Plett (2015a).

A tensão nos terminais da bateria, para o modelo de Thévenin, em contrapartida ao modelo de resistência interna, tem a adição do termo relacionado à queda de tensão no par RC do circuito, representado na Figura 2.5, definido como U_{R1C1} e relacionado à resposta dinâmica do dispositivo (Wang et al., 2022).

A tensão terminal para o modelo de Thévenin é expressa conforme Equação 2.4:

$$V_{bat} = U_{OCV} - U_{R1c1} - (I_{Bat} * R_0) \quad (2.4)$$

Na Equação 2.4 os parâmetros são considerados constantes, e a capacidade da bateria é considerada infinita, o que faz com que o modelo apresente uma baixa representatividade das condições reais de operação do sistema armazenador caso não sejam consideradas as variações do SOC (Wang et al., 2022).

A equação no espaço dos estados para o modelo de Thévenin, formulada pela lei de Kirchoff das tensões é dada pela Equação 2.5:

$$\begin{cases} V_{CP} = -\dfrac{1}{R_1 C_1} V_{C1} + \dfrac{1}{C_1} I_{Bat} \\ V_{bat} = V_{C1} + R_0 I_{Bat} + OCV \end{cases} \tag{2.5}$$

V_{C1} é a tensão sobre o capacitor referente ao modelo da Figura 2.5, e, por consequência, a tensão sobre o resistor R_1. A tensão V_{C1} no capacitor C1 é definida como a variável de estado. A corrente terminal I_{Bat} é definida como a variável de entrada, e a tensão terminal V_{Bat} é definida como a variável de saída.

2.3.3 Variações do modelo de Thévenin

Uma derivação do modelo de Thévenin, ilustrado na Figura 2.5, é proposto para fins de simulação, dada sua topologia, que busca um equilíbrio maior entre os requisitos computacionais e a precisão na representação do perfil de operação em relação a tensão da bateria. O modelo é ilustrado na Figura 2.6, sendo composto por uma série de resistências internas, uma fonte de tensão CC e dois pares de circuito RC em paralelo (Wang et al., 2022).

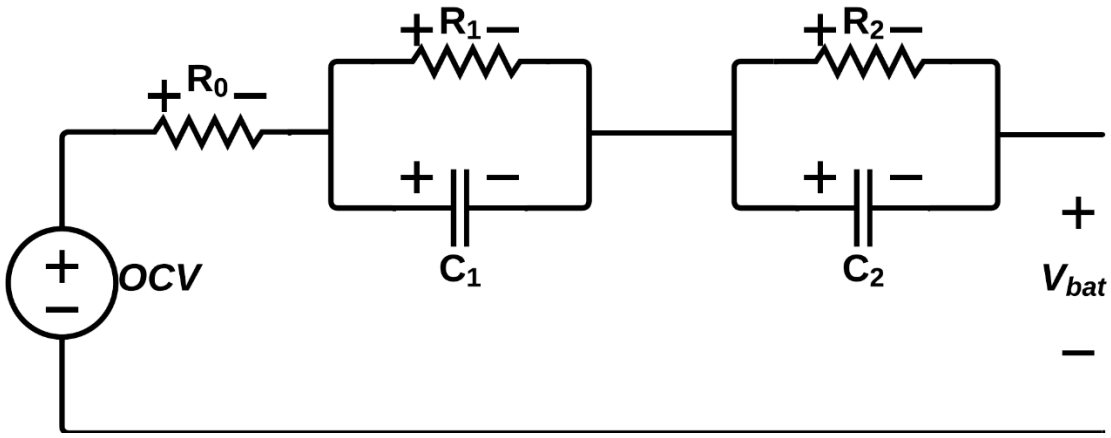

Figura 2.6: Modelo de Segunda Ordem.

Fonte: Adaptado de Plett (2015a).

Comumente, são utilizados na literatura modelos de 1° e 2° Ordem; entretanto, modelos de ordem superior podem ser obtidos incrementando o número de ramos RC no circuito, conforme ilustrado na Figura 2.7.

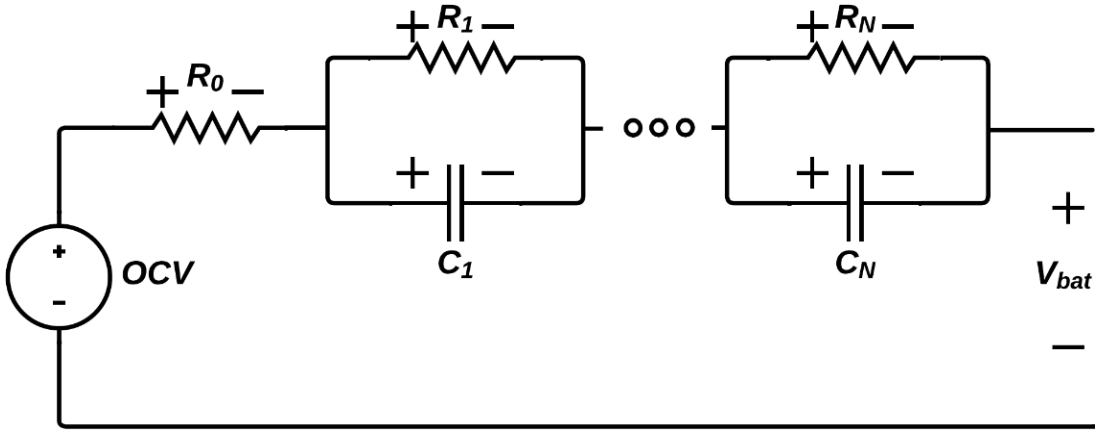

Figura 2.7: Modelo N Ordem.

Fonte: Adaptado de Plett (2015a).

2.4 Identificação dos parâmetros do modelo

Devido a mudanças eletroquímicas, que influenciam o comportamento da bateria de acordo com o SOC do dispositivo, alguns testes em laboratórios são realizados para descrever o comportamento da bateria em relação ao SOC, de forma que tais mudanças possam ser representadas no MCE a partir da correta identificação e correlação dos parâmetros do modelo com o comportamento da bateria (Plett, 2015a).

Diferenças entre os resultados do modelo e o comportamento da bateria são interpretadas como erros de modelagem, as quais são utilizadas para refinar o modelo progressivamente até que o erro residual seja suficientemente pequeno para atender aos critérios de aceitação (Plett, 2015a).

Para descrever o comportamento anteriormente mencionado, a bateria é inicialmente carregada completamente e, em seguida, descarregada lentamente até atingir sua condição mínima de operação. Durante esse processo, são coletados dados de tensão, corrente e capacidade acumulada. O processo é então repetido em intervalos definidos do SOC, com base na contagem de carga (em Ah), de forma que a bateria seja descarregada parcialmente em degraus igualmente intercalados até atingir a condição mínima de operação (Plett, 2015a).

Esse processo é ilustrado na Figura 2.8: a cada pulso negativo de corrente, observa-se uma variação na tensão, relacionada a polarização ôhmica e ativa da bateria. Assim, os parâmetros podem ser determinados para cada faixa de SOC em que os pulsos de corrente são aplicados.

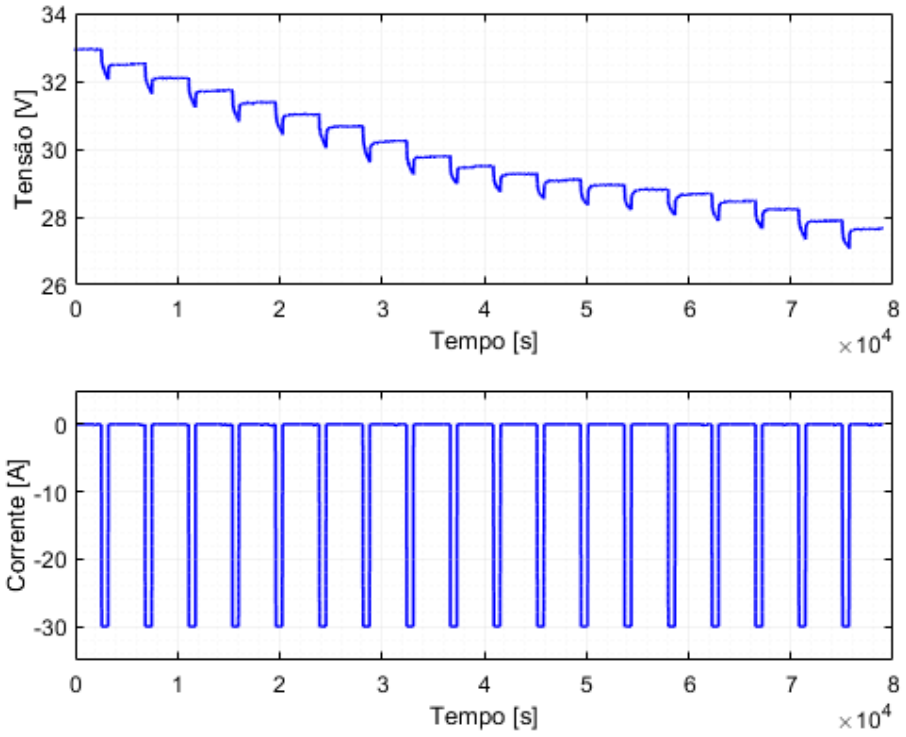

Figura 2.8: Processo de Descarga Pulsada.

Fonte: Adaptado de Jackey et al. (2013).

Nemes et al. (2019) utilizaram o procedimento de descarga para caracterizar o comportamento de uma bateria de íon de lítio. Inicialmente, os autores determinaram a capacidade real da bateria por meio de ensaios laboratoriais. Em seguida, a bateria foi descarregada de forma pulsada, com períodos igualmente espaçados. A partir do perfil de tensão obtido, empregaram uma técnica de análise de curva para obter os parâmetros do MCE, correspondentes a cada camada do processo de descarga.

A técnica de descarga em camadas também foi empregada em Jackey et al. (2013b) para determinar os valores dos elementos do MCE de uma célula de lítio de ferro fosfato. Para isso, foi aplicado uma técnica de identificação de sistemas, na qual os valores dos elementos do MCE foram ajustados iterativamente, de forma a minimizar o erro entre o perfil de tensão simulado pelo MCE e a curva real da bateria.

Com base nas técnicas para identificação dos parâmetros do MCE, que podem ser aplicadas sobre a curva de tensão obtida por meio da técnica de descarga em camadas, apresentam-se, nas subseções seguintes, algumas abordagens encontradas na literatura para determinação dos valores dos elementos que compõem o MCE.

2.4.1 Identificação de sistemas pelos mínimos quadrados

O método dos mínimos quadrados pode ser descrito como um problema de identificação de sistemas que pode ser formulado matematicamente por meio da definição de três

componentes principais: as variáveis do problema - correspondentes às quantidades que se deseja estimar ou controlar; a função objetivo - que expressa o critério a ser minimizado ou maximizado em função dessas variáveis; e as restrições - que delimitam os limites admissíveis das variáveis, também expressas em função delas (Björck, 1990; Nocedal & Wright, 1999; Ranganathan, 2004).

No caso do MCE de baterias, utiliza-se como parâmetro de entrada a corrente e a tensão como saída. Os coeficientes do modelo são obtidos utilizando abordagens de identificação de parâmetros online, com o uso do algoritmo dos mínimos quadrados (Plett, 2015a; Wang et al., 2022). A solução para o problema dos mínimos quadrados, segundo Ranganathan, (2004), pode ser encontrada fazendo uso do algoritmo de Levenberg – Marquardt.

A formulação para o método dos mínimos quadrados como um problema de identificação de sistemas é descrita pela Equação 2.6:

Min:

$$F(x) = \sum_{x=0}^{N} e(x)^2 \tag{2.6}$$

Sujeito a:

$$\underline{x} \leq Parâmetro_1 \leq \overline{x} \tag{2.6a}$$

$$\underline{x} \leq Parâmetro_2 \leq \overline{x} \tag{2.6b}$$

...

$$\underline{x} \leq Parâmetro_N \leq \overline{x} \tag{2.6c}$$

No qual

$$e(x) = y_{referência}(x) - y_{estimado}(x) \tag{2.7}$$

Tratando-se de um problema de identificação de sistemas, o método dos mínimos quadrados é aplicado para encontrar o melhor ajuste para um conjunto de dados, minimizando a soma dos quadrados das diferenças entre os valores de referência e estimados. A formulação da função objetivo (Equação 2.6) é complementada pelas restrições do problema, expressas nas Equações 2.6a a Equação 2.6c.

No caso do MCE, a variável $y_{referência}$ corresponde ao valor de tensão medido no instante de tempo t, enquanto $y_{estimado}$ representa o valor de tensão estimado pelo modelo no mesmo instante. O problema consiste em encontrar os parâmetros OCV, R e C do modelo que minimizem o erro entre os dados experimentais e os valores simulados da curva de operação da bateria.

A identificação dos parâmetros para o modelo de Thévenin de 2° ordem, aplicado a uma bateria veicular, empregando a abordagem dos mínimos quadrados, foi usada por Wei et al. (2018). Para simular o perfil de operação da bateria, os autores descreveram a equação que

representa a tensão nos terminais do dispositivo em sua forma discreta, de modo a encontrar os parâmetros do modelo. Com objetivo de que a curva de tensão simulada rastreasse a curva de tensão real, empregou-se o método de identificação de sistemas pelos mínimos quadrados não lineares. Por fim, a partir dos resultados obtidos, os autores projetaram o modelo de segunda ordem no MATLAB para validar a curva de tensão simulada da bateria com base nos dados de operação do dispositivo.

2.4.2 Análise de curva de tensão

A resposta da tensão da bateria a um pulso de descarga é apresentada na Figura 2.9, a partir da qual os valores dos elementos para um MCE de Thévenin podem ser determinados pelo que rege a Lei de Ohm. Essa análise pode ser estendida a todos os pulsos aplicados durante a descarga em camadas da bateria, permitindo a identificação dos valores dos elementos do circuito para cada região de SOC em que os pulsos ocorrem. (Plett, 2015a, 2015b; Wang et al., 2022).

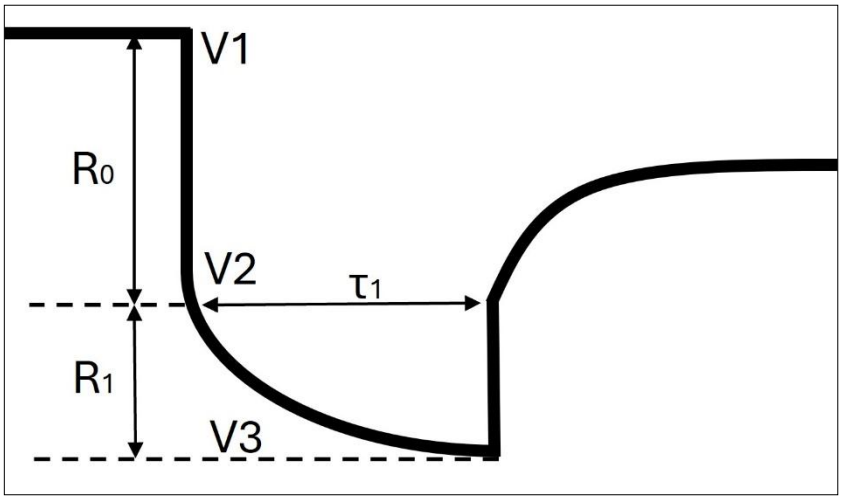

Figura 2.9: Parâmetros análise curva de tensão.

Fonte: Adaptado de Plett (2015a).

A resposta de tensão da célula e/ou bateria consiste em um declínio no início, seguido por uma queda em forma de curva e em seguida uma redução direta é observada. A remoção do pulso de corrente sobre o dispositivo resulta na subida acentuada da tensão, a qual aumenta lentamente até alcançar a tensão de circuito aberto (Dahmane et al., 2017b). A queda abrupta na tensão, assim como a rápida escalada da tensão ao remover a corrente que flui sobre a bateria está relacionada com a resistência interna R_0. A curva exponencial indica a tensão da bateria devido a resistência de polarização R_1C_1 referente ao modelo de Thévenin (Dahmane et al., 2017b).

Associado ao fenômeno mencionado, a resistência em série R_0 pode ser determinada pela Equação 2.8, descrita pela queda abrupta de tensão no momento inicial da descarga, a qual deve ser igual a escalada de tensão quando a corrente que flui pela bateria é removida (Plett, 2015b).

$$R_0 = \frac{V_1 - V_2}{I_{bat}} \tag{2.8}$$

O resistor de polarização ativa, descrito matematicamente na Equação 2.9, relacionado a resposta dinâmica da bateria, pode ser determinado de forma similar a resistência R_0 da bateria, conforme enunciado por Plett (2015b), considerando a diferença de potencial entre os pontos V_2 e V_3 ilustrados na Figura 2.9.

$$R_1 = \frac{V_2 - V_3}{I_{bat}} \tag{2.9}$$

Ainda, conforme enunciado por Plett (2015b), como τ representa a constante de tempo de polarização e define a duração do pulso de descarga, a partir da resistência de polarização e a definição para a constante de tempo τ, a capacitância de polarização C_1 pode ser determinada conforme descrito pela Equação 2.10.

$$\tau = R_1 C_1 \tag{2.10}$$

Em Nemes et al. (2019), os autores avaliaram o modelo de Thévenin aplicando a técnica de identificação dos parâmetros pela análise da curva para a região de 60% do SOC, mantendo os parâmetros constantes durante toda a operação de uma célula de bateria de íons de lítio com capacidade de 3Ah. A análise foi estendida para um modelo de 2° ordem para o qual os parâmetros foram determinados usando a metodologia de descargas pulsadas, permitindo estabelecer os parâmetros para toda a região de carga da bateria com intervalos de SOC igualmente espaçados. Os autores concluíram, ao validar os MCE, que ao estabelecer os parâmetros compreendendo toda a região do SOC, o modelo apresenta maior acurácia em contrapartida ao determinado apenas para uma região. Entretanto, a técnica de análise de curva para a região estabelecida reduz a complexidade e o tempo despendido para determinar os parâmetros, visto que o erro apresentado entre os dois modelos não é significativo.

Em Dahmane et al. (2017a), a bateria em análise foi descarregada de forma pulsada, com intervalos de 5% nos pulsos de descarga. Em seguida, aplicou-se a técnica de análise de curvas sobre o perfil de tensão, a fim de determinar os parâmetros da bateria para cada região do SOC. O modelo resultante foi capaz de simular a tensão do dispositivo com boa precisão, especialmente para cargas com correntes variáveis.

2.4.3 Identificação de sistemas por ajuste de curvas

O método de ajuste de curvas é uma técnica na qual uma equação, contendo os parâmetros do modelo, é ajustada à curva de descarga pulsada para a obtenção dos valores dos elementos do MCE. Neste processo, utiliza-se uma equação que contenha os parâmetros a serem obtidos

no modelo para o ajuste de curva. Os MCE compartilham de técnicas de ajustes de curvas, uma vez que representam os ajustes empíricos dos dados coletados de uma célula/e ou bateria para uma estrutura de modelo compostas por componentes do circuito elétrico/eletrônico (Plett, 2015b). A expressão em relação a tensão nos terminais da bateria para o modelo de Thévenin pode ser descrita pela Equação 2.11:

$$Vbat = OCV - Ibat.R_0 - Ibat.R_1.\left(1 - e^{-\frac{t}{\tau}}\right) \tag{2.11}$$

Por simplificação, a expressão para a tensão nos terminais da bateria pode ser representada pela Equação 2.12, uma vez que o parâmetro R_0 seja determinado pelo método de análise de curvas.

$$V(t) = OCV - Ibat.R_1.\left(1 - e^{-\frac{t}{\tau}}\right) \tag{2.12}$$

As variáveis da formulação podem ser substituídas por constantes conhecidas, conforme expresso na Equação 2.13:

$$y = x_1 - x_2.\left(1 - e^{-\frac{t}{x_3}}\right) \tag{2.13}$$

Para que os parâmetros/constantes sejam determinados de modo que a equação represente adequadamente o perfil de tensão da bateria, o ajuste de curvas comumente é realizado por meio do método dos mínimos quadrados (Wang et al., 2022). O problema envolvendo a identificação dos parâmetros do MCE de Thévenin pode ser descrito como:

Min:

$$\sum_{i=0}^{N}[V_{estimado}(x, x_i) - V_{real}(x_i)]^2 \tag{2.14}$$

Sujeito a:

$$x_1 = OCV \tag{2.14a}$$

$$x_2 = I_{bat}.R_1 \tag{2.14b}$$

$$x_3 = R_1.C_1 \tag{2.14c}$$

$$\underline{x} \leq x_1 \leq \overline{x} \tag{2.14d}$$

$$\underline{x} \leq x_2 \leq \overline{x} \tag{2.14e}$$

$$\underline{x} \leq x_3 \leq \overline{x} \tag{2.14f}$$

Uma metodologia baseada no ajuste de curvas foi proposta por Hu et al. (2013) para a identificação dos parâmetros do MCE de baterias. Os autores avaliaram um modelo de 2° ordem, no qual o problema de ajuste de curvas foi reformulado como um sistema linear, cuja

solução serviu como ponto de partida para o método de Levenberg – Marquardt, proposto para resolver problemas não lineares, melhorando a acurácia do modelo.

2.5 Considerações finais

Neste capítulo, foi realizada uma contextualização a respeito das baterias de íon de lítio, assim como os modelos presentes na literatura para descrever os fenômenos das baterias. Diversos modelos são apresentados, cuja escolha depende, principalmente, da finalidade para a qual serão aplicados. Os MCEs são amplamente utilizados na simulação de circuitos elétricos, permitindo que o perfil de tensão da bateria, para uma determinada entrada de corrente, seja simulado em ambientes virtuais e/ou descrito por meio da equação que representa o circuito.

Os MCE são compostos por uma fonte de tensão, que representa a tensão em circuito aberto da bateria, em série com um resistor responsável por representar a resistência interna, a qual está relacionada às mudanças abruptas de tensão observadas nos momentos iniciais de operação. Os componentes RC, conectados em série ao circuito, adicionam o comportamento dinâmico da bateria ao perfil de tensão simulado, a partir da corrente que é exercida sobre o circuito, ou à própria bateria, em condições de operação real.

A correta representação do perfil de tensão da bateria, com base no MCE, depende da correta identificação dos parâmetros que o compõe. Para isso, foram apresentadas algumas das principais técnicas de identificação de sistemas disponíveis na literatura, voltadas à determinação dos valores dos componentes do modelo. Dentre essas, destaca-se a descarga por pulsos, que permite obter a variação dos parâmetros em função do SOC da bateria.

A fim de analisar as mudanças nos valores dos elementos do MCE relacionadas ao envelhecimento da bateria, serão apresentadas algumas das técnicas utilizadas para a identificação dos valores dos elementos do circuito em função dos ciclos de carga e descarga aos quais a bateria é submetida. No capítulo seguinte, são descritos os processos metodológicos relacionados aos ensaios experimentais e a metodologia empregada para a identificação dos parâmetros do MCE.

Capítulo 3

Materiais e métodos

3.1 Introdução

Alinhado ao objetivo de avaliar as mudanças nos parâmetros do MCE ao longo dos ciclos de operação da bateria, bem como analisar como a degradação afeta os parâmetros do modelo, a Figura 3.1 define a síntese para o delineamento metodológico adotado para a execução deste trabalho.

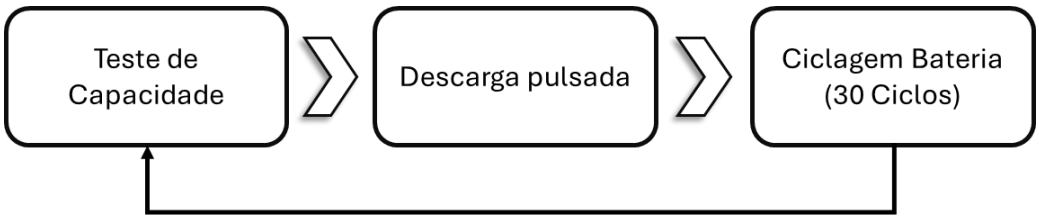

Figura 3.1: Delineamento metodológico.

Fonte: Autoria própria (2025).

Inicialmente, é determinada a capacidade da bateria, seguido pelo ensaio de descarga pulsada para encontrar os parâmetros do modelo. Com propósito de avaliar as mudanças no MCE decorrentes da degradação da bateria, são realizados ciclos contínuos de carga e descarga em processos de CC-CV. Os parâmetros do modelo e a capacidade do dispositivo são novamente determinados a cada intervalo de 30 ciclos, até que se atinja o número de 150 ciclos de carga/descarga da bateria.

Diante do delineamento adotado, para o cumprimento dos ensaios e da identificação dos parâmetros do MCE ao longo dos ciclos de operação da bateria, as próximas seções descrevem os testes e técnicas aplicadas. Para tal, na seção 3.2 é descrita a B2U, oriunda do veículo elétrico, bem como o módulo usado para realização dos procedimentos. São apresentadas as características elétricas do módulo e abordada a construção do MCE em *Matlab/Simulink*®. Nessa seção, também são descritos o comportamento e funcionamento esperado do modelo, bem como as etapas e ferramentas empregadas para a sua implementação. Além do arranjo experimental, estão descritos os ensaios para determinar a capacidade, os parâmetros do modelo e a abordagem para o envelhecimento da bateria.

Dadas as condições estabelecidas na seção 3.2, a seção 3.3 descreve os métodos usados para encontrar os parâmetros do MCE. Três técnicas foram elencadas para determinar os parâmetros a partir da curva de tensão caracterizada pela descarga pulsada: o método de identificação de sistemas pelos mínimos quadrados, análise de curva e ajuste de curvas. Por fim, na seção 3.4 é abordado a metodologia usada para validar tanto o modelo como as técnicas de identificação dos parâmetros.

3.2 Construção do modelo de bateria.

A Figura 3.2 ilustra a bateria de tração de um veículo elétrico desativado, anteriormente pertencente à frota de veículos da Itaipu Binacional e Itaipu Parquetec. No âmbito de baterias de segundo uso, esses dispositivos são removidos dos VE e reutilizados, principalmente, em sistemas de armazenamento, estacionários, devido a sua capacidade remanescente (Li et al., 2023; Liao et al., 2017).

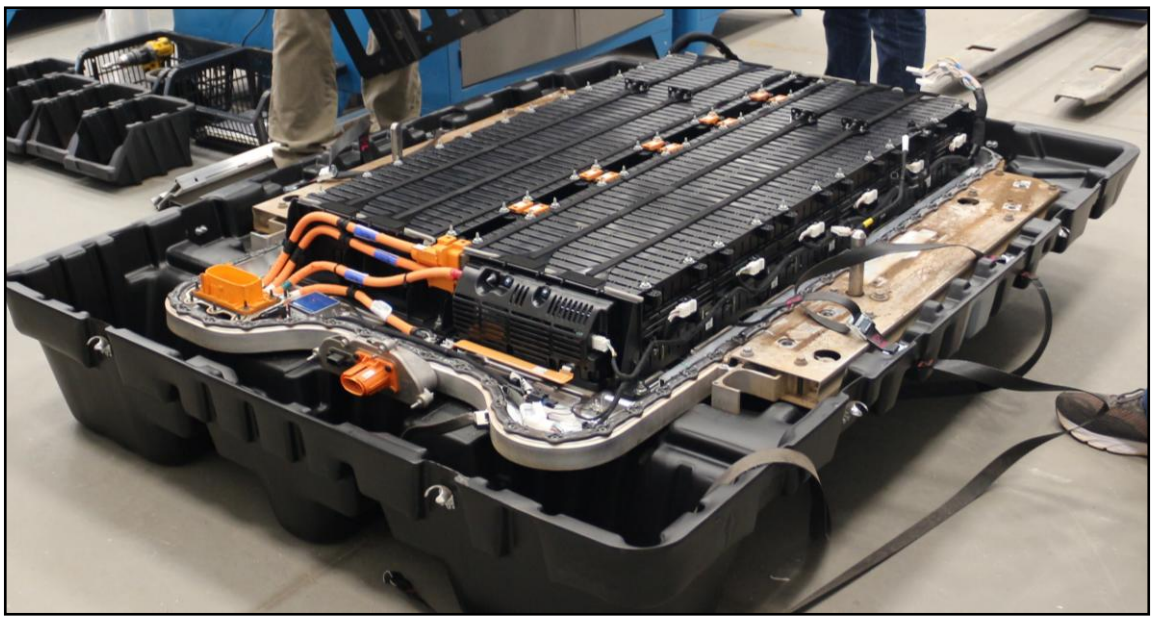

Figura 3.2: Pack bateria veículo elétrico.

Fonte: Autoria própria (2025).

Os módulos individuais (Figura 3.3), que formam o conjunto armazenador, podem ser rearranjados para aplicação em segundo uso, conforme os requisitos específicos de cada uso. A associação desses módulos em série ou paralelo permite a obtenção de diferentes configurações de tensão e capacidade. Assim, a construção de um MCE para um único módulo proporciona maior flexibilidade nas simulações, tornando-o aplicável a diversas finalidades (Li et al., 2023).

Por conseguinte, a bateria representada na Figura 3.3 norteia o objeto de estudo acerca da pesquisa sobre o MCE, servindo como base experimental para realização dos ensaios de extração e avaliação dos parâmetros do modelo ao longo do uso do dispositivo. O dispositivo

em análise se refere a uma bateria de NMC, sendo NMC (níquel, manganês, cobalto), com suas principais características apresentadas na Tabela 3.1.

Tabela 3.1: Características da bateria.

Descrição	Grandezas
Peso	18kg
Dimensões (h; l; p)	13,9cm; 20,3cm; 39,9cm
Capacidade Original	131,2Ah
Tensão Nominal	29V
Tensão Máxima	33V
Tensão Mínima	24V

Figura 3.3: Módulo de bateria.

Fonte: Autoria própria (2025).

Em conformidade com as informações apresentadas, as próximas subseções descrevem a modelagem do MCE de 1ª ordem no ambiente *Matlab/Simulink®,* o arranjo experimental adotado e os procedimentos de ensaio utilizados para coleta dos dados relacionados ao envelhecimento da bateria, bem como a extração dos parâmetros do modelo por meio das técnicas previamente estabelecidas.

3.2.1 Modelo em Matlab/Simulink®

Em geral, o MCE é desenvolvido para representar o perfil de tensão da bateria, tendo como referência uma entrada de corrente. Dessa forma, a tensão nos terminais do modelo varia em função da amplitude e da dinâmica da corrente aplicada, refletindo, por meio de componentes elétricos, o comportamento da bateria (Plett, 2015a; Wang et al., 2022).

A estrutura para simulações do perfil de tensão da bateria é ilustrada na Figura 3.4. O modelo foi construído para a representação de componentes e sinais físicos no ambiente de simulação. O sinal de corrente, usado como entrada do modelo, é convertido em um sinal físico e mantido por uma fonte de corrente controlada, que representa a fonte utilizada para realizar os ensaios e ciclos com a bateria real, enquanto o sinal de tensão é monitorado ao longo do tempo de execução.

O sinal de tensão gerado no domínio físico do modelo é convertido novamente para o formato de sinal compatível com o ambiente *Simulink*, de modo a comparar com os dados de tensão obtidos experimentalmente. A comparação é usada tanto para a aplicação das técnicas de identificação dos parâmetros do MCE, quanto para a posterior validação da resposta do modelo frente aos dados reais.

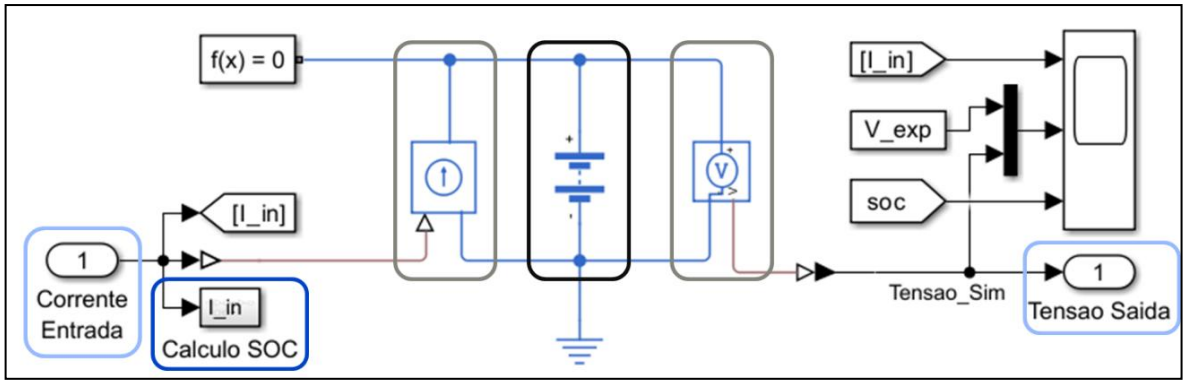

Figura 3.4: Modelo em *Matlab/Simulink®*.

Fonte: Adaptado de Jackey et al. (2013).

O bloco de bateria destacado na cor preta na Figura 3.4 é ilustrado na Figura 2.7 como um MCE de até quinta ordem. Tabelas de consulta podem ser usadas para representar com precisão o comportamento real da bateria. Para a construção deste trabalho, os parâmetros foram determinados para o modelo de Thévenin de 1° ordem, ilustrado na Figura 2.5.

O cálculo do SOC é caracterizado por medir a corrente que circula pela bateria e calcular o acúmulo de capacidade em relação à capacidade total do dispositivo. Considerando que as medidas sejam realizadas em intervalos de tempo Δt, e considerando $t_0 = k\Delta t$ e $t = (k+1)\Delta t$, bem como denotando $k\Delta t = [k]$, tem-se a expressão para a contagem de carga pelo método de *Coulomb* no tempo discreto apresentado pela Equação 3.1:

$$[k+1] = x[k] - \frac{\eta[k].i[k].\Delta t}{Q} \tag{3.1}$$

De forma a mensurar o SOC em que a bateria se encontra durante as simulações, dada uma entrada de corrente, a Equação 3.1 foi implementada no sub-bloco "**I_in**", ilustrado na Figura 3.5.

A capacidade inicial é calculada com base no SOC inicial, sendo então somada a capacidade acumulada (+) ou drenada (-) da bateria para obter a razão entre a capacidade instantânea e total do dispositivo.

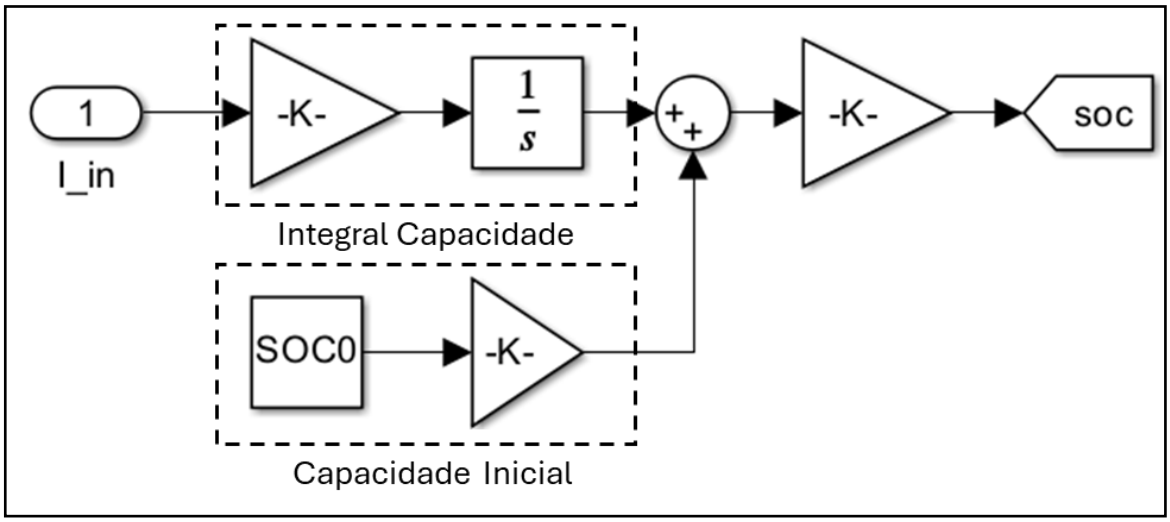

Figura 3.5: Cálculo SOC no *Simulink*.

Fonte: Autoria própria (2025).

Fatores como a falta de informações pertinentes ao uso da bateria em estudo, agravado pela aplicação em segundo uso, reforçam a relevância dos ensaios experimentais descritos na próxima subseção para construção do MCE e a avaliação sobre as mudanças em seus parâmetros, em consonância com a degradação da bateria.

3.2.2 Configuração dos ensaios experimentais.

Para viabilizar ensaios experimentais e a subsequente identificação dos parâmetros necessários para a simulação do modelo proposto, foi montado em laboratório o arranjo de equipamentos apresentado na Figura 3.6, composto por:

- Fonte bidirecional programável;
- Computador;
- Módulo de bateria;
- Câmara climática;

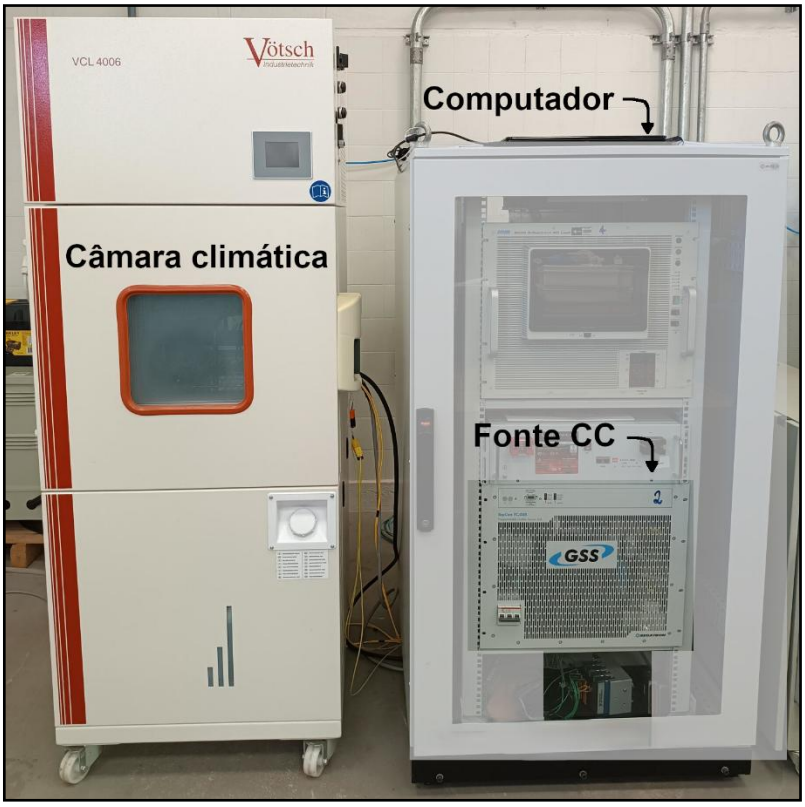

Figura 3.6: Arranjo experimental para realização ensaios.

Fonte: Autoria própria (2025).

A fonte bidirecional é utilizada na realização dos experimentos para carregar e descarregar a bateria de acordo com os scripts executados no computador. A comunicação entre os dispositivos ocorre por meio do protocolo de comunicação RS232, havendo a troca de informações referentes aos parâmetros de operação da fonte e, simultaneamente, a coleta de dados da bateria que são medidos pela própria fonte com resolução de 0,025% em relação ao fundo de escala do equipamento, durante a execução dos ensaios.

Para baterias de íon de lítio de segunda vida, a UL 1974 – *Standard for Evaluation for Repurposing Batteries* UL 1974 (2018) estabelece diretrizes e orientações para avaliação das condições, segurança e capacidade de cada módulo antes de sua integração a um sistema de armazenamento. Embora não determine valores específicos de temperatura e umidade para a ciclagem das baterias, a UL recomenda que os testes sejam conduzidos em ambiente com condições controladas e seguras. Por conseguinte, a bateria foi inserida na câmara climática para a realização dos ensaios sem influência de fatores externos, com temperatura de 22 °C e umidade relativa de 45%.

Estabelecidas as condições para os ensaios, foram adotados procedimentos com base na norma UL 1974, em informações provenientes da literatura e nas diretrizes fornecidas pela *The United States Advanced Battery Consortium* (USABC), instituição norte-americana que propõe metodologias para a classificação de baterias (*USABC,* 2020).

Para o ensaio de referência envolvendo a capacidade, o fabricante sugere que o teste seja realizado com taxa de descarga de C/2, referente à capacidade original, enquanto a USABC estabelece que os ensaios de referência sejam realizados em C/3 da capacidade da bateria, ambos em ambiente controlado. Considerando a degradação da bateria, os ensaios de referência foram realizados com corrente de 50A, valor intermediário entre C/2 e C/3 da capacidade original. A Figura 3.7 ilustra o ensaio de referência para determinar a capacidade atual da bateria.

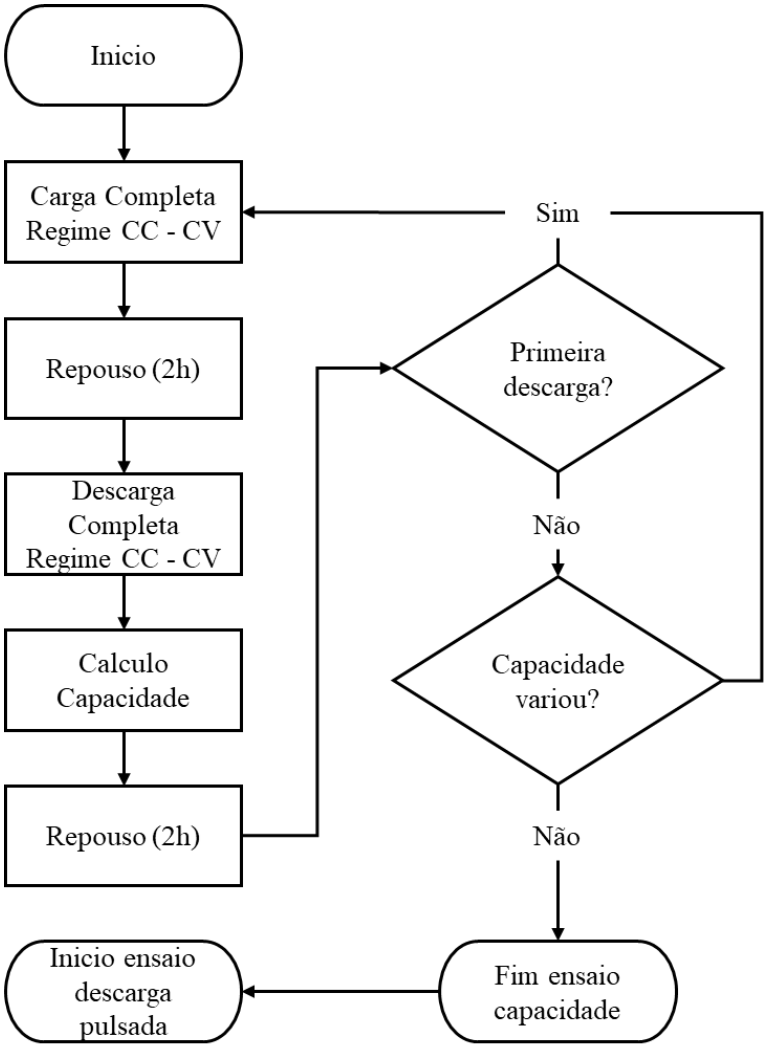

Figura 3.7: Ensaio referência de capacidade.

Fonte: Autoria própria (2025).

Inicialmente, a bateria é carregada em regime de operação CC-CV com corrente constante de 50A até atingir tensão constante de 33V. O processo de carga é interrompido na etapa de tensão constante quando a corrente decai para 2A. Após duas horas em repouso, a bateria é descarregada em regime CC-CV até atingir, respectivamente, tensão de 24V e corrente de flutuação de 2A. Caso seja a primeira descarga o processo é repetido até o momento em que não ocorram variações na capacidade medida.

Após o ensaio de referência, o dispositivo é submetido a novos ensaios. No contexto da modelagem dos processos de carga e descarga, os parâmetros necessários para a construção do modelo podem ser determinados por meio da metodologia de descarga por pulsos, conforme descrito por Huria et al. (2012). Este procedimento envolve, inicialmente, carregar a bateria até sua capacidade máxima, seguido pela descarga em ciclos parciais intercalados por períodos de repouso de uma hora para estabilidade de tensão, conforme ilustrado na Figura 2.8.

O algoritmo para descarga em camadas, descrito no fluxograma da Figura 3.8, consiste em carregar a bateria até 100% de sua capacidade, seguido por reduções de 5% do SOC, intercalados por períodos de repouso de uma hora entre um pulso e outro, até o SOC da bateria atingir 5%. O pulso de corrente drenado da bateria é mantido em -30A até o instante de tempo que haja redução dos 5% do SOC estabelecidos. Após este momento, é verificado o estado atual de carga da bateria e iniciado outro pulso de descarga até atingir o valor de SOC estabelecido.

A carga completa inicial da bateria é realizada com corrente constante de 30A até atingir a tensão máxima do dispositivo armazenador. Em seguida, o processo de carga é mantido em tensão constante até atingir corrente de flutuação de 2A.

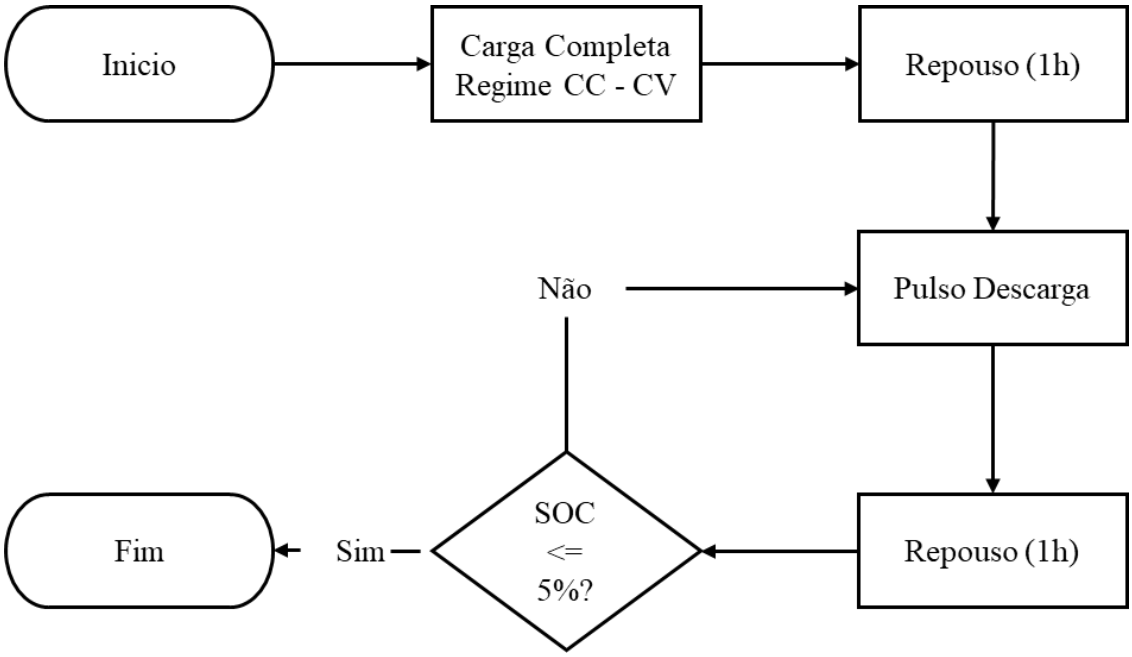

Figura 3.8: Processo descarga pulsada.

Fonte: Autoria própria (2025).

Os parâmetros do modelo, assim como a capacidade, devem ser determinados a cada intervalo de 30 ciclos. Para os ensaios de referência voltados à capacidade das baterias, a USABC estabelece duas categorias: por estimativa de calendário e por número de ciclos. Em ambos os casos, os testes são conduzidos de forma contínua, em ambiente controlado e sob condições específicas de interesse, sendo repetidos até que se atinjam os critérios estabelecidos em termos de tempo ou número de ciclos.

A bateria deve ser submetida a 150 ciclos de carga/descarga, com interrupções a cada 30 para ensaios de referência. A Figura 3.9 ilustra o algoritmo adotado para realização dos testes.

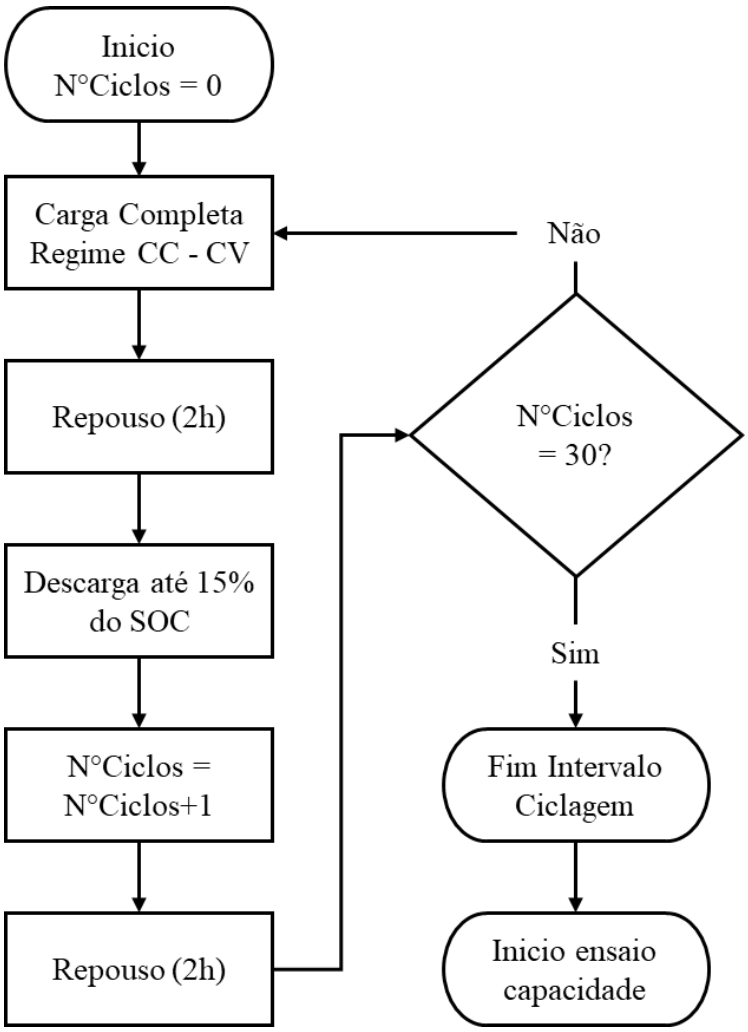

Figura 3.9: Script ciclagem bateria.

Fonte: Autoria própria (2025).

Inicialmente, é feita a carga no modo CC-CV a uma corrente de C/2 da capacidade total até atingir a tensão máxima de operação. Após duas horas em repouso para estabilização térmica, é iniciado o processo de descarga da bateria a mesma taxa de corrente de C/2, até o dispositivo atingir 15% de sua capacidade, com igual intervalo de repouso entre uma etapa e outra.

A duração de cada ensaio está relacionada à capacidade da bateria e ao tempo de repouso estabelecido entre as etapas descritas em cada fluxograma. Entretanto, complicações práticas, principalmente associadas à linha de ar comprimido necessária para o correto funcionamento da câmara climática, prolongaram o tempo total de execução, resultando em aproximadamente seis meses para a realização de 150 ciclos de carga e descarga, incluindo os ensaios de referência realizados a cada 30 ciclos.

3.3 Identificação dos parâmetros do modelo

A partir do modelo em *Matlab/Simulink*® e dos ensaios realizados em laboratório, os parâmetros do MCE de 1° ordem devem ser determinados por três técnicas de identificação, em intervalos de 30 ciclos, a partir do perfil de tensão da descarga em camadas. Dentre elas, a técnica de identificação pelo método dos mínimos quadrados, a análise de curva e o ajuste de curvas, apresentadas nas subseções a seguir.

3.3.1 Formulação para o método dos mínimos quadrados

O MCE em *Matlab/Simulink*® (Figura 3.4) foi construído como um modelo *Single-Input Single-Output* (SISO), como apresentado na Figura 3.10. Para a identificação dos parâmetros, a tensão estimada é otimizada com as mudanças nos parâmetros do modelo, os quais são alterados a cada iteração, de tal maneira a inferir mudanças que minimizem o desvio em relação à tensão real para a descarga pulsada da bateria.

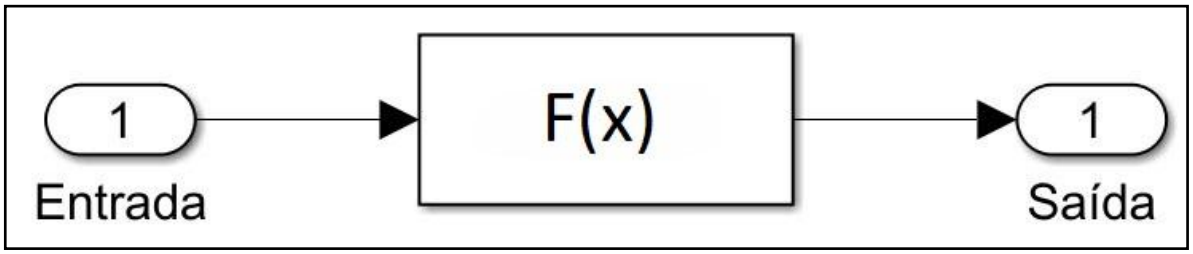

Figura 3.10: Modelo SISO.

Fonte: Autoria própria (2025).

A função objetivo é avaliada em um intervalo de tempo comum para ambas as curvas de tensão, à medida que as variáveis do projeto são atualizadas em cada iteração. O problema para o MCE de 1° ordem, abordado nas análises, é descrito pela Equação 3.2.

Min:

$$F(t) = \sum_{t=0}^{N} [e(t)]^2 \tag{3.2}$$

Sujeito a:

$$24 \leq OCV \leq 33 \tag{3.2a}$$

$$0{,}001 \leq R_0 \leq 1 \tag{3.2b}$$

$$0{,}001 \leq R_1 \leq 0{,}1 \tag{3.2c}$$

$$1 \leq \tau_1 \leq 1000 \tag{3.2d}$$

No qual

$$e(t) = V_{Real}(t) - V_{Simulado}(t) \tag{3.3}$$

Para um modelo de 1° ordem a tensão simulada pode ser descrita pela equação 3.4:

$$V_{simulado}(t) = OCV - I_{bat}(t).R_0 - V_{C1}(t) \tag{3.4}$$

A tensão no capacitor V_{C1} é definida pela seguinte equação diferencial:

$$\frac{dV_{C1}}{dt} = \frac{R_1}{\tau_1}.I_{bat}(t) - \frac{1}{\tau_1}.V_{C1}(t) \tag{3.5}$$

Em termos dos limites e restrições do problema: OCV deve estar dentro dos limites operacionais da bateria, uma vez que essa grandeza representa a tensão da bateria em circuito aberto; R0 corresponde a resistência interna da bateria, e o limite inferior reflete a expectativa de que essa resistência nunca é nula, especialmente considerando o aumento da resistência interna associado à degradação da bateria; R_1, associado ao ramo RC, tem relação com a resposta dinâmica, com valor normalmente menor que R_0; τ_1, também associados ao ramo RC, têm seus limites definidos para capturar as respostas rápida e lenta da curva de relaxamento da tensão na ausência de fluxo de corrente.

As variáveis do MCE a serem determinadas são elencadas em formato tabelado para intervalos de 5% do SOC da bateria, na região de 5% – 100% de carga. A Tabela 3.2 apresenta os valores iniciais para as variáveis do problema.

Dada a problemática em termos de custo computacional na otimização, define-se um limite de 100 iterações, com tolerância de 0,001 para o ajuste dos parâmetros, com o uso de computação paralela em relação aos núcleos do processador.

Os parâmetros encontrados ao atingir o critério de parada, seja pelo número de iterações ou tolerância para o problema, são apresentados da mesma forma como descrito na Tabela 3.2, em que os valores apresentados são os encontrados para minimizar o erro quadrático entre as duas saídas, dada a mesma entrada de corrente.

Tabela 3.2: Valores iniciais parâmetros MCE mínimos quadrados.

SOC	OCV	R0	R1	T_1
1	29	0,01	0,0005	100
0,95	29	0,01	0,0005	100
...	...	...	...	...
0,1	29	0,01	0,0005	100
0,05	29	0,01	0,0005	100

3.3.2 Formulação para o método da análise de curva

A identificação dos parâmetros pelo método de análise de curvas deve ser realizada a partir da curva de tensão para cada intervalo de SOC correspondente à descarga pulsada. Por se tratar de uma análise direta sobre a curva real da bateria, os parâmetros encontrados apresentam relação com o comportamento da bateria observado na descarga em camadas.

Dado o tempo dispendido para a inspeção visual da curva de tensão para cada região de SOC em que os parâmetros são determinados, apresenta-se a contribuição do trabalho envolvendo a identificação dos pontos de interesse da curva.

Sugere-se uma abordagem envolvendo a taxa de variação da tensão em relação ao tempo, ilustrada na Figura 3.11.

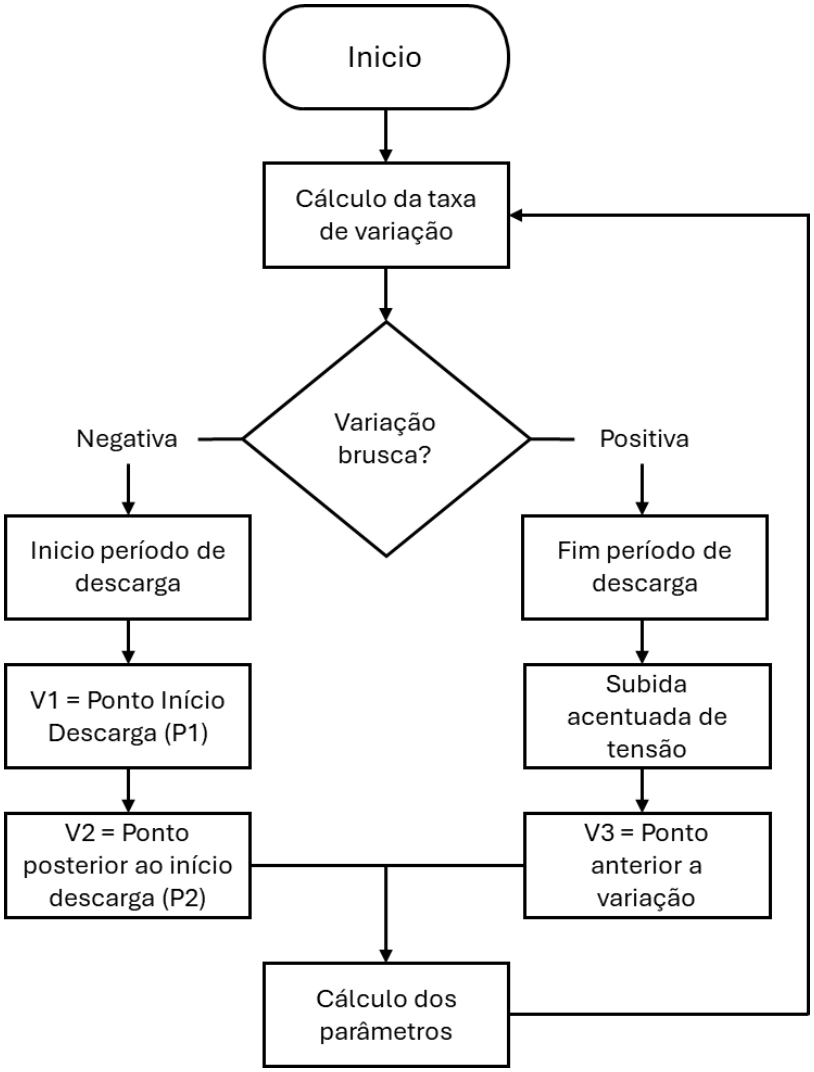

Figura 3.11: Algoritmo identificação parâmetros por análise de curva.

Fonte: Autoria própria (2025).

Quando a taxa de variação for menor que zero, com valor absoluto maior que a média de variação da grandeza, entende-se que houve variação brusca e, por conseguinte, uma mudança na curva de tensão relacionada aos momentos iniciais de descarga, caracterizada pela resistência interna da bateria. Dessa forma, em tempo discreto, os pontos P_1 e P_2 ilustrados na Figura 3.12, respectivamente, correspondem à tensão de relaxamento anterior ao início da descarga e à queda de tensão instantânea provocada pelos momentos iniciais de descarga da bateria.

O mesmo ocorre quando a taxa de variação for positiva em valores absolutos expressivamente maiores que a média de variação. Dessa forma, em tempo discreto, o ponto P_3 corresponde ao ponto anterior à variação brusca provocada pelo fim da descarga da bateria.

A correta identificação dos pontos de tensão deve permitir a determinação dos valores dos elementos do MCE a partir das equações descritas para a técnica de análise de curvas enunciada no Capítulo 2.

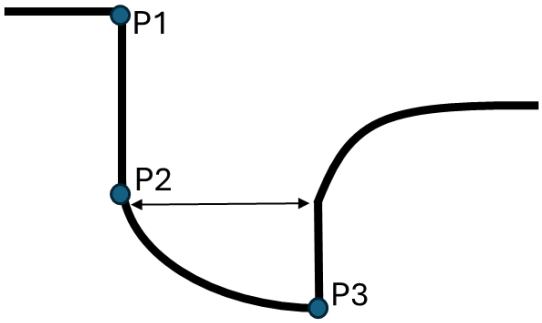

Figura 3.12: Pontos análise de curva.

Fonte: Autoria própria (2025).

3.3.3 Formulação para o método de ajuste de curvas

Para o método de ajuste de curvas, a equação com os parâmetros do modelo deve corresponder à curva da descarga pulsada para obter os valores dos elementos do MCE. Para um modelo não linear, o ajuste de curvas pode ser feito pelo emprego do método dos mínimos quadrados não linear, visando minimizar a diferença entre a curva real da tensão nos terminais da bateria e a obtida a partir da equação que descreve a tensão nos terminais do MCE.

A formulação para encontrar os parâmetros do MCE é descrita pela Equação 3.6:

Min:

$$\sum_{i=0}^{N} [V_{estimado}(x, x_i) - V_{real}(x_i)]^2 \tag{3.6}$$

Sujeito a:

$$x_1 = OCV \tag{3.6a}$$

$$x_2 = I_{bat}.R_1 \tag{3.6b}$$

$$x_3 = R_1.C_1 \tag{3.6c}$$

$$24 \leq x_1 \leq 33 \tag{3.6d}$$

$$0{,}03 \leq x_2 \leq 3 \tag{3.6e}$$

$$1 \leq x_3 \leq 1000 \tag{3.6f}$$

A identificação dos parâmetros para a curva completa de descarga em camadas exigiria a formulação de uma equação de grande complexidade. Dessa forma, apresenta-se a contribuição do trabalho para o método de ajuste de curvas, no qual deseja-se separar a região da curva correspondente a cada intervalo de SOC da descarga pulsada.

A metodologia adotada é ilustrada na Figura 3.13 e baseia-se no cálculo da taxa de variação para segmentar a curva de descarga pulsada em intervalos correspondentes ao SOC. Em seguida, a equação que descreve a tensão terminal do MCE é aplicada para identificar os parâmetros específicos de cada intervalo.

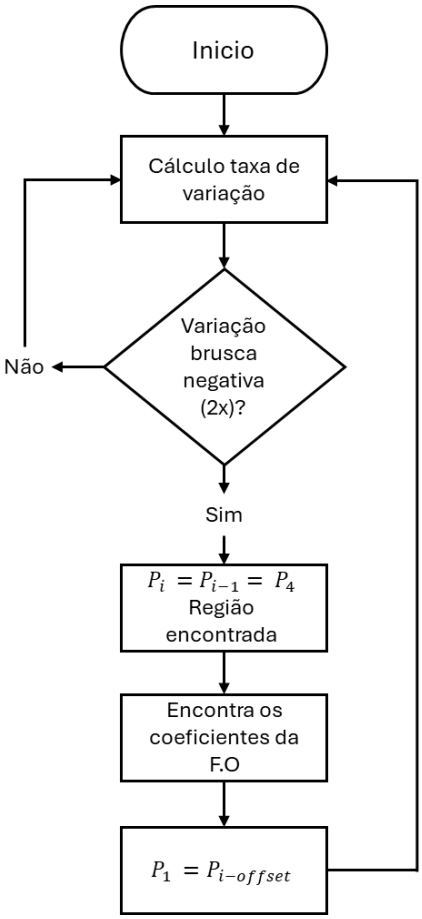

Figura 3.13: Algoritmo identificação por ajuste de curva.

Fonte: Autoria própria (2025).

Os pontos descritos no fluxograma são ilustrados na Figura 3.14, correspondente a dois intervalos de SOC da descarga em camadas. A mudança do ponto P_2 para P_3, assim como do ponto P_4 para P_5, é caracterizada por uma mudança negativa abrupta na taxa de variação da tensão. Ou seja, com a incidência de duas variações abruptas na taxa de variação, é possível determinar a região de interesse do gráfico, compreendida entre P_1 e P_4, tal que para o conjunto de dados em tempo discreto:

$$P_4 = P_{i-1} \tag{3.7}$$

$$P_1 = P_{i-offset} \tag{3.8}$$

O retrocesso no ponto do índice P_1 garante que a próxima região de interesse contenha o período de repouso anterior ao início da descarga. Os coeficientes da função objetivo são determinados de acordo com o estabelecido na Equação 3.6, para formulação do problema de identificação de sistemas.

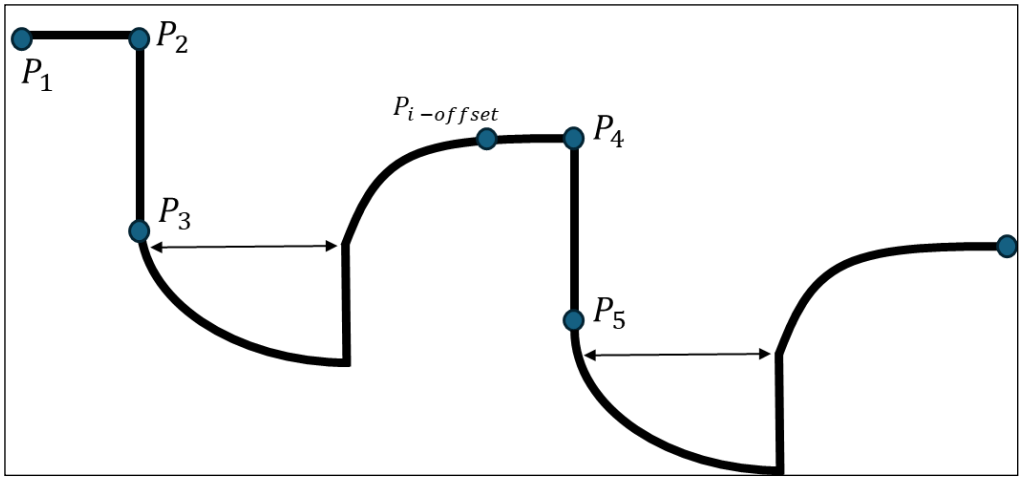

Figura 3.14: Região descarga pulsada.

Fonte: Autoria própria (2025).

3.4 Validação do modelo

O emprego de algumas das técnicas elencadas, com ênfase na técnica dos mínimos quadrados e no ajuste de curva, pode acarretar ajustes excessivos aos dados usados para encontrar os parâmetros do modelo, resultando em uma capacidade reduzida do MCE em simular a curva de tensão da bateria para diferentes cenários de operação.

A validação do MCE com referência aos parâmetros encontrados para cada uma das técnicas segue uma metodologia em que são utilizados dados distintos do conjunto usado na identificação de sistemas. A avaliação final do conjunto de teste, que não foi utilizado durante a identificação, fornece uma estimativa da capacidade de generalização do modelo para diferentes entradas de corrente.

Uma bateria estacionária com aplicação em segundo uso opera comumente em regime de carga e descarga com corrente definida pela demanda que o dispositivo armazenador deve suprir. No que rege o regime de operação descrito, a Figura 3.15 e a Figura 3.16 são apresentadas para validação do modelo quando a bateria estiver em processo de carga e de descarga, respectivamente.

Como os parâmetros do modelo são encontrados a partir de uma curva de tensão, caracterizada pela descarga da bateria, mesmo que com perfil em camadas para identificação dos parâmetros, é importante garantir que o modelo possa representar com precisão as condições em que a bateria está sendo carregada. A Figura 3.15 ilustra um processo real de carga completa da bateria que, inicialmente, encontra-se com cerca de 50% de sua capacidade. Na imagem, é possível observar as regiões de operação para uma carga em CC-CV, fenômenos que se busca representar a partir da correta identificação dos parâmetros do MCE.

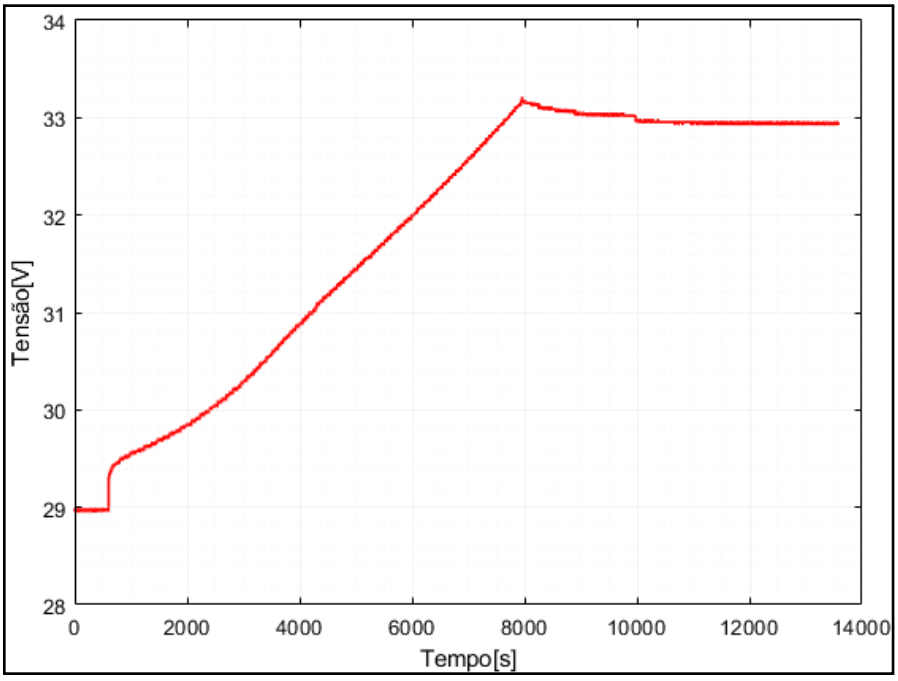

Figura 3.15: Curva de carregamento real para validação do MCE.

Fonte: Autoria Própria (2025).

A Figura 3.16 ilustra o processo de descarga da bateria a partir do momento que se encontra em repouso com 100% de sua capacidade. É possível observar o fenômeno associado à resistência interna, devido à queda abrupta de tensão nos momentos iniciais em que a corrente começa a ser drenada, seguido pelo decaimento de tensão em regime de descarga em corrente constante.

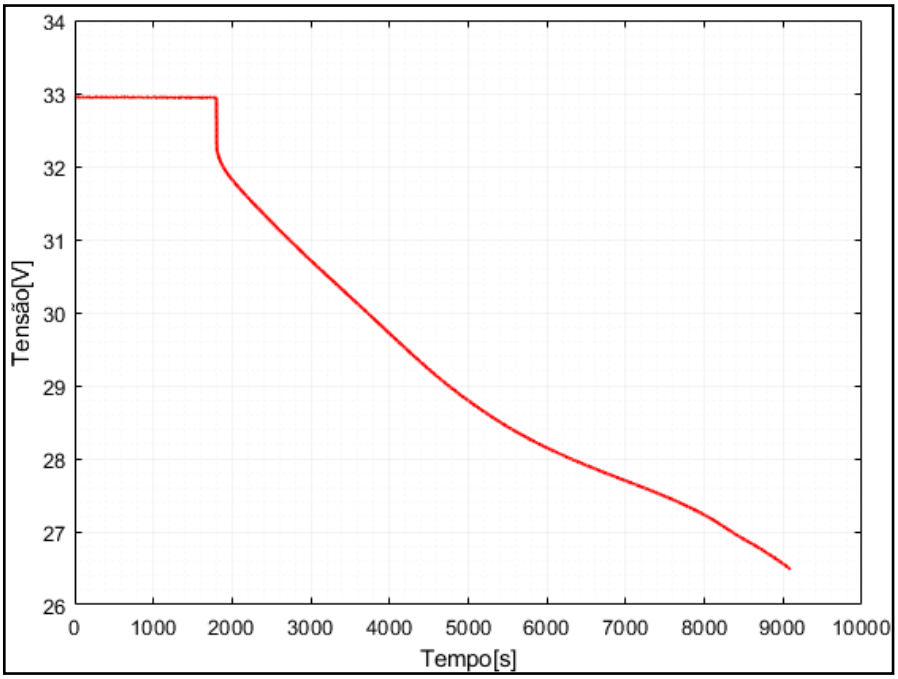

Figura 3.16: Curva de descarga real para validação do MCE.

Fonte: Autoria Própria (2025).

O processo de carga e descarga ilustrado na Figura 3.15 e na Figura 3.16 é repetido a cada intervalo de 30 ciclos decorrentes do envelhecimento da bateria. Dessa forma, o MCE com os parâmetros encontrados pelos métodos supracitados é avaliado em conformidade com o estado de saúde da bateria no qual os parâmetros são determinados.

Por se tratar de conjuntos reais de uma grande quantidade de dados, é importante utilizar métricas que possam ser interpretadas, principalmente para descrever os resultados em termos da diferença entre o valor real e simulado. Para se ter uma visão geral do comportamento do modelo a partir dos parâmetros determinados, o maior erro percentual entre a curva de tensão real e simulada pode não expressar com acurácia a precisão do MCE.

O Erro Médio Absoluto - *Mean Absolute Error* (MAE), expresso na Equação 3.9, mede a média da diferença entre o valor real e o simulado, não sendo afetado por valores discrepantes, principalmente para grandes conjuntos de dados.

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|V_{real,i} - V_{simulado,i}\right| \tag{3.9}$$

O valor de saída da equação tem a mesma escala dos dados utilizados para avaliação. O resultado apresenta o quanto o modelo está variando para mais ou para menos em termos da magnitude da tensão na curva simulada.

O Erro Percentual Absoluto Médio – *Mean Absolute Percentage of Error* (MAPE) ilustra a porcentagem do erro em relação aos valores reais. Representado na Equação 3.10, é

semelhante ao MAE, com o acréscimo da divisão pelos dados reais, trazendo uma compreensão mais abrangente do resultado do MAE.

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{V_{real,i} - V_{simulado,i}}{V_{real,i}}\right| . 100\% \quad (3.10)$$

O Erro Quadrático Médio – *Mean Squared Error* (MSE) eleva a diferença entre as duas curvas ao quadrado para penalizar valores que sejam muito diferentes entre o previsto e o real. Portanto, quanto maior o valor do MSE, menor é a performance do modelo em relação aos dados reais de operação.

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(V_{real,i} - V_{simulado,i}\right)^2 \quad (3.11)$$

Dessa forma, a combinação de MAE, MAPE e MSE oferece uma avaliação equilibrada da acurácia do MCE. Enquanto o MAE quantifica o erro médio absoluto, o MAPE contextualiza os desvios em termos percentuais e o MSE destaca discrepâncias pontuais de maior magnitude, garantindo que tanto erros sutis quanto acentuados sejam considerados na avaliação do MCE para os parâmetros determinados ao longo do número de ciclos.

3.5 Considerações finais do capítulo

Neste capítulo foram apresentados os materiais pertinentes para o cumprimento do trabalho proposto, bem como as metodologias abordadas para sua execução. A bateria em análise se trata de um módulo de segunda vida, oriunda de um veículo elétrico pertencente à frota de veículos da Itaipu Binacional e Itaipu Parquetec. Com o intuito de avaliar as mudanças nos parâmetros do MCE, foi elencado o conjunto de equipamentos e estabelecidos os procedimentos experimentais a serem adotados.

Para identificação dos parâmetros do MCE, foram elencadas três técnicas empregadas sobre a curva experimental de descarga pulsada da bateria, dentre elas o método dos mínimos quadrados; análise de curva e ajuste de curvas. Para as duas últimas técnicas, foram apresentadas contribuições específicas voltadas à aceleração do processo de identificação dos parâmetros do MCE, bem como à mitigação de erros decorrentes da interferência do fator humano. Tratando-se de grandes conjuntos de dados, foram elencadas as métricas usadas para avaliar a performance do modelo com base em cada uma das técnicas usadas para encontrar seus parâmetros.

Os procedimentos, técnicas e ferramentas descritos ao longo deste capítulo constituem a base metodológica para os resultados e discussões apresentados no capítulo seguinte, em relação à identificação e avaliação das mudanças nos parâmetros do modelo ao longo dos ciclos de operação da bateria.

Capítulo 4

Resultados e discussões

4.1 Introdução

A partir dos ensaios realizados em laboratório com a bateria de lítio e do MCE de 1° ordem implementado em ambiente Matlab/*Simulink*®, são apresentados neste capítulo os resultados obtidos com as técnicas aplicadas para identificar os valores dos elementos que compõem o modelo ao longo do período de ciclagem da bateria, bem como as mudanças associadas ao envelhecimento e à perda de capacidade da bateria.

Foi analisada a variação nos valores dos elementos do MCE ao longo dos ciclos de operação, para cada uma das técnicas de identificação abordadas.

Para obter os parâmetros do MCE, foi adotado o método de descargas pulsadas supracitado no Capítulo 3. A resposta de tensão ao longo dos pulsos de corrente de descarga permitiu a identificação dos parâmetros elétricos do modelo pelo emprego das três técnicas mencionadas. Nas subseções seguintes, estão descritos os resultados obtidos com o uso de cada uma das técnicas, tanto em relação à extração dos parâmetros quanto à acurácia do modelo obtido a partir de cada abordagem.

4.2 Identificação de sistemas pelo método dos mínimos quadrados

A partir do modelo em *Matlab/Simulink*®, os parâmetros foram ajustados para obter uma resposta simulada que reproduzisse o sinal de referência – neste caso, a tensão medida. O solver buscou minimizar a função de erro, representada pela diferença entre as respostas medidas e simuladas, respeitando as restrições estabelecidas na formulação do problema.

A Figura 4.1 ilustra as curvas de tensão real (na cor azul) e simulada (na cor vermelha) da bateria, obtidas após a identificação dos parâmetros para cada intervalo de SOC. Como o objetivo é que a curva simulada apresente um comportamento igual ou semelhante ao da curva experimental, pode-se concluir que o modelo foi ajustado com sucesso.

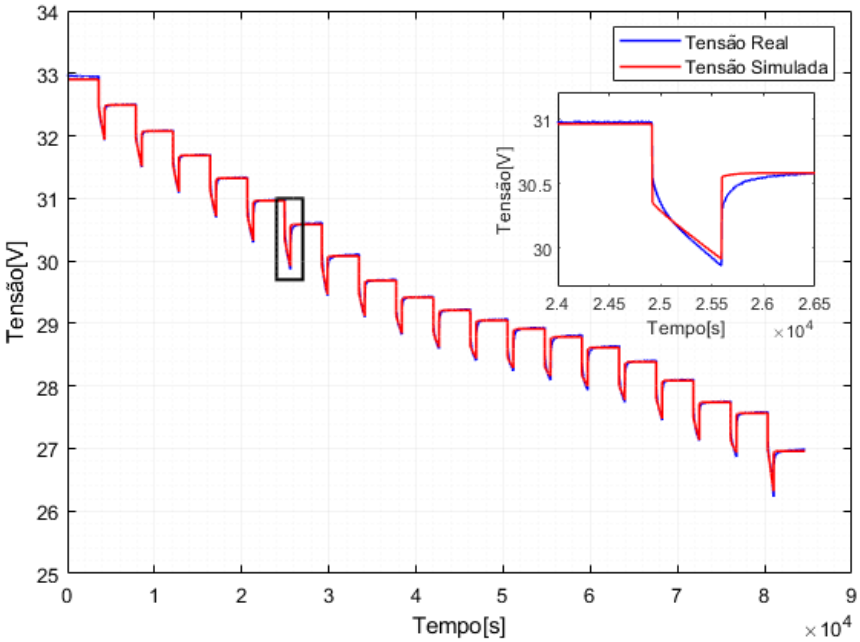

Figura 4.1: Identificação Parâmetros Min².

Fonte: Autoria Própria (2025).

A diferença entre as duas curvas pode ser observada com mais detalhes na região ampliada do gráfico. As maiores discrepâncias ocorrem nas transições do estado de descarga para o estado de repouso da bateria. Nos demais intervalos, as curvas permanecem predominantemente sobrepostas.

Os parâmetros do MCE foram determinados a cada intervalo de 30 ciclos de carga e descarga do dispositivo armazenador. A acurácia do modelo, em termos de diferença entre as duas curvas após a identificação dos valores dos elementos do MCE, é descrita na Tabela 4.1 para cada intervalo analisado. Foram utilizadas três métricas para avaliar a precisão da simulação pelo modelo de bateria: MAE, MAPE e MSE.

Tabela 4.1: Acurácia do modelo a partir dos mínimos quadrados.

Mínimos Quadrados			
N° Ciclos	MAE [V]	MAPE [%]	MSE [V^2]
0	0,0199	0,0675	0,0009
30	0,0144	0,0493	0,0004
60	0,0206	0,0698	0,0009
90	0,0227	0,0780	0,0010
120	0,0215	0,0734	0,0010
150	0,0226	0,0777	0,0011

Ao avaliar o MAE para cada um dos ciclos em que os parâmetros foram identificados, cujos valores variam entre 0,0144 V e 0,0227 V ao longo de todo o período de descarga pulsada,

fica evidente a correspondência entre as duas curvas, que se apresentam praticamente sobrepostas. Em termos percentuais, o desempenho do MCE com os parâmetros identificados apresentou MAPE inferiores a 0,1%, variando entre 0,0493% e 0,0780%. A fim de penalizar discrepâncias mais acentuadas entre os valores previstos e os reais, o erro quadrático médio apresentou valores com oscilações entre 0,0004V² e 0,0011V². Em consonância com o observado na Figura 4.1, as métricas calculadas indicam uma boa precisão para o modelo.

A Figura 4.2 descreve os valores resultantes para os parâmetros do MCE em cada intervalo de SOC avaliado, para a técnica dos mínimos quadrados. Após cada pulso de descarga, a tensão nos terminais da bateria decai linearmente até atingir a tensão de repouso correspondente ao menor intervalo de SOC avaliado. O parâmetro OCV, que representa a tensão nos terminais da bateria em circuito aberto, pode ser observado na Figura 4.2a**,** para a região de SOC em que foi determinado**.**

Todos os parâmetros ilustrados resultam do processo de otimização para minimizar o valor de erro entre as duas curvas avaliadas e, portanto, não representam necessariamente os fenômenos físicos relacionados ao dispositivo armazenador. Tal fato pode ser observado na Figura 4.2b, Figura 4.2c e Figura 4.2d, nas quais os parâmetros não exibem uma tendência definida. O modelo pode ter sua principal empregabilidade em aplicações que exigem alta confiabilidade, devido à precisão apresentada entre a curva simulada e real.

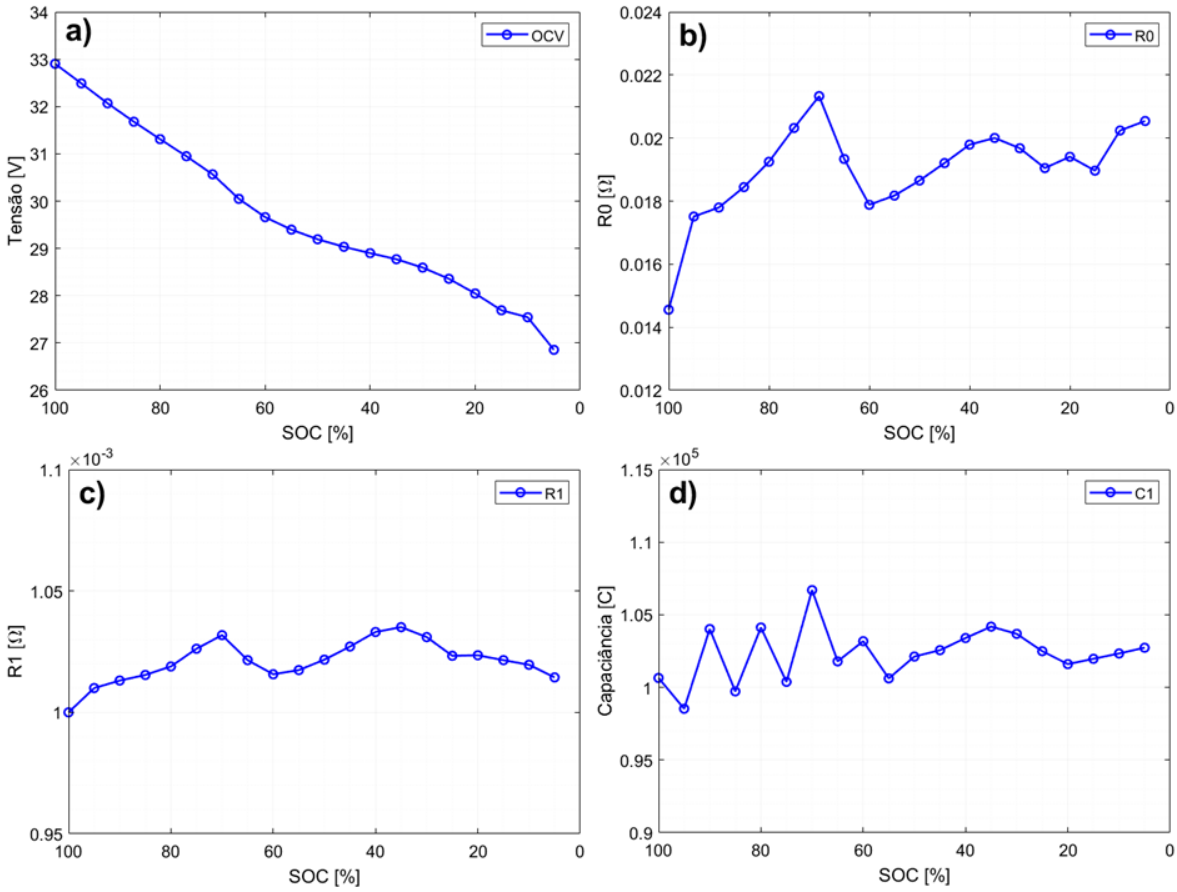

Figura 4.2: Parâmetros encontrados pelos mínimos quadrados.

Fonte: Autoria Própria (2025).

4.3 Análise da curva de tensão

A partir da identificação dos parâmetros do modelo pelo método de análise de curvas, a curva de descarga pulsada foi simulada e comparada à curva de tensão real da bateria, usando o modelo construído em *Matlab/Simulink®*. O contraste entre as duas curvas é ilustrado na Figura 4.3, na cor azul a curva de tensão real e na cor vermelha a curva de tensão simulada.

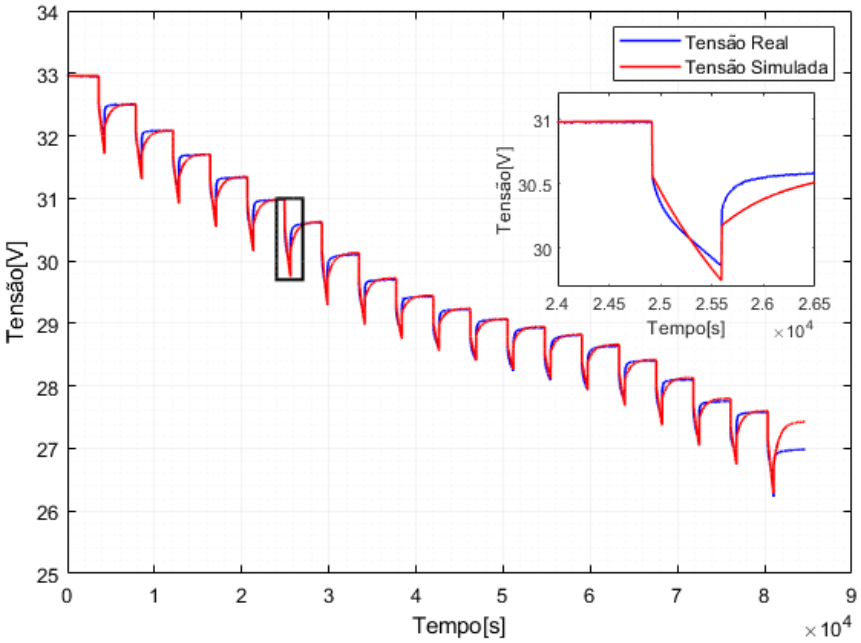

Figura 4.3: Identificação Parâmetros Análise de Curva.

Fonte: Autoria Própria (2025).

Durante os períodos de repouso, observa-se, na região ampliada do gráfico da Figura 4.3, que a curva simulada apresenta resposta consistente em relação à curva real, com variações de tensão pouco expressivas entre ambas. As maiores discrepâncias ocorrem durante os pulsos de descarga, sendo mais pronunciadas na transição do regime de descarga (fim do pulso) para o estado de repouso do dispositivo armazenador.

As simulações do MCE, utilizando os parâmetros obtidos por meio da técnica de análise de curva aplicada ao final de cada intervalo de 30 ciclos, apresentaram boa precisão em relação à curva de operação, como ilustrado na Tabela 4.2.

O MAE para a curva de tensão simulada ficou entre 0,0570V e 0,0738V. Houve um aumento no MAPE, com variações entre 0,1964% e 0,2587% para todo o período de descarga pulsada, quando comparado ao método dos mínimos quadrados. O MSE, usado para acentuar discrepâncias entre as duas curvas, apresentou resultados consistentes para todos os ciclos avaliados, com valores entre 0,0102 V^2 e 0,0282V^2, indicando que, durante todo o período, não houve grandes diferenças entre as duas curvas.

Tabela 4.2: Acurácia do modelo a partir da Análise de Curva.

Análise de Curva			
N° Ciclos	MAE [V]	MAPE [%]	MSE [V^2]
0	0,0570	0,1964	0,0102
30	0,0618	0,2141	0,0137
60	0,0599	0,2070	0,0123
90	0,0646	0,2248	0,0172
120	0,0738	0,2587	0,0281
150	0,0737	0,2584	0,0282

O método da análise de curva consiste em encontrar os parâmetros diretamente do perfil de tensão em descarga pulsada da bateria e, portanto, tende a apresentar maior correlação com os fenômenos físicos relacionados à unidade armazenadora. Os parâmetros identificados a partir da aplicação dessa técnica estão ilustrados na Figura 4.4.

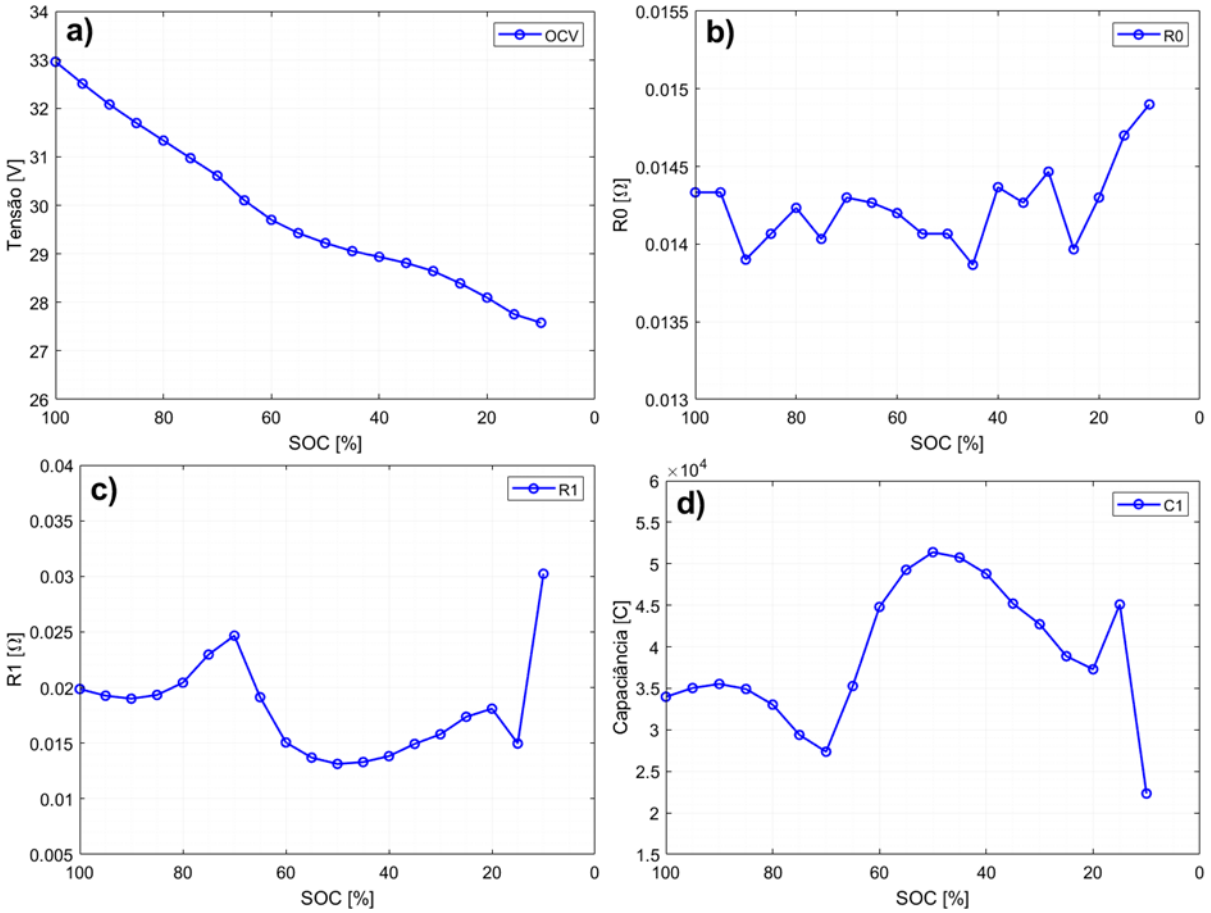

Figura 4.4: Parâmetros encontrados análise de curva.

Fonte: Autoria Própria (2025).

Para o parâmetro OCV, o comportamento linear observado anteriormente se repete com a técnica empregada, apresentando decaimento linear durante os pulsos de descarga do

dispositivo. As maiores mudanças referente aos parâmetros de resistência são observadas no menor intervalo de SOC. Conforme Qian (2019), o aumento de resistência interna do dispositivo se reflete nas zonas próximas ao limite de descarga da bateria, com aumentos significativos em relação às demais faixas do SOC.

O aumento da resistência interna do dispositivo impacta diretamente na resposta dinâmica, tal que descargas mais profundas resultam em quedas de tensão mais acentuadas quando a bateria se encontra nos limites inferiores do SOC. Dado o aumento na resistência interna do dispositivo, as mudanças também podem ser observadas nos demais parâmetros relacionados a constante de tempo que governa a resposta dinâmica da bateria. Tal comportamento pode ser observado na Figura 4.4b, Figura 4.4c e Figura 4.4d, nas quais é possível observar o aumento das resistências do MCE e na queda acentuada da capacitância.

4.4 Identificação de sistemas por ajuste de curvas

Inicialmente, conforme supracitado no Capítulo 3, a análise da curva de tensão foi utilizada para determinar o valor do parâmetro de resistência R_0, por meio da observação da variação instantânea de tensão no início do pulso de corrente. Para isolar os trechos relevantes da curva, correspondentes a cada trecho do SOC do dispositivo armazenador, a taxa de variação da tensão em relação ao tempo foi novamente empregada. A partir desses trechos, foi realizada a estimativa dos parâmetros do modelo por meio do processo de identificação de sistemas, utilizando o método dos mínimos quadrados com o algoritmo de Levenberg-Marquardt. Após a identificação dos valores dos elementos do MCE, a curva de tensão foi simulada para a descarga pulsada da bateria, conforme expresso na Figura 4.5.

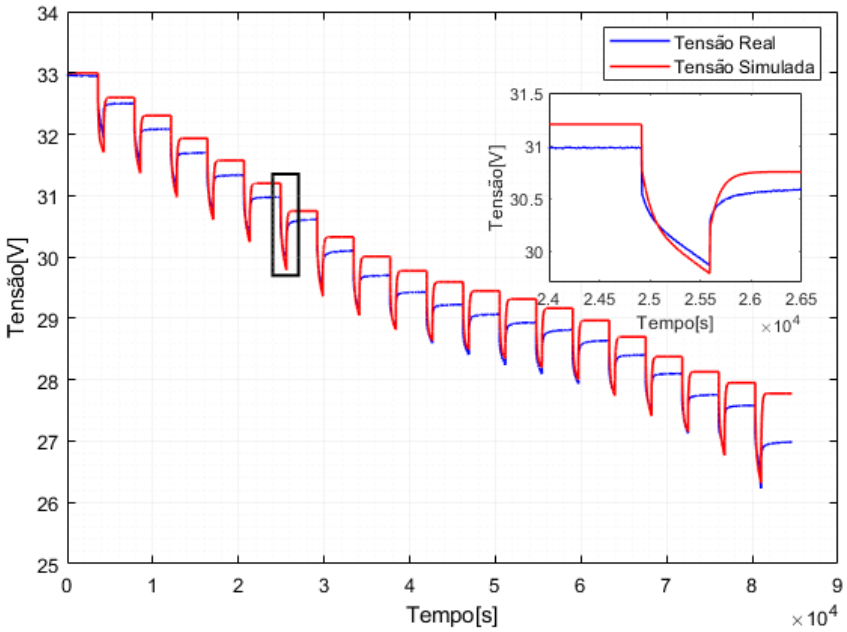

Figura 4.5: Identificação Parâmetros Ajuste de Curva.

Fonte: Autoria Própria (2025).

Em contraste ao ocorrido na simulação da bateria com os parâmetros identificados pelas outras técnicas, os períodos de repouso acarretaram maior diferença entre a curva simulada e a real, ocorrendo maior similaridade nos instantes de resposta dinâmica da bateria, conforme ilustrado na região ampliada do gráfico.

A acurácia do modelo com os parâmetros identificados é ilustrada na Tabela 4.3, em termos dos erros apresentados entre as duas curvas da Figura 4.5.

Tabela 4.3: Acurácia do modelo a partir do Ajuste de Curva.

Ajuste de Curva			
N° Ciclos	MAE	MAPE [%]	MSE[V²]
0	0,2707	0,9207	0,0994
30	0,2688	0,9148	0,0966
60	0,2675	0,9105	0,0964
90	0,2639	0,8988	0,0922
120	0,2576	0,8782	0,0879
150	0,2590	0,8829	0,0887

O erro médio para as curvas avaliadas apresentou valores entre 0,2576 e 0,2707V, tal que a diferença de tensão pode ser observada na região ampliada do gráfico. O período de repouso é o momento em que se observa a maior diferença entre as duas curvas da Figura 4.5.

Em termos da MAPE, os valores encontrados apresentam erro inferior a 1%, sem diferenças significativas entre as duas curvas, conforme evidenciado tanto pela Figura 4.5 quanto pela média quadrática do erro.

Para as três técnicas avaliadas, o parâmetro OCV apresentou o mesmo perfil de decaimento linear. Esse comportamento se deve ao maior tempo em repouso da bateria durante a operação, caracterizando a tensão de circuito aberto. A resistência interna R_1 — Figura 4.6b — foi obtida a partir da técnica de análise de curva e apresenta os mesmos resultados ilustrados na Figura 4.4b. A combinação das duas técnicas apresenta influência na identificação dos demais parâmetros, principalmente na extremidade inferior da região de SOC da bateria, onde ocorre o aumento da resistência e, consequentemente, a diminuição da capacitância do MCE.

A combinação das duas técnicas impacta diretamente a identificação dos demais parâmetros do modelo, com efeitos mais pronunciados na extremidade inferior da faixa de SOC da bateria. Nessa região, observa-se um aumento expressivo da resistência interna, o que acarreta, por consequência, uma redução nos valores de capacitância estimados do MCE sob baixos níveis de carga.

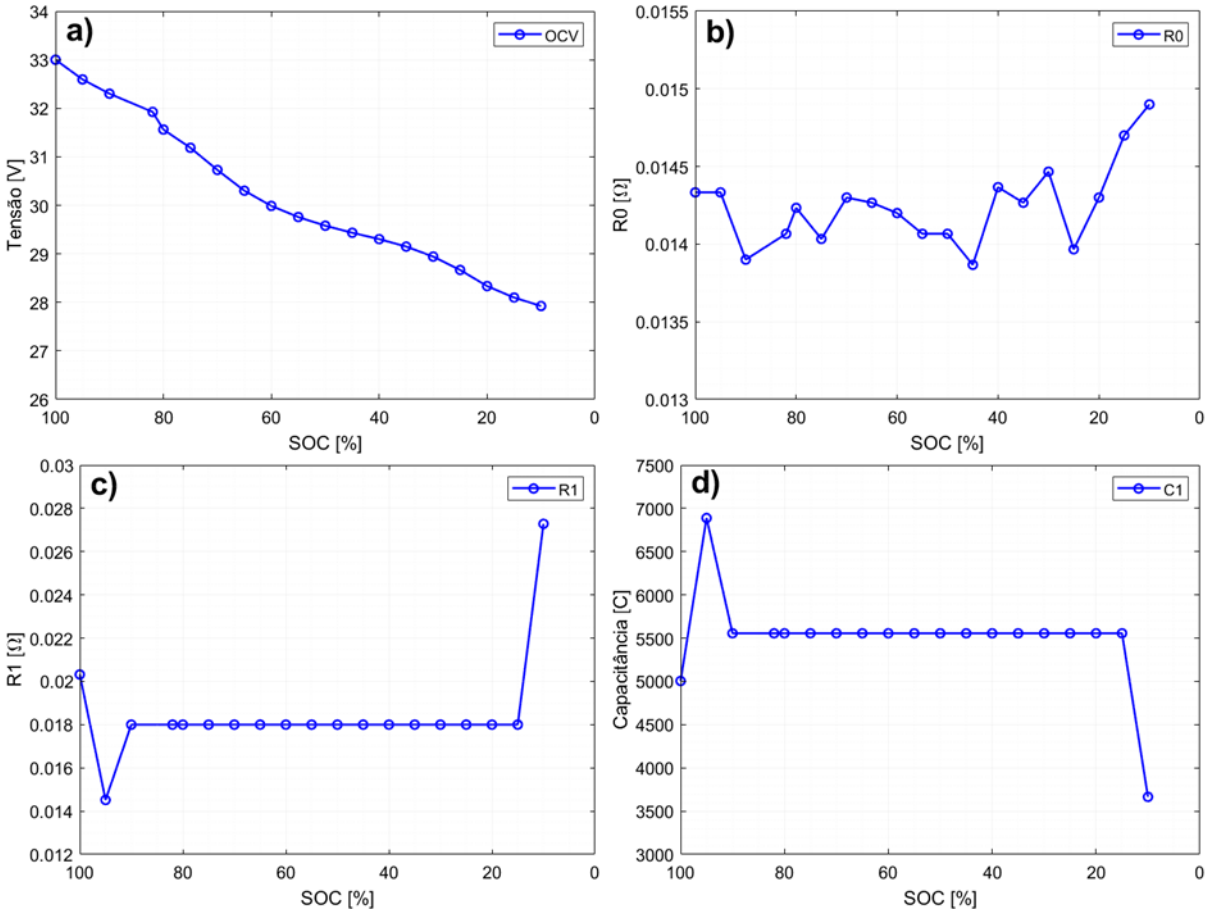

Figura 4.6: Parâmetros encontrados ajuste de curva.

Fonte: Autoria Própria (2025).

4.5 Contraste entre os modelos

Com o objetivo de avaliar o desempenho do modelo proposto com os parâmetros obtidos por meio das três técnicas de identificação apresentadas, foram realizadas simulações de duas curvas experimentais distintas: uma curva do processo de carga da bateria e outra correspondente ao processo de descarga. A validação foi conduzida por meio da comparação entre os resultados simulados e os dados experimentais, sendo adotados como métricas de desempenho o MAE e o MAPE.

A análise foi conduzida para cada intervalo em que os parâmetros foram determinados. São apresentadas as curvas de validação para carga e descarga, referentes ao MCE com os parâmetros identificados para o início do período de ciclos de bateria. A acurácia do modelo é apresentada em formato de tabela, para cada intervalo de 30 ciclos de operação.

Para garantir que não tenha ocorrido o *overfitting* dos resultados obtidos, principalmente para o método dos mínimos quadrados e do ajuste de curvas, o modelo foi inicialmente validado para uma carga completa da bateria partindo de 45% de carga.

O resultado da simulação do MCE, com os valores de seus elementos obtidos de cada uma das técnicas elencadas, é apresentado na Figura 4.7. O método dos mínimos quadrados apresentou os melhores resultados, seguido pela análise de curva e, em seguida, pelo método de ajuste de curva. A diferença na magnitude de tensão entre as curvas pode ser observada na região de ampliada da figura.

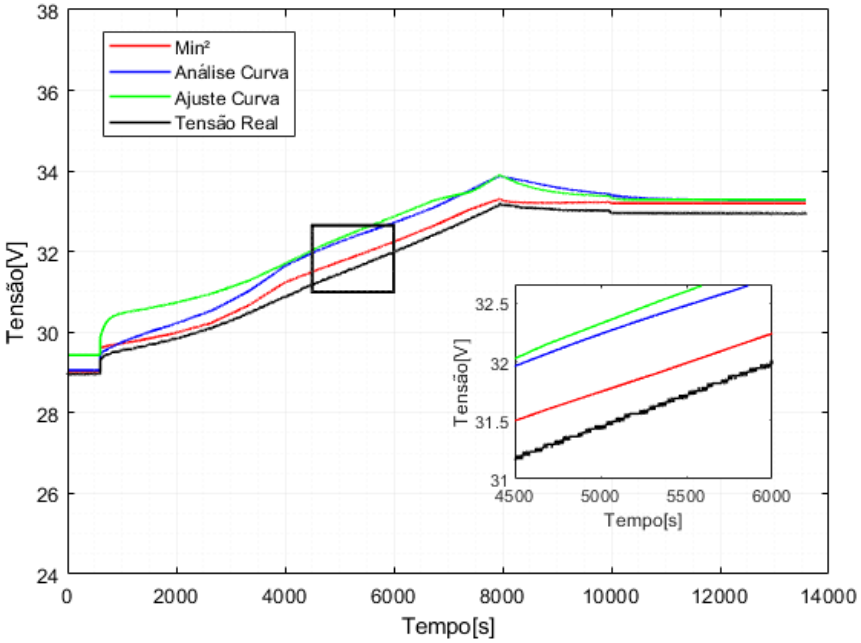

Figura 4.7: Validação Curva de Carga.

Fonte: Autoria Própria (2025).

Em termos do erro médio para a curva avaliada, os resultados são ilustrados na Tabela 4.4. Em consonância ao observado na Figura 4.7, o menor erro médio para todos os intervalos avaliados se deu para o modelo com os parâmetros identificados com o método dos mínimos quadrados. Para os primeiros 120 ciclos, os resultados indicaram uma diferença de 0,1928 a 0,2473V, com um ponto de discrepância no último intervalo avaliado, em que a diferença média entre as duas curvas foi inferior a 0,0357V.

A diferença média entre as curvas real e simulada, para o modelo com os parâmetros obtidos por meio da técnica de análise de curvas, apresentou resultados consistentes em todos os intervalos avaliados. O erro médio entre as curvas variou de 0,4595 a 0,5116 V, sem ocorrência de pontos de discrepância entre os ciclos analisados.

Para o modelo em que foi empregada a técnica de ajuste de curvas, observaram-se, com exceção do intervalo de 60 ciclos, as maiores diferenças entre as tensões real e simulada. Conforme ilustrado na Figura 4.7, a tensão da bateria apresenta-se deslocada ao longo do eixo das ordenadas em todos os instantes, o que contribui para a menor acurácia do modelo em termos de erro médio.

Tabela 4.4: Validação – Erro médio curva de carga.

Erro médio absoluto [V]			
N° Ciclos	Mínimos Quadrados	Análise Curva	Ajuste Curva
0	0,2150	0,4982	0,6358
30	0,2473	0,4733	0,6297
60	0,2162	0,5116	0,2506
90	0,1995	0,4808	0,6300
120	0,1928	0,4797	0,6264
150	0,0357	0,4595	0,6246

Os resultados apresentados na Tabela 4.5 referem-se ao MAPE, calculado para a mesma curva na qual foi avaliado o erro médio. Como esperado, os resultados estão alinhados a Tabela 4.4, com os maiores percentuais de acurácia ocorrendo nos mesmos intervalos para ambas as métricas.

A avaliação percentual do MAPE revela o quão próxima uma curva está da outra, permitindo uma interpretação mais intuitiva do desempenho do modelo em termos relativos. Nos intervalos em que o MAPE apresentou menores valores, pode-se inferir uma maior aderência do modelo à curva experimental, reforçando a consistência dos parâmetros identificados. Esses resultados corroboram a análise do erro médio e evidenciam a confiabilidade do modelo.

Tabela 4.5: Validação – Média percentual curva de carga.

Média percentual absoluta do erro [%]			
N° Ciclos	Mínimos Quadrados	Análise Curva	Ajuste Curva
0	0,6699	1,5340	1,9782
30	0,7651	1,4588	1,9591
60	0,6733	1,5739	0,8657
90	0,6210	1,4812	1,9597
120	0,5992	1,4767	1,9481
150	0,1206	1,4156	1,9422

O método dos mínimos quadrados apresentou MAPE próxima a 0,5% para os intervalos avaliados, com exceção do intervalo de 150 ciclos. O método de análise de curvas, para todo o período em análise, apresentou percentual de erro próximo a 1,5%. Por fim, o método de ajuste de curvas apresentou MAPE em torno de 2%, excetuando-se o intervalo de 60 ciclos.

Em termos percentuais, as diferenças entre os resultados do modelo simulado com os parâmetros de cada método não se mostraram expressivas. Nesse contexto, é fundamental considerar não apenas a complexidade envolvida na identificação dos parâmetros, mas também a capacidade de cada abordagem em representar, no modelo, os fenômenos físicos que ocorrem na bateria.

A avaliação se estendeu para uma curva de descarga diferente da usada para encontrar os parâmetros do MCE. Para o período avaliado, a bateria se encontra em 100% do seu estado de carga e passa a ser descarregada em CC até atingir 10% do nível de sua capacidade.

As curvas referentes a simulação do MCE, utilizando os parâmetros encontrados pelas três diferentes técnicas de identificação aplicadas à curva de descarga pulsada, é apresentada na Figura 4.8, para uma curva de descarga em CC da bateria. Conforme ilustrado no gráfico, a simulação utilizando os parâmetros obtidos pelo método dos mínimos quadrados apresentou uma resposta muito próxima da curva real, com ambas praticamente sobrepostas. Diferentemente do observado durante a validação do modelo no processo de carga, na análise da descarga em CC, o MCE com parâmetros do método de ajuste de curvas apresentou desempenho superior ao modelo baseado na análise de curva.

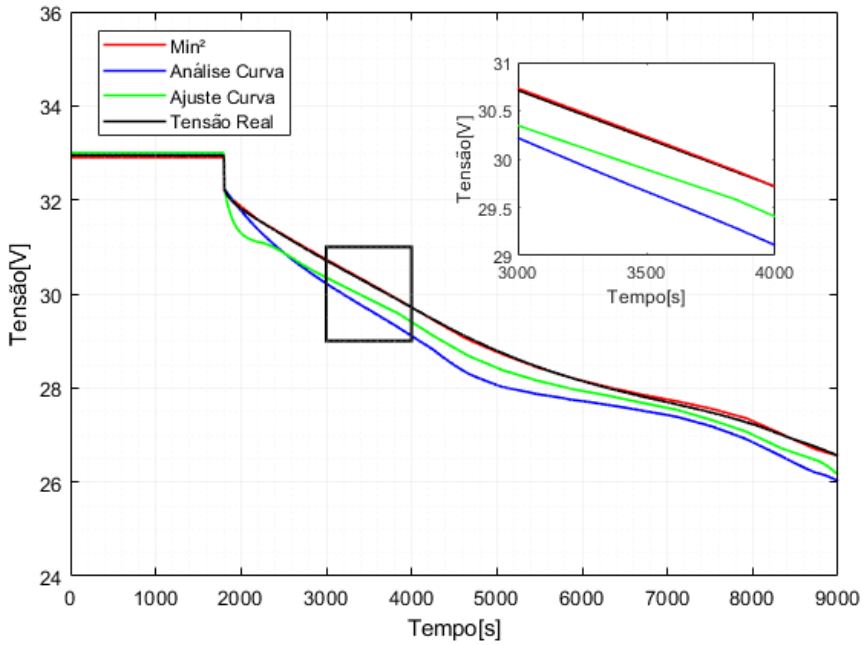

Figura 4.8: Validação Curva Descarga.

Fonte: Autoria Própria (2025).

As constatações ilustradas estão de acordo com os dados apresentados na Tabela 4.6. O erro médio da curva obtida pelo método dos mínimos quadrados manteve-se inferior a 0,1 V até o ciclo 120. Por outro lado, o método de análise de curva apresentou novamente resultados consistentes, com erros médios variando entre 0,3704 e 0,4187 V. No caso do ajuste de curva, observou-se um comportamento discrepante no intervalo correspondente a 60 ciclos de capacidade da bateria.

Para ambas as curvas de validação (carga e descarga), os pontos de diferença nos resultados ocorreram nos mesmos intervalos tanto para o método dos mínimos quadrados quanto para o ajuste de curvas.

Essa assimetria sugere uma possível limitação dos métodos de identificação de sistemas empregados, no sentido de representar de forma equilibrada o comportamento dinâmico da bateria nos processos de carga e descarga. Essa limitação poderia ser contornada por meio da identificação dos parâmetros do modelo com base em uma curva pulsada de carga, em contraste à utilizada inicialmente. Dessa forma, seria possível considerar dados de ambos os processos, para maior robustez do modelo.

Tabela 4.6: Validação - Erro médio curva de descarga.

Erro médio absoluto [V]			
N° Ciclos	Mínimos Quadrados	Análise Curva	Ajuste Curva
0	0,0313	0,3704	0,2403
30	0,0520	0,4027	0,2802
60	0,0260	0,3828	0,6381
90	0,0416	0,4020	0,2725
120	0,0515	0,4187	0,2908
150	0,1891	0,3891	0,2587

Em termos de MAPE, observa-se a mesma assimetria verificada no erro médio, como era esperado. No caso do método dos mínimos quadrados, os parâmetros são obtidos com base na otimização da diferença entre as curvas simulada e experimental, o que resulta em uma média percentual muito baixa para a curva de validação da descarga. Já o método de análise de curva apresentou resultados consistentes ao longo de todos os ciclos avaliados, enquanto o ajuste de curvas voltou a apresentar diferenças no mesmo intervalo previamente identificado.

Tabela 4.7: Validação - Média percentual curva de descarga.

Média percentual absoluta do erro [%]			
N° Ciclos	Mínimos Quadrados	Análise Curva	Ajuste Curva
0	0,1066	1,3125	0,8306
30	0,1814	1,4284	0,9705
60	0,0895	1,3547	1,9849
90	0,1400	1,4256	0,9430
120	0,1735	1,4854	1,0082
150	0,5876	1,3798	0,8956

4.6 Capacidade da bateria ao longo dos ciclos

Ao longo dos ciclos de operação, observou-se uma redução gradual na capacidade da bateria em decorrência dos mecanismos de degradação, que afetam os materiais ativos e os processos eletroquímicos. A evolução da capacidade, avaliada ao longo de 150 ciclos de operação, é apresentada na Figura 4.9. No início dos ensaios, a bateria apresentava 112,66 Ah, reduzindo-se para 111,24Ah ao final do período. Embora não tenha ocorrido uma variação abrupta, a tendência descendente reforça a necessidade de se considerar os efeitos do envelhecimento no desempenho do MCE.

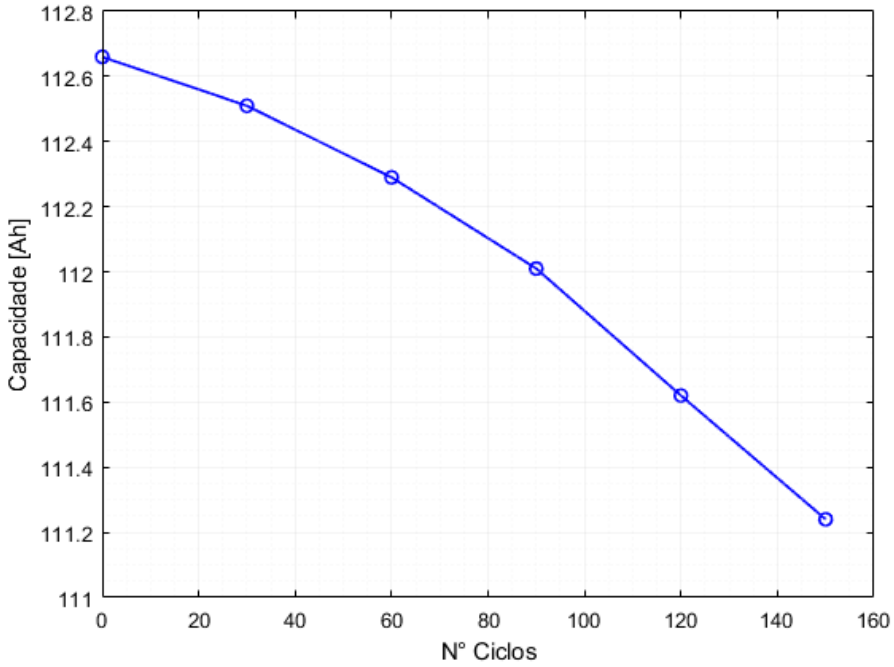

Figura 4.9: Mudanças de capacidade bateria.

Fonte: Autoria própria (2025).

As mudanças na capacidade do dispositivo armazenador são listadas na Tabela 4.8 para cada intervalo em que os parâmetros do MCE foram determinados.

Tabela 4.8: Mudanças na capacidade da bateria.

N° Ciclos	Capacidade
0	112,66
30	112,51
60	112,29
90	112,01
120	111,62
150	111,24

A redução na capacidade da bateria foi de 1,42Ah, representando 1,26% de sua capacidade total, indicando um processo de degradação gradual. Embora os valores não sejam expressivos, o comportamento observado é consistente com o esperado, uma vez que o dispositivo foi originalmente projetado para ser utilizado como bateria de tração em veículos elétricos, apresentando baixa taxa de degradação e elevada capacidade.

Com o objetivo de avaliar os efeitos do envelhecimento do dispositivo nos parâmetros do MCE, será abordada, na seção seguinte, a evolução desses parâmetros ao longo dos ciclos de operação da bateria. O envelhecimento é um fator que pode influenciar o desempenho do dispositivo e, consequentemente, a precisão do modelo avaliado. Assim, a análise das mudanças nos parâmetros do MCE ao longo do tempo tem por objetivo compreender o impacto do desgaste gradual da bateria e garantir que o modelo represente adequadamente o comportamento do dispositivo em condições reais de operação.

4.6.1 Análise dos parâmetros do modelo ao longo dos ciclos

Uma vez validadas as metodologias de identificação dos parâmetros do MCE para cada uma das técnicas elencadas, esta seção ilustra e discute os parâmetros encontrados para cada intervalo de ciclos em que foram determinados. Os valores apresentados para cada parâmetro referem-se à menor faixa de SOC considerada, visto que as maiores variações nos parâmetros ocorrem nos limites inferiores do SOC da bateria.

Para o método dos mínimos quadrados, os valores dos elementos que compõem o MCE são apresentados na Tabela 4.9. Na Figura 4.10, são ilustradas as mudanças nos parâmetros ao longo dos intervalos em que foram determinados.

Tabela 4.9: Mudanças parâmetros extraídos pelos mínimos quadrados.

N° Ciclos	OCV	R0	R1	C1
0	26,85500	0,02054	0,00101	102730,67823
30	26,69200	0,01850	0,00217	168854,19545
60	26,73300	0,02047	0,00102	102984,04570
90	26,48800	0,02159	0,00102	103606,52516
120	26,23300	0,02183	0,00101	104730,33152
150	26,19000	0,01930	0,00101	104048,70323

Dado que, fisicamente, ocorre o aumento da resistência interna da bateria, a tensão em circuito aberto tende a decrescer ao longo de seu envelhecimento, fenômeno observado na Figura 4.10a. Do início ao fim dos ensaios, o parâmetro referente à tensão em circuito aberto decaiu 0,665V.

Em relação aos demais parâmetros, como a abordagem pelo método dos mínimos quadrados busca o ponto ótimo de otimização, não é possível identificar com precisão mudanças que ocorrem ao longo do envelhecimento da bateria.

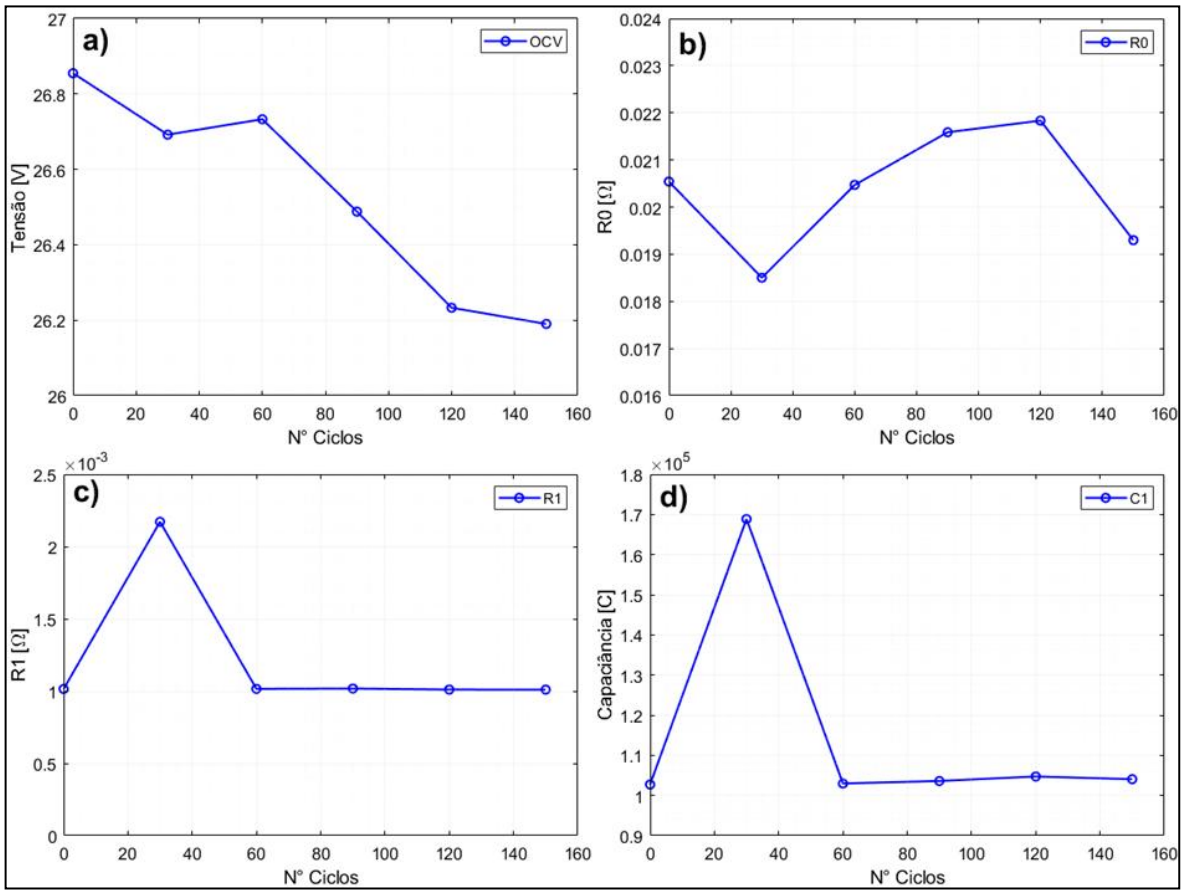

Figura 4.10: Mudanças parâmetros extraídos pelos mínimos quadrados.

Fonte: Autoria própria (2025).

Da mesma forma, os valores encontrados para o MCE com o uso da técnica de análise de curva são apresentados na Tabela 4.10, para cada um dos intervalos em que foram determinados.

Tabela 4.10: Mudanças parâmetros extraídos por análise de curva.

N° Ciclos	OCV	R0	R1	C1
0	27,57900	0,01490	0,03023	22326,35085
30	27,55900	0,01503	0,03383	19950,73911
60	27,55900	0,01493	0,03340	20209,58084
90	27,53000	0,01500	0,03930	17175,57252
120	27,51100	0,01530	0,04680	14423,07692
150	27,51100	0,01527	0,04577	14748,72531

A Figura 4.11 ilustra as mudanças dos parâmetros apresentados na Tabela 4.10, conforme o envelhecimento da bateria, representado pela quantidade de ciclos realizados. Em contrapartida ao método dos mínimos quadrados, pela análise de curva, as variações observadas no valor de OCV do dispositivo apresentam uma diferença de 0,068V para o início e fim dos ensaios.

A pequena mudança na capacidade da bateira é refletida nos parâmetros do modelo ao longo dos ciclos. Com pequenas variações, ocorrem mudanças na inclinação da curva entre um ponto e outro, não sendo possível traçar com exatidão uma curva de regressão para os parâmetros avaliados. Entretanto, observa-se uma tendência de aumento da resistência interna R_0 e R_1 ao decorrer do envelhecimento da bateria.

Como o parâmetro C_1 é resultado da expressão para a constante de tempo τ, a curva é espelhada em torno do eixo das abcissas em relação a constante R_1.

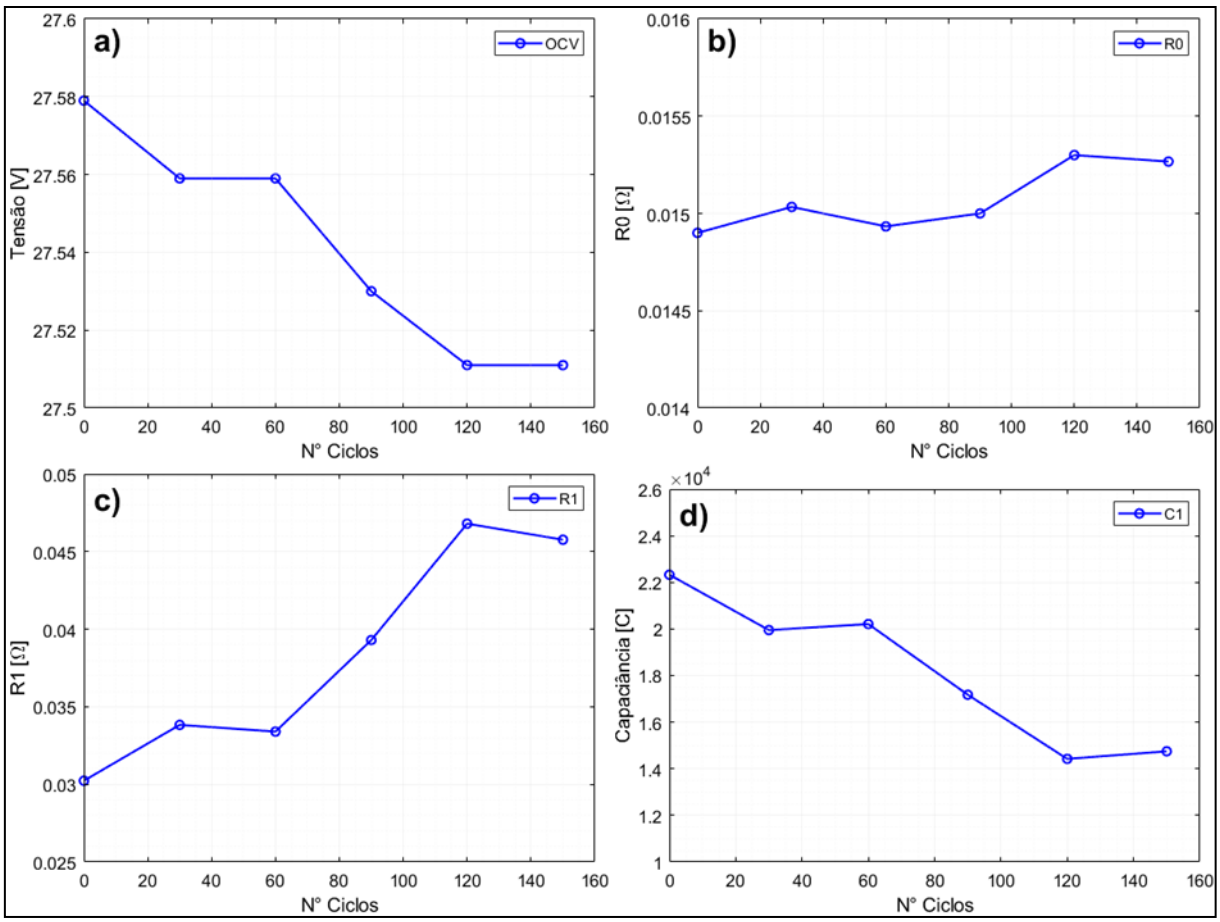

Figura 4.11: Mudanças parâmetros extraídos por análise de curva.

Fonte: Autoria própria (2025).

Os parâmetros obtidos para cada intervalo de ciclos, para o método de ajuste de curvas, são apresentados na Tabela 4.11. Observa-se uma queda de 27,92462 para 27,56229, correspondendo 0,36233V, para o parâmetro OCV identificado ao longo dos 150 ciclos. O

parâmetro R_0 apresenta o mesmo resultado expresso na Tabela 4.10 e Figura 4.3b, uma vez que é encontrado pela análise de curva.

Tabela 4.11: Mudança parâmetros extraídos por ajuste de curva.

N° Ciclos	OCV	R0	R1	C1
0	27,92462	0,01490	0,02729	3664,84418
30	27,83208	0,01503	0,02729	3664,84145
60	27,85285	0,01493	0,02729	3664,37237
90	27,72635	0,01500	0,02729	3664,36861
120	27,55102	0,01530	0,02729	3664,36364
150	27,56229	0,01527	0,02729	3664,36391

Os parâmetros R_1 e C_1 apresentam variações muito sutis ao longo dos ciclos avaliados. Especialmente o parâmetro C_1, devido à sua ordem de grandeza, as mudanças observadas não se mostram significativas.

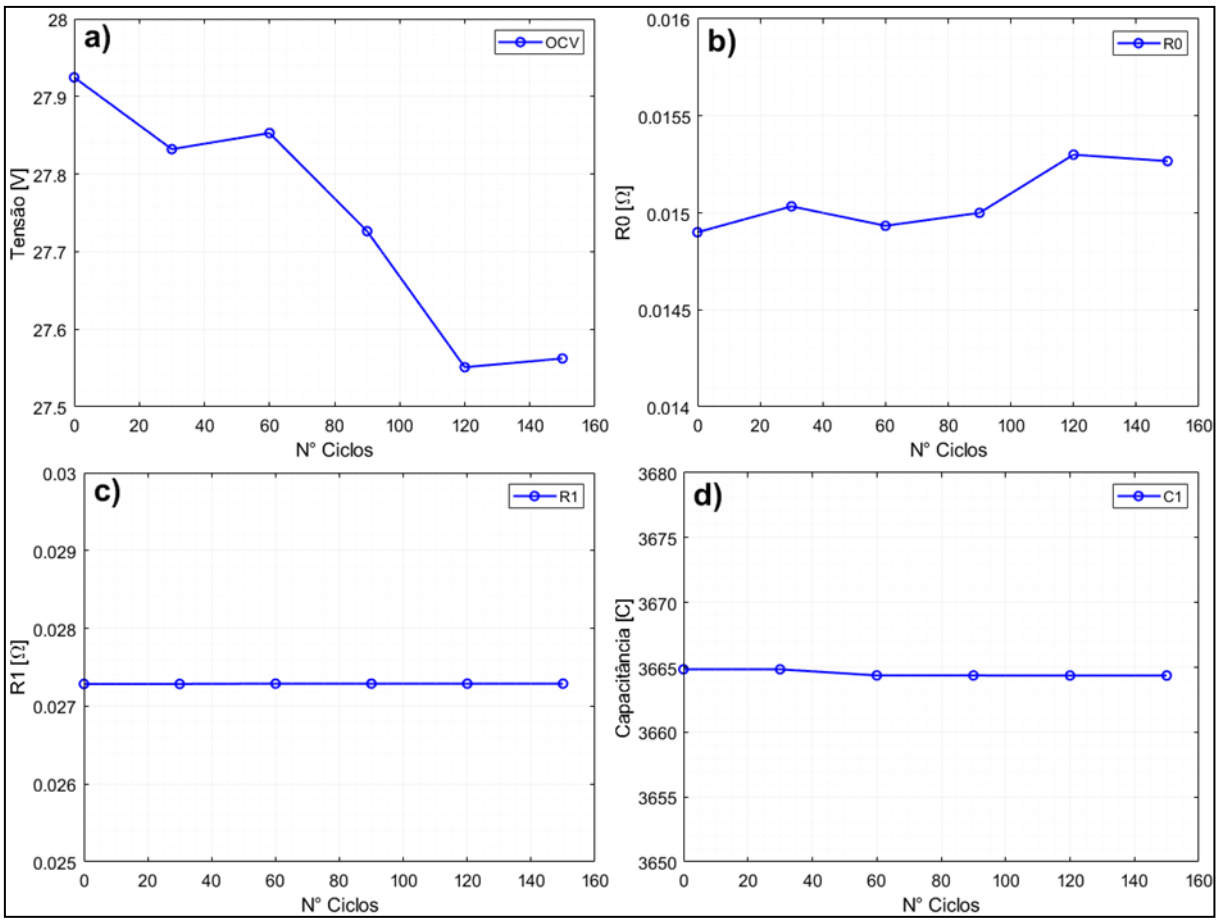

Figura 4.12: Mudança parâmetros extraídos por ajuste de curva.

Fonte: Autoria própria (2025).

4.7 Considerações finais do capítulo

Neste capítulo, foram apresentados os resultados dos ensaios experimentais realizados com uma bateria de segundo uso, extraída de um veículo elétrico. Os testes laboratoriais forneceram a base de dados necessária para a execução da proposta do trabalho. Os parâmetros de um MCE de 1ª ordem, conhecido como modelo de Thévenin, foram determinados a cada intervalo de 30 ciclos ao longo do processo de envelhecimento da bateria, utilizando-se três metodologias distintas: método dos mínimos quadrados, análise de curva e ajuste de curvas.

Dentre as metodologias empregadas, o método dos mínimos quadrados demonstrou maior precisão na representação do perfil operacional da bateria quando submetida a uma entrada de corrente. Isso ocorre porque os parâmetros são determinados visando minimizar o erro quadrático médio entre as curvas de tensão real e simulada. Contudo, esse método apresenta limitações quanto à correlação com o comportamento eletroquímico da bateria, dificultando a associação direta dos elementos do circuito aos fenômenos físicos que ocorrem durante os processos de carga e descarga do dispositivo armazenador.

O método de análise de curvas, por sua vez, determina os parâmetros do MCE através de análises matemáticas aplicadas à curva de tensão real da bateria, caracterizada por um pulso de corrente. Esta abordagem proporciona uma relação mais estreita entre os parâmetros do MCE e os fenômenos físicos envolvidos. No entanto, as análises podem introduzir erros relacionados à identificação dos pontos de interesse na curva. Para contornar esta limitação, a metodologia proposta, baseada na taxa de variação da tensão da bateria em relação ao tempo, permite identificar os pontos relevantes da curva com maior precisão, além de mitigar os erros decorrentes da inspeção visual.

Embora o MCE parametrizado pelo método de análise de curvas tenha apresentado menor acurácia nas simulações quando comparado ao MCE obtido pelo método dos mínimos quadrados, a diferença entre os resultados foi pequena. Adicionalmente, o tempo necessário para obter os parâmetros por meio da análise de curvas é significativamente menor que o exigido pelo método dos mínimos quadrados, devido ao menor esforço computacional envolvido, o que representa uma vantagem operacional considerável.

O método de ajuste de curvas pode ser empregado para determinar os parâmetros do modelo em regiões específicas de SOC, desde que a equação da tensão nos terminais do circuito seja conhecida. Tradicionalmente, os parâmetros são identificados para regiões isoladas do SOC, devido à necessidade de repetir a abordagem para cada zona de interesse. A metodologia proposta para identificação dessas regiões de interesse permite determinar os parâmetros do modelo para todos os intervalos de SOC correspondentes à descarga pulsada da bateria, facilitando a construção de modelos dinâmicos em função do estado de carga. Esse método, entretanto, apresentou a menor acurácia para o MCE, o que pode ser atribuído às simplificações adotadas durante o processo de identificação dos parâmetros.

A degradação da bateria, resultante dos ciclos de carga e descarga, provocou alterações mais significativas nos parâmetros obtidos pelo método de análise de curva, devido à sua maior correlação com os fenômenos físicos associados à curva de tensão da bateria. Apesar do aumento progressivo nos valores de resistência do MCE, não se pode afirmar com precisão que tais mudanças estejam diretamente associadas à degradação da bateria. Durante o período de seis meses de ciclagem, no qual foram realizados 150 ciclos de operação, a degradação observada foi de apenas 1,26%, não apresentando impactos substanciais no SOH da bateria e, consequentemente, não provocando alterações significativas nos parâmetros do MCE.

Capítulo 5

Conclusão

Neste trabalho, foi apresentada e discutida a problemática envolvendo baterias de segundo uso oriundas de veículos elétricos e sua representação em modelos, com ênfase em uma bateria de íon de lítio NMC/C. Foi abordado, principalmente, o emprego de MCE para representar o comportamento da bateria, as técnicas empregadas para determinar os parâmetros do MCE, assim como a variação desses parâmetros ao longo dos ciclos de carga e descarga da bateria.

Modelos de bateria são comumente empregados para condições específicas de SOH e SOC, dos quais não são consideradas variações decorrentes da degradação do dispositivo. Principalmente no caso de baterias de segundo uso, a literatura carece de grandes conjuntos de dados, o que indicou uma oportunidade de pesquisa voltada à análise do envelhecimento e das mudanças nos parâmetros de uma bateria de íon de lítio.

Com o intuito de avaliar as mudanças nos parâmetros do MCE de Thévenin, foi montado o arranjo experimental necessário para realizar os ensaios em laboratório. Foram descritos os roteiros utilizados para realizar cada um dos testes propostos, de acordo com o encontrado na literatura e normas vigentes. Tendo como base o ensaio para determinar a capacidade da bateria e o ensaio de descarga pulsada para caracterizar a curva de tensão usada na identificação dos parâmetros do MCE.

A partir da base experimental, foi implementado em *Matlab/Simulink*® um MCE de Thévenin para simular o perfil de tensão da bateria a partir de uma entrada de corrente. Foram descritas e referenciadas as técnicas usadas na identificação dos parâmetros do MCE, bem como as contribuições para as técnicas de análise de curva e ajuste de curvas. O cálculo da taxa de variação da tensão em relação ao tempo permitiu identificar com precisão os pontos de interesse da curva, mitigar possíveis erros causados pela análise visual e otimizar o tempo necessário para identificar os valores dos elementos do MCE.

Dentre os métodos avaliados, com base nos parâmetros encontrados, o método dos mínimos quadrados apresentou a maior precisão para o MCE, tanto para curvas de descarga quanto de carga da bateria. Entretanto, despende de maior tempo para identificação dos parâmetros, dada a complexidade computacional associada.

O método de análise de curva possibilitou que os parâmetros fossem identificados mais rapidamente, sem um custo computacional significativo; contudo, apresenta menor precisão quando comparado ao método dos mínimos quadrados. Já o método de ajuste de curvas, devido às simplificações adotadas, resultou em maior erro. A escolha do método a ser utilizado deve levar em consideração o tempo para identificação dos parâmetros do MCE, bem como a precisão desejada para a aplicação escolhida.

A capacidade da bateria, assim como os parâmetros do MCE, foram determinados a cada intervalo de 30 ciclos de carga e descarga, durante o período de seis meses, contemplando 150 ciclos de operação. A bateria apresentou degradação de 1,26% durante os ciclos avaliados, correspondendo a perda de 1,42Ah, com perfil de decaimento linear da capacidade. Embora os valores obtidos não sejam expressivos, o comportamento observado está em conformidade com o esperado, considerando que o dispositivo foi originalmente projetado para aplicações em veículos elétricos, caracterizando-se por uma baixa taxa de degradação e elevada capacidade.

Com as mudanças nos parâmetros do MCE a partir das técnicas avaliadas não se apresentaram relações diretas com o envelhecimento da bateria. O método dos mínimos quadrados e o método de ajuste de curvas por se tratar de problemas de identificação buscam o melhor ajuste ao conjunto de dados sem ter necessariamente relação com as mudanças na capacidade da bateria.

A partir do método de análise de curvas, observou-se que o parâmetro OCV da bateria decai ao longo dos ciclos de operação, enquanto os valores de resistência aumentaram a cada intervalo em que foram determinados. Entretanto, devido à baixa taxa de degradação observada, não é possível prever com precisão as mudanças nos parâmetros decorridas do envelhecimento da bateria.

Por fim, para dar continuidade ao trabalho, os seguintes tópicos e abordagens são propostos:

(I) Estender o número de ciclos de carga e descarga da bateria;
(II) Reproduzir a metodologia de pulsos para caracterizar e obter um modelo para a carga da bateria;
(III) Avaliar como o modelo se comporta em regime transitório;
(IV) Reproduzir um MCE com parâmetros encontrados para entrada em tensão e saída em corrente;
(V) Estender o MCE proposto para um único módulo de bateria para simulações envolvendo arranjos de baterias (Sistemas de Armazenamento);
(VI) Avaliar a influência da degradação da bateria no âmbito de Recursos Energéticos Distribuídos;
(VII) Avaliar o uso de baterias em microrredes a partir de simulações com o emprego do MCE de 1° ordem;
(VIII) Avaliar técnicas de gerenciamento de energia para sistemas de carga e descarga de baterias sob diferentes perfis de operação com emprego do MCE

Referências bibliográficas

Amir, S., Gulzar, M., Tarar, M. O., Naqvi, I. H., Zaffar, N. A., & Pecht, M. G. (2022). Dynamic Equivalent Circuit Model to Estimate State-of-Health of Lithium-Ion Batteries. *IEEE Access*, *10*, 18279–18288. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3148528

Baccouche, I., Jemmali, S., Manai, B., Omar, N., & Essoukri Ben Amara, N. (2017). Improved OCV model of a Li-ion NMC battery for online SOC estimation using the extended Kalman filter. *Energies*, *10*(6), 764.

Baczyńska, A., Niewiadomski, W., Gonçalves, A., Almeida, P., & Luís, R. (2018a). Li-NMC Batteries Model Evaluation with Experimental Data for Electric Vehicle Application. *Batteries*, *4*(1), Artigo 1. https://doi.org/10.3390/batteries4010011

Baczyńska, A., Niewiadomski, W., Gonçalves, A., Almeida, P., & Luís, R. (2018b). *Li-NMC Batteries Model Evaluation with Experimental Data for Electric Vehicle Application*. https://www.mdpi.com/2313-0105/4/1/11

Barcellona, S., & Piegari, L. (2017). Lithium Ion Battery Models and Parameter Identification Techniques. *Energies*, *10*(12), Artigo 12. https://doi.org/10.3390/en10122007

Björck, Å. (1990). Least squares methods. Em *Handbook of Numerical Analysis* (Vol. 1, p. 465–652). Elsevier. https://doi.org/10.1016/S1570-8659(05)80036-5

Chen, J., Cui, H., Xu, Y., & Ge, Q. (2021). Long-term temperature and sea-level rise stabilization before and beyond 2100: Estimating the additional climate mitigation contribution from China's recent 2060 carbon neutrality pledge. *Environmental Research Letters*, *16*(7), 074032. https://doi.org/10.1088/1748-9326/ac0cac

Chen, T., Jin, Y., Lv, H., Yang, A., Liu, M., Chen, B., Xie, Y., & Chen, Q. (2020). Applications of Lithium-Ion Batteries in Grid-Scale Energy Storage Systems. *Transactions of Tianjin University*, *26*(3), 208–217. https://doi.org/10.1007/s12209-020-00236-w

Cittanti, D., Ferraris, A., Airale, A., Fiorot, S., Scavuzzo, S., & Carello, M. (2017). Modeling Li-ion batteries for automotive application: A trade-off between accuracy and complexity. *2017 International Conference of Electrical and Electronic Technologies for Automotive*, 1–8. https://doi.org/10.23919/EETA.2017.7993213

Dahmane, Z. elabadine, Malek, A., Bouhali, M., Bounabi, M., Kaced, K., & Ait Cheikh, M. S. (2017a). A proposed pulses current method to extract the batteries parameters. *2017 6th International Conference on Systems and Control (ICSC)*, 555–560. https://doi.org/10.1109/ICoSC.2017.7958638

Dahmane, Z. elabadine, Malek, A., Bouhali, M., Bounabi, M., Kaced, K., & Ait Cheikh, M. S. (2017b). A proposed pulses current method to extract the batteries parameters. *2017 6th International Conference on Systems and Control (ICSC)*, 555–560. https://doi.org/10.1109/ICoSC.2017.7958638

Debnath, U. K., Ahmad, I., & Habibi, D. (2016). Gridable vehicles and second life batteries for generation side asset management in the Smart Grid. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, *82*, 114–123. https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2016.03.006

Findlay, A. (2021). *Climate mitigation through Indigenous forest management | Nature Climate Change, 11(5), 371-373*.

Galeotti, M., Cinà, L., Giammanco, C., Cordiner, S., & Di Carlo, A. (2015). Performance analysis and SOH (state of health) evaluation of lithium polymer batteries through electrochemical impedance spectroscopy. *Energy*, *89*, 678–686. https://doi.org/10.1016/j.energy.2015.05.148

Gupta, N., Kaur, N., Jain, S. K., & Singh Joshal, K. (2021). Chapter 3—Smart grid power system. Em A. Tomar & R. Kandari (Orgs.), *Advances in Smart Grid Power System* (p. 47–71). Academic Press. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-824337-4.00003-5

Hart, P. J., Kollmeyer, P. J., Juang, L. W., Lasseter, R. H., & Jahns, T. M. (2014). Modeling of second-life batteries for use in a CERTS microgrid. *2014 Power and Energy Conference at Illinois (PECI)*, 1–8. https://doi.org/10.1109/PECI.2014.6804554

He, H., Xiong, R., & Fan, J. (2011). Evaluation of Lithium-Ion Battery Equivalent Circuit Models for State of Charge Estimation by an Experimental Approach. *Energies*, *4*(4), Artigo 4. https://doi.org/10.3390/en4040582

Heinrich, F., Klapper, P., & Pruckner, M. (2021). A comprehensive study on battery electric modeling approaches based on machine learning. *Energy Informatics*, *4*(3), 17. https://doi.org/10.1186/s42162-021-00171-7

Hu, X., Collins, L., Stanton, S., & Jiang, S. (2013). *A Model Parameter Identification Method for Battery Applications* (SAE Technical Paper 2013-01–1529). SAE International. https://doi.org/10.4271/2013-01-1529

Huria, T., Ceraolo, M., Gazzarri, J., & Jackey, R. (2012). High fidelity electrical model with thermal dependence for characterization and simulation of high power lithium battery cells. *2012 IEEE International Electric Vehicle Conference*, 1–8. https://doi.org/10.1109/IEVC.2012.6183271

Jackey, R., Saginaw, M., Sanghvi, P., Gazzarri, J., Huria, T., & Ceraolo, M. (2013a). *Battery Model Parameter Estimation Using a Layered Technique: An Example Using a Lithium Iron Phosphate Cell* (SAE Technical Paper 2013-01–1547). SAE International. https://doi.org/10.4271/2013-01-1547

Jackey, R., Saginaw, M., Sanghvi, P., Gazzarri, J., Huria, T., & Ceraolo, M. (2013b). *Battery Model Parameter Estimation Using a Layered Technique: An Example Using a Lithium Iron Phosphate Cell* (SAE Technical Paper 2013-01–1547). SAE International. https://doi.org/10.4271/2013-01-1547

Jiang, S., Zhang, L., Hua, H., Liu, X., Wu, H., & Yuan, Z. (2021). Assessment of end-of-life electric vehicle batteries in China: Future scenarios and economic benefits. *Waste Management*, *135*, 70–78. https://doi.org/10.1016/j.wasman.2021.08.031

Li, J., He, S., Yang, Q., Wei, Z., Li, Y., & He, H. (2023). A Comprehensive Review of Second Life Batteries Toward Sustainable Mechanisms: Potential, Challenges, and Future Prospects. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, *9*(4), 4824–4845. https://doi.org/10.1109/TTE.2022.3220411

Li, S., & Cheng, X. (2014). A comparative study on RC models of lithium-ion battery. *2014 IEEE Conference and Expo Transportation Electrification Asia-Pacific (ITEC Asia-Pacific)*, 1–4. https://doi.org/10.1109/ITEC-AP.2014.6940818

Liao, Q., Mu, M., Zhao, S., Zhang, L., Jiang, T., Ye, J., Shen, X., & Zhou, G. (2017). Performance assessment and classification of retired lithium ion battery from electric vehicles for energy storage. *International Journal of Hydrogen Energy*, *42*(30), 18817–18823. https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2017.06.043

Lv, F., Wang, Z., Shi, L., Zhu, J., Edström, K., Mindemark, J., & Yuan, S. (2019). Challenges and development of composite solid-state electrolytes for high-performance lithium ion batteries. *Journal of Power Sources*, *441*, 227175. https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2019.227175

Manthiram, A. (2017). An Outlook on Lithium Ion Battery Technology. *ACS Central Science*, *3*(10), 1063–1069. https://doi.org/10.1021/acscentsci.7b00288

Mora Rollo, A., Rollo, A., & Mora, C. (2020). The tree-lined path to carbon neutrality. *Nature Reviews Earth & Environment*, *1*(7), 332–332. https://doi.org/10.1038/s43017-020-0069-3

Nemes, R., Ciornei, S., Ruba, M., Hedesiu, H., & Martis, C. (2019). Modeling and simulation of first-order Li-Ion battery cell with experimental validation. *2019 8th International Conference on Modern Power Systems (MPS)*, 1–6. https://doi.org/10.1109/MPS.2019.8759769

Nocedal, J., & Wright, S. J. (Orgs.). (1999). Sequential Quadratic Programming. Em *Numerical Optimization* (p. 526–573). Springer. https://doi.org/10.1007/0-387-22742-3_18

Panchal, S., Dincer, I., Agelin-Chaab, M., Fraser, R., & Fowler, M. (2016). Experimental and simulated temperature variations in a LiFePO4-20 Ah battery during discharge process. *Applied Energy*, *180*, 504–515. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.08.008

Panchal, S., Mcgrory, J., Kong, J., Fraser, R., Fowler, M., Dincer, I., & Agelin-Chaab, M. (2017). Cycling degradation testing and analysis of a LiFePO4 battery at actual conditions. *International Journal of Energy Research*, *41*(15), 2565–2575. https://doi.org/10.1002/er.3837

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

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

Qian, K., Huang, B., Ran, A., He, Y.-B., Li, B., & Kang, F. (2019). State-of-health (SOH) evaluation on lithium-ion battery by simulating the voltage relaxation curves. *Electrochimica Acta*, *303*, 183–191. https://doi.org/10.1016/j.electacta.2019.02.055

Ranganathan, A. (2004). *The Levenberg-Marquardt Algorithm*. Tutoral on LM algorithm, 11(1), 101-110

Saxena, S., Le Floch, C., MacDonald, J., & Moura, S. (2015). Quantifying EV battery end-of-life through analysis of travel needs with vehicle powertrain models. *Journal of Power Sources*, *282*, 265–276. https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2015.01.072

Sun, K., & Shu, Q. (2011). Overview of the types of battery models. In *Proceedings of the 30th Chinese control conference* (pp. 3644-3648). IEEE.

Subburaj, A. S., Bayne, S. B., Giesselmann, M. G., & Harral, M. A. (2016). Analysis of Equivalent Circuit of the Utility Scale Battery for Wind Integration. *IEEE Transactions on Industry Applications*, *52*(1), 25–33. IEEE Transactions on Industry Applications. https://doi.org/10.1109/TIA.2015.2463794

Tekin, M., & Karamangil, M. İ. (2024). Comparative analysis of equivalent circuit battery models for electric vehicle battery management systems. *Journal of Energy Storage*, *86*, 111327. https://doi.org/10.1016/j.est.2024.111327

UL 1974, U. (2018). *Standard for evaluation for reporposing batteries*.

Ungurean, L., Cârstoiu, G., Micea, M. V., & Groza, V. (2017). Battery state of health estimation: A structured review of models, methods and commercial devices. *International Journal of Energy Research*, *41*(2), 151–181. https://doi.org/10.1002/er.3598

United States Advanced Battery Consortium (USABC). (2020). United States Advanced Battery Consortium: Battery Test Manual For Electric Vehicles. https://uscar.org/usabc/

Väyrynen, A., & Salminen, J. (2012). Lithium ion battery production. *The Journal of Chemical Thermodynamics*, *46*, 80–85. https://doi.org/10.1016/j.jct.2011.09.005

Vignesh, S., Che, H. S., Selvaraj, J., & Tey, K. S. (2024). Need of voltage and capacity profile reconstruction in incremental capacity analysis for second life batteries from repurposer perspective. *Journal of Energy Storage*, *100*, 113453.

Viswanathan, V. V., & Kintner-Meyer, M. (2011). Second Use of Transportation Batteries: Maximizing the Value of Batteries for Transportation and Grid Services. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, *60*(7), 2963–2970. https://doi.org/10.1109/TVT.2011.2160378

Wang, P., Fan, J., Ou, Y., Li, Z., Wang, Y., Deng, B., Zhang, Y., & Gao, Z. (2020). A comparative study of machine learning based modeling methods for Lithium-ion battery. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, *546*(5), 052045. https://doi.org/10.1088/1755-1315/546/5/052045

Wang, S., Amdadul, H., Fernandez, C., Yu, C., Deng, D., Stroe, D.-I., Qiao, J., Meng, J., Huang, J., Liu, K., Chen, L., Xia, L., Zhou, L., He, M., Md Monirul, I., Yu, P., Ren, P., Jin, S., Shi, W., & Qi, C. (2022). *Book—Battery State Estimation Methods and models—ISBN : 978-1-83953-529-1*.

Wei, X., Yimin, M., & Feng, Z. (2018). Identification of Parameters in Li-Ion Battery Model by Least Squares Method with Variable Forgetting Factor. *International Journal of Computational Methods*. https://www-periodicos-capes-gov-br.ez89.periodicos.capes.gov.br/index.php/acervo/buscador.html?task=detalhes&source=all&id=W2920927060

Xia, F., Wang, K., & Chen, J. (2023). State of health and remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on a disturbance-free incremental capacity and differential voltage analysis method. *Journal of Energy Storage*, *64*, 107161. https://doi.org/10.1016/j.est.2023.107161

Xiong, R., Li, L., & Tian, J. (2018). Towards a smarter battery management system: A critical review on battery state of health monitoring methods. *Journal of Power Sources*, *405*, 18–29. https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2018.10.019

Yong, J., Ramachandaramurthy, V., Tan, K., & N, M. (2015). *A review on the state-of-the-art technologies of electric vehicle, its impacts and prospects—ScienceDirect*. *49*, 365–385.

Zhang, L., Peng, H., Ning, Z., Mu, Z., & Sun, C. (2017a). Comparative Research on RC Equivalent Circuit Models for Lithium-Ion Batteries of Electric Vehicles. *Applied Sciences*, *7*(10), Artigo 10. https://doi.org/10.3390/app7101002

Zhang, X., Lu, J., Yuan, S., Yang, J., & Zhou, X. (2017b). A novel method for identification of lithium-ion battery equivalent circuit model parameters considering electrochemical properties. *Journal of Power Sources*, *345*, 21–29. https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2017.01.126

Zhang, X., Zhang, W., & Lei, G. (2016). A Review of Li-ion Battery Equivalent Circuit Models. *Transactions on Electrical and Electronic Materials*, *17*(6), 311–316. https://doi.org/10.4313/TEEM.2016.17.6.311

Zheng, S., Teh, J., Alharbi, B., & Lai, C.-M. (2024). A review of equivalent-circuit model, degradation characteristics and economics of Li-ion battery energy storage system for grid applications. *Journal of Energy Storage*, *101*, 113908. https://doi.org/10.1016/j.est.2024.113908

Zubi, G., Dufo-López, R., Carvalho, M., & Pasaoglu, G. (2018). The lithium-ion battery: State of the art and future perspectives. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *89*, 292–308. https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.03.002

Apêndice A

Apêndice

Os parâmetros iniciais do MCE para o primeiro ensaio de descarga pulsada são apresentados na Tabela A.1, Tabela A.2 e Tabela A.3 no que se refere aos resultados ilustrados na Figura 4.2, Figura 4.4 e Figura 4.6.

Tabela A.1: Parâmetros iniciais identificados Min².

SOC [%]	OCV [V]	R0 [Ω]	R1 [Ω]	C1 [F]
100	32,9040	0,0146	0,0010	100650
95	32,4890	0,0175	0,0010	98529
90	32,0680	0,0178	0,0010	104017
85	31,6790	0,0184	0,0010	99724
80	31,3100	0,0192	0,0010	104122
75	30,9490	0,0203	0,0010	100380
70	30,5660	0,0213	0,0010	106697
65	30,0480	0,0193	0,0010	101791
60	29,6610	0,0179	0,0010	103180
55	29,3970	0,0182	0,0010	100619
50	29,1930	0,0187	0,0010	102124
45	29,0340	0,0192	0,0010	102561
40	28,9000	0,0198	0,0010	103398
35	28,7710	0,0200	0,0010	104183
30	28,5940	0,0197	0,0010	103686
25	28,3580	0,0190	0,0010	102492
20	28,0470	0,0194	0,0010	101602
15	27,6910	0,0190	0,0010	101968
10	27,5440	0,0202	0,0010	102334
5	26,8550	0,0205	0,0010	102731

Tabela A.2: Parâmetros iniciais identificados por Análise de Curva.

SOC [%]	OCV [V]	R0 [Ω]	R1 [Ω]	C1 [F]
100 - 95	32,9580	0,0143	0,0199	33977
95 - 90	32,5080	0,0143	0,0193	35035
90 - 85	32,0780	0,0139	0,0190	35526
85 - 80	31,6960	0,0141	0,0193	34914
80 - 75	31,3350	0,0142	0,0204	33034
75 - 70	30,9730	0,0140	0,0230	29390
70 - 65	30,6110	0,0143	0,0247	27365
65 - 60	30,1020	0,0143	0,0191	35279
60 - 55	29,7010	0,0142	0,0151	44801
55 - 55	29,4270	0,0141	0,0137	49270
50 - 45	29,2220	0,0141	0,0131	51396
45 - 40	29,0560	0,0139	0,0133	50752
40 - 35	28,9380	0,0144	0,0138	48795
35 - 30	28,8110	0,0143	0,0149	45201
30 - 25	28,6450	0,0145	0,0158	42722
25 - 20	28,3910	0,0140	0,0174	38868
20 - 15	28,0970	0,0143	0,0181	37293
15 - 10	27,7550	0,0147	0,0150	45100
10 - 5	27,5790	0,0149	0,0302	22326

Tabela A.3: Parâmetros iniciais identificados por Ajuste de Curva.

SOC [%]	OCV [V]	R0 [Ω]	R1 [Ω]	C1 [F]
100 - 95	33,0000	0,0143	0,0203	5005
95 - 90	32,5945	0,0143	0,0145	6889
90 - 85	32,3001	0,0139	0,0180	5556
85 - 80	31,9246	0,0141	0,0180	5556
80 - 75	31,5610	0,0142	0,0180	5556
75 - 70	31,1854	0,0140	0,0180	5556
70 - 65	30,7285	0,0143	0,0180	5556
65 - 60	30,3012	0,0143	0,0180	5556
60 - 55	29,9876	0,0142	0,0180	5556
55 - 55	29,7580	0,0141	0,0180	5556
50 - 45	29,5794	0,0141	0,0180	5556
45 - 40	29,4340	0,0139	0,0180	5556
40 - 35	29,3031	0,0144	0,0180	5556
35 - 30	29,1493	0,0143	0,0180	5556
30 - 25	28,9429	0,0145	0,0180	5556
25 - 20	28,6673	0,0140	0,0180	5556
20 - 15	28,3345	0,0143	0,0180	5556
15 - 10	28,0981	0,0147	0,0180	5556
10 - 5	27,9246	0,0149	0,0273	3665

As tabelas subsequentes referentes ao Apêndice A apresentam a variação dos parâmetros encontrados a partir de cada uma das técnicas ao longo dos ciclos avaliados, para o SOC da bateria em 10%, 50% e 100%.

Tabela A.4: Mudança nos parâmetros SOC 10% Min².

SOC [%]	N° Ciclos	OCV [V]	R0 [Ω]	R1 [Ω]	C1 [F]
10%	**0**	26,8550	0,0205	0,0010	102731
	30	26,6920	0,0185	0,0021	168854
	60	26,7330	0,0204	0,0010	102984
	90	26,4880	0,0215	0,0010	103606
	120	26,2330	0,0218	0,0010	104730
	150	26,1900	0,0193	0,0010	104048

Tabela A.5: Mudança nos parâmetros SOC 10% Análise de Curva.

SOC [%]	N° Ciclos	OCV [V]	R0 [Ω]	R1 [Ω]	C1 [F]
10%	**0**	27,5790	0,0149	0,0302	22326
	30	27,5590	0,0150	0,0338	19951
	60	27,5590	0,0149	0,0334	20210
	90	27,5300	0,0150	0,0393	17176
	120	27,5110	0,0153	0,0468	14423
	150	27,5110	0,0153	0,0458	14749

Tabela A.6: Mudança nos parâmetros SOC 10% Ajuste de Curva.

SOC [%]	N° Ciclos	OCV [V]	R0 [Ω]	R1 [Ω]	C1 [F]
10%	**0**	27,9246	0,0149	0,0273	3665
	30	27,8321	0,0150	0,0273	3665
	60	27,8528	0,0149	0,0273	3664
	90	27,7264	0,0150	0,0273	3664
	120	27,5510	0,0153	0,0273	3664
	150	27,5623	0,0153	0,0273	3664

Tabela A.7: Mudança nos parâmetros SOC 50% Min².

SOC [%]	N° Ciclos	OCV [V]	R0 [Ω]	R1 [Ω]	C1 [F]
50%	**0**	29,1930	0,0187	0,0010	102124
	30	29,1770	0,0178	0,0027	97899
	60	29,1890	0,0189	0,0010	102241
	90	29,1750	0,0190	0,0010	104578
	120	29,1680	0,0190	0,0010	102107
	150	29,1630	0,0190	0,0010	102100

Tabela A.8: Mudança nos parâmetros SOC 50% Análise de Curva.

SOC [%]	N° Ciclos	OCV [V]	R0 [Ω]	R1 [Ω]	C1 [F]
50%	**0**	29,2220	0,0141	0,0131	51396
	30	29,2120	0,0142	0,0131	51396
	60	29,2220	0,0143	0,0132	51008
	90	29,2120	0,0144	0,0133	50625
	120	29,2020	0,0144	0,0134	50499
	150	29,1930	0,0144	0,0133	50879

Tabela A.9: Mudança nos parâmetros SOC 50% Ajuste de Curva.

SOC [%]	N° Ciclos	OCV [V]	R0 [Ω]	R1 [Ω]	C1 [F]
50%	**0**	29,5794	0,0141	0,0180	5556
	30	29,5665	0,0142	0,0180	5556
	60	29,5759	0,0143	0,0180	5556
	90	29,5627	0,0144	0,0180	5556
	120	29,5538	0,0144	0,0180	5556
	150	29,5498	0,0144	0,0180	5556

Tabela A.10: Mudança nos parâmetros SOC 100% Min².

SOC [%]	N° Ciclos	OCV [V]	R0 [Ω]	R1 [Ω]	C1 [F]
100%	**0**	32,9040	0,0146	0,0010	100650
	30	32,9420	0,0167	0,0010	379240
	60	32,9050	0,0146	0,0010	99342
	90	32,8940	0,0145	0,0010	97806
	120	32,8900	0,0151	0,0010	106380
	150	32,8850	0,0151	0,0010	109254

Tabela A.11: Mudança nos parâmetros SOC 100% Análise de Curva.

SOC [%]	N° Ciclos	OCV [V]	R0 [Ω]	R1 [Ω]	C1 [F]
100%	**0**	32,9580	0,0143	0,0199	33977
	30	32,9290	0,0137	0,0197	34322
	60	32,9680	0,0147	0,0200	33806
	90	32,9390	0,0142	0,0198	34148
	120	32,9390	0,0146	0,0201	33582
	150	32,9190	0,0142	0,0201	33582

Tabela A.12: Mudança nos parâmetros SOC 100% Ajuste de Curva.

SOC [%]	N° Ciclos	OCV [V]	R0 [Ω]	R1 [Ω]	C1 [F]
100%	**0**	33,0000	0,0143	0,0203	5005
	30	33,0000	0,0137	0,0211	4823
	60	33,0000	0,0147	0,0208	4841
	90	33,0000	0,0142	0,0219	4609
	120	33,0000	0,0146	0,0225	4499
	150	33,0000	0,0142	0,0227	4462

Apêndice B

Apêndice

A Tabela B.1 apresenta as principais especificações técnicas referentes a fonte de tensão de corrente contínua bidirecional utilizada para realização dos ensaios. As principais especificações da câmara climática estão descritas na Tabela B.2. Para o correto funcionamento da câmara climática é necessário preencher seu reservatório com água desmineralizada. A capacidade do reservatório é de aproximadamente 13L.

Tabela B.1: Especificações fonte bidirecional utilizada.

Modelo	LAB-GSS 32-130
Faixa de corrente	± 308A
Faixa de tensão	0 - 130Vcc
Softwares	TopControl e BatControl
Interface comunicação	RS232
Resolução leitura	0,025% do Fundo de Escala
Modo de operação	Fonte e Carga
Dimensões (A x L x P)	400 x 483 x 594mm
Peso	97kg

Tabela B.2: Especificações câmara climática utilizada.

Modelo	Vötsch Industritechnik VCL 4006
Volume espaço de testes	64L
Peso	120kg
Range temperatura	-40°C a 180°C
Taxa aquecimento	2,5K/min
Taxa resfriamento	3,5K/min
Desvio de temperatura	1K a 2K
Gradiente de temperatura	2K a 4K