

**UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ**

**PAULO HENRIQUE STRAUSS CORRÊA**

**ESTIMAÇÃO DO ESTADO DE CARGA (SOC) E DO ESTADO DE SAÚDE (SOH) POR FILTRO DE KALMAN ESTENDIDO CONSIDERANDO A PERDA DE CAPACIDADE EM BATERIAS DE VEÍCULOS ELÉTRICOS E HÍBRIDOS**

**PONTA GROSSA**

**2025**

**PAULO HENRIQUE STRAUSS CORRÊA**

**ESTIMAÇÃO DO ESTADO DE CARGA (SOC) E DO ESTADO DE SAÚDE (SOH) POR FILTRO DE KALMAN ESTENDIDO CONSIDERANDO A PERDA DE CAPACIDADE EM BATERIAS DE VEÍCULOS ELÉTRICOS E HÍBRIDOS**

**Estimation of State of Charge (SoC) and State of Health (SoH) by Extended Kalman Filter Considering Capacity Fade in Electric and Hybrid Vehicle Batteries**

Dissertação de Mestrado apresentado como requisito para obtenção do título de Mestrado em Engenharia Elétrica do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Tecnológica Federal do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Carlos Henrique Illa Font

**PONTA GROSSA**

**2025**



[4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

Esta licença permite compartilhamento, remixe, adaptação e criação a partir do trabalho, mesmo para fins comerciais, desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es). Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.



**Ministério da Educação**  
**Universidade Tecnológica Federal do Paraná**  
**Campus Ponta Grossa**



PAULO HENRIQUE STRAUSS CORRÊA

**ESTIMAÇÃO DO ESTADO DE CARGA (SOC) E DO ESTADO DE SAÚDE (SOH) POR FILTRO DE KALMAN ESTENDIDO CONSIDERANDO A PERDA DE CAPACIDADE EM BATERIAS DE VEÍCULOS ELÉTRICOS E HÍBRIDOS**

Dissertação de Mestrado apresentado como requisito para obtenção do título de Mestrado em Engenharia Elétrica do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Tecnológica Federal do Paraná.

Data de aprovação: 02 de Abril de 2025

Dr. Carlos Henrique Illa Font, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Dra. Cynthia Thamires Da Silva, Doutorado - Hion Soluções e Tecnologia

Dr. José Rodolfo Galvão, Doutorado - Programa Nacional de Pós Doutorado - Pnpd

Documento gerado pelo Sistema Acadêmico da UTFPR a partir dos dados da Ata de Defesa em 02/04/2025

Dedico este trabalho a Deus; sem ele eu não  
teria capacidade para desenvolver este  
trabalho.

## **AGRADECIMENTOS**

Quero agradecer primeiramente a Deus que permitiu que tudo isso acontecesse. Agradeço pelo Seu cuidado, amor e sabedoria mostrados sobre a minha vida.

Agradeço à Universidade Tecnológica Federal do Paraná pela oportunidade de realizar este trabalho e ao meu orientador Prof. Dr. Carlos Henrique Illa Font por sua orientação, paciência e apoio ao longo do desenvolvimento desta dissertação.

Agradeço aos meus colegas de pesquisa do Laboratório de Eletrificação Veicular (LEV) e aos meus colegas de universidade pelas valiosas discussões e colaborações ao longo deste projeto.

Agradeço à minha família, pelo apoio incondicional e incentivo durante toda a minha jornada acadêmica.

Agradeço a minha namorada Wanessa Nascimento, pela companhia e suporte nos momentos mais desafiadores.

Agradeço aos Engenheiros Jean Franco, Vinícius Antunes, Leandro Muniz e Calequela João Tomé Manuel da Opencadd Advanced Technology, pelo suporte e pelas sugestões no uso dos recursos do Matlab/Simulink.

Por fim, agradeço o apoio financeiro da Fundação de Desenvolvimento da Pesquisa – Fundep Rota 2030 - Linha V na forma de Bolsa de Mestrado, através do acordo de parceria 27192.03.01/2021.01.00.

## RESUMO

Este trabalho apresenta uma metodologia simples para a estimativa do estado de carga e do estado de saúde de uma célula de lítio-ferro-fosfato (LFP) utilizada no desenvolvimento de um veículo urbano leve híbrido-flex (VHF-Urbano) do Programa ROTA 2030. Esta metodologia é testada e validada neste trabalho para uma bateria de óxido de alumínio, cobalto e níquel-lítio (NCA) e então aplicada para a célula do VHF-Urbano. Neste trabalho, as baterias são modeladas como circuitos elétricos equivalentes baseados no modelo de Thévenin com dois pares RC para obter um modelo computacional das baterias. Este modelo representa o comportamento dinâmico das baterias sendo equivalente às baterias reais. A metodologia inclui a utilização de filtros de Kalman estendido e do modelo elétrico proposto para a estimativa do estado de carga e do estado de saúde das baterias em ambiente computacional considerando a perda de capacidade da bateria. Inicialmente, o trabalho apresenta uma revisão teórica sobre baterias de íons de lítio e técnicas de modelagem elétrica. Em seguida, o modelo de Thévenin é desenvolvido e validado por meio de simulações no MATLAB e experimentos com baterias reais, demonstrando alta precisão e eficiência computacional. Os resultados destacam a capacidade do modelo elétrico proposto de representar o comportamento dinâmico da bateria e a efetividade do filtro de Kalman estendido na estimativa do estado de carga e do estado de saúde em condições variáveis. Os resultados obtidos em ambiente computacional direcionam a metodologia para a estimativa em tempo real do estado de carga e do estado de saúde das baterias. A aplicação desta abordagem abrange setores como veículos elétricos, dispositivos eletrônicos e sistemas de armazenamento de energia. O trabalho contribui significativamente para o aprimoramento do sistema de gerenciamento de baterias, oferecendo uma base robusta para futuras pesquisas e aplicações industriais.

**Palavras-chave:** baterias de íons de lítio; soc; soh; filtro de kalman estendido; perda de capacidade.

## ABSTRACT

This thesis presents a simple methodology for estimation of the state of charge and state of health of a lithium-iron-phosphate (LFP) cell used in the development of a hybrid-flex urban light vehicle (VHF-Urbano) as part of the ROTA 2030 Program. This methodology is tested and validated in this work for a lithium-nickel-cobalt-aluminum-oxide (NCA) battery and then applied to the VHF-Urbano cell. In this thesis, the batteries are modeled as equivalent electrical circuits based on the Thévenin model with two RC pairs to obtain a computational model of the batteries. This model represents the dynamic behavior of the batteries being equivalent to real batteries. The methodology includes the use of extended Kalman filters and the proposed electrical model for the estimation of the state of charge and state of health of the batteries in a computational environment considering the loss of battery capacity (capacity fade). Initially, this thesis presents a theoretical review on lithium-ion batteries and electrical modeling techniques. The Thévenin model is then developed and validated through simulations in MATLAB and experiments with real batteries, demonstrating high accuracy and computational efficiency. The results highlight the ability of the proposed electrical model to represent the dynamic behavior of the battery and the effectiveness of the extended Kalman filter in estimating the state of charge and state of health under variable conditions. The results obtained in a computational environment guide the methodology for real-time estimation of the state of charge and state of health of batteries. The application of this approach covers sectors such as electric vehicles, electronic devices and energy storage systems. This thesis contributes significantly to the improvement of the battery management system, offering a robust basis for future research and industrial applications.

**Keywords:** ion-lithium batteries; soc; soh; extended kalman filter; capacity fade.

## LISTA DE FIGURAS

|                                                                                                                                               |    |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura 1 – Modelo 3D do protótipo do VHF-Urbano . . . . .                                                                                     | 15 |
| Figura 2 – Configuração de uma bateria de íons de lítio (processo de descarga) .                                                              | 24 |
| Figura 3 – Configuração de um sistema de bateria para aplicações automotivas .                                                                | 24 |
| Figura 4 – Procedimento de carga CC-CV . . . . .                                                                                              | 29 |
| Figura 5 – Modelos de circuitos equivalentes . . . . .                                                                                        | 31 |
| Figura 6 – Modelo elétrico de circuito equivalente com dois pares <i>RC</i> : caracterís-<br>ticas químicas . . . . .                         | 32 |
| Figura 7 – Modelo elétrico de circuito equivalente com dois pares <i>RC</i> simplificado                                                      | 34 |
| Figura 8 – Perfil do teste de caracterização por pulsos híbridos de potência (HPPC)                                                           | 38 |
| Figura 9 – HPPC (início da sequência de testes) . . . . .                                                                                     | 39 |
| Figura 10 – HPPC (sequência de testes completa) . . . . .                                                                                     | 40 |
| Figura 11 – Curva do OCV na carga e na descarga de células de lítio-ferro-fosfato. .                                                          | 43 |
| Figura 12 – Fotografia das células utilizados no trabalho . . . . .                                                                           | 53 |
| Figura 13 – Visão geral da metodologia da dissertação . . . . .                                                                               | 54 |
| Figura 14 – Modelo elétrico de circuito equivalente com dois pares <i>RC</i> simplificado                                                     | 56 |
| Figura 15 – Resposta da tensão da bateria ao HPPC (detalhe em um par de pulso e<br>descarga equivalente a 10% da capacidade nominal . . . . . | 57 |
| Figura 16 – Diagrama de blocos da metodologia utilizada para os estimadores de<br>SoC e SoH em tempo real . . . . .                           | 60 |
| Figura 17 – Bloco Battery (Table-Based) da biblioteca Simscape . . . . .                                                                      | 61 |
| Figura 18 – Bloco SoC Estimator (Kalman filter, Variable capacity) da biblioteca<br>Simscape . . . . .                                        | 62 |
| Figura 19 – Bloco Battery Capacity Estimator (Kalman filter) da biblioteca Simscape                                                           | 64 |
| Figura 20 – Perfil de corrente utilizado na simulação para a bateria 18650 . . . . .                                                          | 66 |
| Figura 21 – Perfil de corrente utilizado na simulação para a bateria do VHF-Urbano                                                            | 66 |
| Figura 22 – Simulação da Bateria no MATLAB Simulink . . . . .                                                                                 | 67 |
| Figura 23 – Simulação dos estimadores de SoC e SoH no MATLAB Simulink . . . . .                                                               | 68 |
| Figura 24 – Simulação do estimador de SoC com capacidade fixa no MATLAB Si-<br>mulink . . . . .                                               | 68 |
| Figura 25 – Tensão da bateria 18650 no teste HPPC completo . . . . .                                                                          | 70 |

|                                                                                                                           |    |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura 26 – Curva $V_{OC}$ Bateria 18650 . . . . .                                                                        | 72 |
| Figura 27 – Curva $R_S$ Bateria 18650 . . . . .                                                                           | 72 |
| Figura 28 – Curva $R_1$ Bateria 18650 . . . . .                                                                           | 73 |
| Figura 29 – Curva $C_1$ Bateria 18650 . . . . .                                                                           | 73 |
| Figura 30 – Curva $R_2$ Bateria 18650 . . . . .                                                                           | 74 |
| Figura 31 – Curva $C_2$ Bateria 18650 . . . . .                                                                           | 74 |
| Figura 32 – Comparação entre o modelo gerado por <i>curve fitting</i> e o teste HPPC (Bateria 18650) . . . . .            | 75 |
| Figura 33 – Detalhe na comparação entre o modelo gerado por <i>curve fitting</i> e o teste HPPC (Bateria 18650) . . . . . | 76 |
| Figura 34 – Comparação entre o modelo gerado por <i>curve fitting</i> e o teste de descarga (Bateria 18650) . . . . .     | 77 |
| Figura 35 – Ruído de medição da tensão adicionado na simulação . . . . .                                                  | 78 |
| Figura 36 – Ruído de medição da corrente adicionado na simulação . . . . .                                                | 78 |
| Figura 37 – Estado de carga real e estado de carga estimado (Bateria 18650) . . . . .                                     | 80 |
| Figura 38 – Erro relativo do SoC estimado (Bateria 18650) . . . . .                                                       | 80 |
| Figura 39 – Covariância relacionada ao $SoC$ (Bateria 18650) . . . . .                                                    | 81 |
| Figura 40 – Covariância relacionada a $V_1$ (Bateria 18650) . . . . .                                                     | 81 |
| Figura 41 – Covariância relacionada a $V_2$ (Bateria 18650) . . . . .                                                     | 82 |
| Figura 42 – Capacidade real e capacidade estimada (Bateria 18650) . . . . .                                               | 82 |
| Figura 43 – Erro percentual de estimação da capacidade (Bateria 18650) . . . . .                                          | 83 |
| Figura 44 – SoH estimado em tempo real (Bateria 18650) . . . . .                                                          | 83 |
| Figura 45 – Covariância relacionada a capacidade (Bateria 18650) . . . . .                                                | 84 |
| Figura 46 – Capacidade real e capacidade estimada na simulação com tempo de execução maior (Bateria 18650) . . . . .      | 84 |
| Figura 47 – Erro percentual de estimação da capacidade na simulação com tempo de execução maior (Bateria 18650) . . . . . | 85 |
| Figura 48 – Erro relativo do SoC estimado pelo EKF com capacidade variável (Bateria 18650) . . . . .                      | 86 |
| Figura 49 – Erro relativo do SoC estimado pelo EKF com capacidade fixa (Bateria 18650) . . . . .                          | 86 |
| Figura 50 – Tensão da bateria do VHF-Urbano no teste HPPC completo . . . . .                                              | 88 |

|                                                                                                                                   |     |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| Figura 51 – Curva $V_{OC}$ Bateria do VHF-Urbano . . . . .                                                                        | 90  |
| Figura 52 – Curva $R_S$ Bateria do VHF-Urbano . . . . .                                                                           | 90  |
| Figura 53 – Curva $R_1$ Bateria do VHF-Urbano . . . . .                                                                           | 91  |
| Figura 54 – Curva $C_1$ Bateria do VHF-Urbano . . . . .                                                                           | 91  |
| Figura 55 – Curva $R_2$ Bateria do VHF-Urbano . . . . .                                                                           | 92  |
| Figura 56 – Curva $C_2$ Bateria do VHF-Urbano . . . . .                                                                           | 92  |
| Figura 57 – Comparação entre o modelo gerado por <i>curve fitting</i> e o teste HPPC (Bateria do VHF-Urbano) . . . . .            | 93  |
| Figura 58 – Detalhe na comparação entre o modelo gerado por <i>curve fitting</i> e o teste HPPC (Bateria do VHF-Urbano) . . . . . | 94  |
| Figura 59 – Comparação entre o modelo gerado por <i>curve fitting</i> e o teste de descarga (Bateria do VHF-Urbano) . . . . .     | 95  |
| Figura 60 – Estado de carga real e estado de carga estimado (Bateria do VHF-Urbano)                                               | 97  |
| Figura 61 – Erro relativo do SoC estimado (Bateria do VHF-Urbano) . . . . .                                                       | 97  |
| Figura 62 – Covariância relacionada ao $SoC$ (Bateria do VHF-Urbano) . . . . .                                                    | 98  |
| Figura 63 – Covariância relacionada a $V_1$ (Bateria do VHF-Urbano) . . . . .                                                     | 98  |
| Figura 64 – Covariância relacionada a $V_2$ (Bateria do VHF-Urbano) . . . . .                                                     | 99  |
| Figura 65 – Capacidade real e capacidade estimada (Bateria do VHF-Urbano) . . . . .                                               | 99  |
| Figura 66 – Erro percentual de estimação da capacidade (Bateria do VHF-Urbano) . . . . .                                          | 100 |
| Figura 67 – SoH estimado em tempo real (Bateria do VHF-Urbano) . . . . .                                                          | 100 |
| Figura 68 – Covariância relacionada a capacidade (Bateria do VHF-Urbano) . . . . .                                                | 101 |
| Figura 69 – Capacidade real e capacidade estimada na simulação com tempo de execução maior (Bateria do VHF-Urbano) . . . . .      | 101 |
| Figura 70 – Erro percentual de estimação da capacidade na simulação com tempo de execução maior (Bateria do VHF-Urbano) . . . . . | 102 |
| Figura 71 – Erro relativo do SoC estimado pelo EKF com capacidade variável (Bateria do VHF-Urbano) . . . . .                      | 102 |
| Figura 72 – Erro relativo do SoC estimado pelo EKF com capacidade fixa (Bateria do VHF-Urbano) . . . . .                          | 103 |

## LISTA DE TABELAS

|                                                                                                              |           |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>Tabela 1 – Perfil do teste de caracterização por pulsos híbridos de potência (HPPC)</b>                   | <b>38</b> |
| <b>Tabela 2 – Características da Bateria 18650 . . . . .</b>                                                 | <b>52</b> |
| <b>Tabela 3 – Características da Bateria do VHF-Urbano . . . . .</b>                                         | <b>53</b> |
| <b>Tabela 4 – Resultados experimentais do teste de envelhecimento da bateria 18650</b>                       | <b>71</b> |
| <b>Tabela 5 – Resultados experimentais do teste de envelhecimento da bateria do<br/>VHF-Urbano . . . . .</b> | <b>89</b> |

## LISTA DE QUADROS

|                                                           |           |
|-----------------------------------------------------------|-----------|
| <b>Quadro 1 – Características do VHF-Urbano . . . . .</b> | <b>15</b> |
|-----------------------------------------------------------|-----------|

## SUMÁRIO

|           |                                                                                               |           |
|-----------|-----------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>1</b>  | <b>INTRODUÇÃO</b>                                                                             | <b>14</b> |
| 1.1       | Considerações iniciais                                                                        | 14        |
| 1.2       | Objetivos                                                                                     | 15        |
| 1.3       | Justificativa                                                                                 | 16        |
| 1.4       | Estrutura do trabalho                                                                         | 16        |
| <b>2</b>  | <b>REFERENCIAL TEÓRICO</b>                                                                    | <b>18</b> |
| 2.1       | Visão geral sobre baterias                                                                    | 18        |
| 2.2       | Sistemas primários                                                                            | 19        |
| 2.2.1     | Células com ânodos de zinco                                                                   | 19        |
| 2.2.2     | Células com ânodos de lítio                                                                   | 19        |
| 2.3       | Sistemas secundários                                                                          | 20        |
| 2.3.1     | Bateria de chumbo-ácido                                                                       | 20        |
| 2.3.2     | Baterias de níquel-cádmio e níquel-hidreto metálico                                           | 21        |
| 2.3.3     | Baterias de sódio-enxofre e cloreto de sódio e níquel                                         | 21        |
| 2.4       | Baterias de íons de lítio                                                                     | 22        |
| 2.4.1     | Aplicações                                                                                    | 23        |
| 2.4.2     | Componentes, funções e vantagens                                                              | 23        |
| 2.4.3     | Definições e terminologias                                                                    | 25        |
| 2.4.4     | Procedimento de recarga                                                                       | 28        |
| 2.5       | Modelos matemáticos para baterias                                                             | 29        |
| 2.5.1     | Modelos elétricos de baterias                                                                 | 31        |
| 2.5.1.1   | Modelo elétrico de circuito equivalente de Thévenin com dois pares $RC$                       | 32        |
| 2.5.1.1.1 | Análise do circuito equivalente de Thévenin com dois pares $RC$ e modelo em espaço de estados | 33        |
| 2.5.1.2   | Teste HPPC                                                                                    | 37        |
| 2.6       | Sistema de gerenciamento de bateria (BMS): principais funções e importância                   | 40        |
| 2.7       | Estado da arte na estimação do SoC e SoH de baterias de veículos elétricos e híbridos         | 41        |
| 2.7.1     | Métodos de estimação do SoC                                                                   | 41        |

|            |                                                                                                   |           |
|------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| 2.7.1.1    | Métodos de medição direta . . . . .                                                               | 42        |
| 2.7.1.1.1  | <i>Método da corrente ou de contagem de Coulomb</i> . . . . .                                     | 42        |
| 2.7.1.1.2  | <i>Método da tensão de circuito aberto</i> . . . . .                                              | 42        |
| 2.7.1.2    | Métodos baseados em modelos equivalentes . . . . .                                                | 43        |
| 2.7.1.3    | Métodos baseados em aprendizado de máquina . . . . .                                              | 44        |
| 2.7.1.4    | Métodos baseados em filtros . . . . .                                                             | 44        |
| 2.7.1.4.1  | <i>Algoritmo do filtro de Kalman</i> . . . . .                                                    | 45        |
| 2.7.1.4.2  | <i>Filtro de Kalman estendido (EKF)</i> . . . . .                                                 | 47        |
| 2.7.1.4.3  | <i>Aplicações na Engenharia Elétrica, Automação e Controle</i> . . . . .                          | 48        |
| 2.7.2      | Métodos de estimação do SoH . . . . .                                                             | 49        |
| 2.7.2.1    | Método de estimação da capacidade utilizando EKF . . . . .                                        | 50        |
| <b>3</b>   | <b>METODOLOGIA</b> . . . . .                                                                      | <b>52</b> |
| <b>3.1</b> | <b>Etapa de testes em laboratório</b> . . . . .                                                   | <b>54</b> |
| 3.1.1      | Teste de descarga . . . . .                                                                       | 54        |
| 3.1.2      | Teste HPPC . . . . .                                                                              | 55        |
| 3.1.3      | Teste de envelhecimento . . . . .                                                                 | 55        |
| <b>3.2</b> | <b>Etapa de identificação dos parâmetros da bateria</b> . . . . .                                 | <b>56</b> |
| <b>3.3</b> | <b>Etapa de simulações</b> . . . . .                                                              | <b>59</b> |
| 3.3.1      | Implementação do modelo elétrico de Thévenin com dois pares RC no ambiente de simulação . . . . . | 60        |
| 3.3.2      | Estimativa do Estado de Carga (SoC) . . . . .                                                     | 61        |
| 3.3.3      | Estimativa do Estado de Saúde (SoH) . . . . .                                                     | 64        |
| 3.3.4      | Detalhes e objetivos da simulação . . . . .                                                       | 65        |
| <b>4</b>   | <b>RESULTADOS</b> . . . . .                                                                       | <b>69</b> |
| <b>4.1</b> | <b>Bateria 18650</b> . . . . .                                                                    | <b>69</b> |
| 4.1.1      | Resultados da etapa de testes em laboratório . . . . .                                            | 69        |
| 4.1.2      | Resultados da etapa de identificação dos parâmetros da bateria . . . . .                          | 71        |
| 4.1.3      | Resultados da etapa de simulações . . . . .                                                       | 77        |
| <b>4.2</b> | <b>Bateria VHF-Urbano</b> . . . . .                                                               | <b>87</b> |
| 4.2.1      | Resultados da etapa de testes em laboratório . . . . .                                            | 87        |
| 4.2.2      | Resultados da etapa de identificação dos parâmetros da bateria . . . . .                          | 89        |
| 4.2.3      | Resultado da etapa de simulações . . . . .                                                        | 95        |

|            |                                                |            |
|------------|------------------------------------------------|------------|
| <b>5</b>   | <b>CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS . . . . .</b> | <b>104</b> |
| <b>5.1</b> | <b>Conclusão . . . . .</b>                     | <b>104</b> |
| <b>5.2</b> | <b>Trabalhos futuros . . . . .</b>             | <b>105</b> |
|            | <b>REFERÊNCIAS . . . . .</b>                   | <b>106</b> |

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 Considerações iniciais

Nos últimos anos, o progresso da tecnologia impulsionou fortemente a adoção de várias fontes de energia limpa e sistemas de armazenamento energético. As baterias de íons de lítio destacam-se como uma das principais alternativas devido à sua alta densidade energética, longa vida útil e eficiência operacional, sendo amplamente utilizadas em aplicações como veículos elétricos, dispositivos eletrônicos portáteis e sistemas de armazenamento de energia renovável. No entanto, os engenheiros e pesquisadores enfrentam desafios sérios relacionados à otimização do desempenho e a previsão precisa do estado de operação das baterias (Yao *et al.*, 2021).

Historicamente, o desenvolvimento de baterias remonta ao final do século XVIII e à invenção pela primeira vez de uma pilha ou dispositivo de corrente contínua em 1780 pelo físico italiano Alessandro Volta, denominada pilha de Volta. No século XX, houve avanços significativos, criando a primeira bateria ácida, bateria de chumbo, seguida pela invenção da bateria de níquel-cádmio (NiCd) e níquel-metal-hidreto (NiMH). No entanto, foi apenas em 1991 que a Sony Corporation introduziu comercialmente as baterias de íons de lítio, revolucionando a indústria ao oferecer uma solução mais leve, recarregável e eficiente (Nitta *et al.*, 2015). Desde então, as baterias de íons de lítio têm sido amplamente pesquisadas e aprimoradas, levando às versões modernas que possuem alta estabilidade química e capacidade de armazenamento de energia.

O interesse crescente em baterias de íons de lítio é devido a expansão de aplicações tecnológicas emergentes, especialmente veículos elétricos e redes inteligentes de energia. Segundo Goodenough e Park (2013), o aprimoramento das tecnologias de armazenamento é crucial para permitir a transição para uma economia global mais limpa e sustentável. A energia altamente densificada dentro destas baterias é justificada por suas características eletroquímicas, com o uso de ânodos de grafite e o cátodos baseados em óxidos metálicos. No entanto, degradação ao longo do tempo, superaquecimento e previsão de desempenho são ainda temas de pesquisas (Zhang *et al.*, 2021).

Além disso, aspectos mais críticos para o uso das baterias de íons de lítio incluem estimativa do Estado de Carga (*State of Charge*, SoC) e do Estado de Saúde (*State of Health*, SoH); ambos asseguram a segurança, robustez e longevidade dos sistemas. Portanto, modelos muito precisos e métodos robustos de otimização para estimativas em tempo real tornam-se essenciais (Padder *et al.*, 2025).

O governo brasileiro instaurou pela Lei nº 13.755, de 10 de dezembro de 2018, o Programa Rota 2030, que visa estabelecer diretrizes para incentivar os projetos de pesquisa e desenvolvimento em toda a cadeia do setor automotivo brasileiro. O projeto intitulado Desenvolvimento de um veículo urbano leve híbrido-flex (VHF-Urbano), coordenada pela FUNDEP pelo

acordo de parceria 27192.03.01/2021.01.00, é parte integrante do Programa Rota 2030. Este projeto tem como objetivo geral o desenvolvimento de um veículo híbrido flex urbano (VHF-Urbano), onde algumas características do veículo em desenvolvimento são apresentadas pela Quadro 1 e uma visualização do modelo 3D do protótipo é ilustrado pela Figura 1.

**Quadro 1 – Características do VHF-Urbano**

|                                                                                       |
|---------------------------------------------------------------------------------------|
| Híbrido topologia série com peso de 600 kg, incluindo 2 passageiros e 50 kg de carga. |
| Subsistema de geração otimizado para uso de etanol.                                   |
| Subsistema de armazenamento com baterias de íons de lítio e BMS.                      |
| Subsistema de tração de baixa potência (2 x 8 kVA nas rodas traseiras).               |
| Diferencial eletrônico e atendimento as normas de impacto.                            |

**Fonte: Oliveira (2021).**

**Figura 1 – Modelo 3D do protótipo do VHF-Urbano**



**Fonte: Oliveira (2021).**

## 1.2 Objetivos

O objetivo principal do trabalho é apresentar uma metodologia simples para a estimativa em tempo real do SoC e do SoH de uma célula de lítio-ferro-fosfato (LFP) utilizada no desenvolvimento do VHF-Urbano. Os objetivos específicos deste trabalho são:

- Revisar os conceitos fundamentais sobre baterias de íons de lítio, modelagem elétrica e estimação de parâmetros;

- Desenvolver o modelo de Thévenin com dois pares RC para representar o comportamento dinâmico da bateria;
- Representar a bateria real no ambiente computacional;
- Implementar algoritmos baseados em filtros de Kalman estendido para estimar o SoC e a capacidade;
- Implementar algoritmos para estimação do SoH;
- Validar o modelo e a metodologia para a estimativa em tempo real proposta por meio de simulações e experimentos com baterias reais.

### 1.3 Justificativa

A relevância deste estudo está associada à crescente demanda por soluções mais precisas e eficientes no gerenciamento de baterias de íons de lítio. Modelos elétricos equivalentes simplificados, como o modelo de Thévenin, proporcionam um compromisso entre complexidade computacional e precisão, tornando-se uma escolha viável para aplicações em tempo real. Por outro lado, a utilização de filtros de Kalman estendido representa uma ferramenta poderosa para lidar com incertezas e ruídos nos dados, permitindo estimativas robustas do SoC e da capacidade. Além disso, a perda de capacidade ao longo do tempo pode introduzir erros significativos na estimativa do SoC. Para mitigar esse problema, este trabalho utiliza a estimativa da capacidade como uma variável dinâmica no modelo, permitindo ajustes mais precisos e reduzindo desvios acumulados durante a operação da bateria.

Esse trabalho contribuirá para o avanço do estado da arte na área de gerenciamento de baterias, beneficiando setores como a indústria automobilística, dispositivos portáteis e sistemas de energia renovável. Além disso, a metodologia proposta poderá servir de base para estudos futuros e aplicações em sistemas mais complexos.

### 1.4 Estrutura do trabalho

Este documento está organizado em cinco capítulos, conforme descrito a seguir:

- Capítulo 1 - Introdução: Apresenta o contexto geral do tema, os objetivos, a justificativa e a estrutura do trabalho.
- Capítulo 2 - Referencial Teórico: Aborda os conceitos fundamentais sobre baterias de íons de lítio, modelos elétricos equivalentes e o filtro de Kalman estendido.

- Capítulo 3 - Metodologia: Descreve o desenvolvimento do modelo de Thévenin com dois pares RC e a implementação dos filtros de Kalman estendido para estimativa do SOC e da capacidade da bateria.
- Capítulo 4 - Resultados: Apresenta os resultados dos experimentos e das simulações realizadas, bem como a análise crítica dos dados obtidos.
- Capítulo 5 - Conclusão e Trabalhos Futuros: Sintetiza as principais contribuições do trabalho, apresenta as limitações e propõe direções para pesquisas futuras.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

### 2.1 Visão geral sobre baterias

Uma bateria é um dispositivo que geralmente oferece duas funções básicas: armazenamento de energia e conversão de energia (de química para elétrica e vice-versa). Portanto, uma bateria tem a capacidade de armazenar energia e fornecer energia por um período de tempo. Estas duas funções são definidas por carga/descarga (progresso da reação) e armazenamento/parada (término da reação) (Matsuki K.; Ozawa, 2012).

Em 1780 foi registrada a primeira bateria prática desenvolvida pelo físico italiano Alessandro Volta. Esta bateria, geralmente conhecida como célula Volta (também chamada de célula galvânica), era feita de cobre, zinco e um eletrólito. Ele foi, portanto, a primeira pessoa a conseguir gerar eletricidade a partir da energia eletroquímica armazenada em um eletrólito, e não por fricção. Sua invenção, há mais de dois séculos, contribuiu para o desenvolvimento de uma variedade de baterias disponíveis hoje (Korthauer, 2018; Matsuki K.; Ozawa, 2012).

Desde então, como afirma Korthauer (2018, p. XII) “o uso da eletricidade tem estado intimamente ligado ao desenvolvimento e uso de sistemas eletroquímicos de armazenamento de energia”. E curiosamente, durante o século passado, apenas três baterias estiveram em maior utilização: as baterias primárias de  $MnO_2$  e as baterias secundárias de chumbo-ácido e a base de níquel. Porém, estas baterias estão perto de atingir o seu limite técnico. Portanto, entender o porquê de essas baterias continuarem a ser usadas podem mostrar indicadores importantes para o desenvolvimento de novas tecnologias nesta linha (Matsuki K.; Ozawa, 2012).

O desenvolvimento das tecnologias de armazenamento é de extrema importância para atender os avanços tecnológicos. Isto é verdade para o fornecimento de energia de computadores e telemóveis que estão a tornar-se cada vez mais sofisticados e mais pequenos. O mesmo se aplica às ferramentas elétricas e aos veículos elétricos, bem como, em maior escala, ao armazenamento estacionário de energia renovável.

Nas subseções a seguir, será apresentada uma visão geral dos sistemas de armazenamento eletroquímico mais comuns na atualidade. Serão abordados os sistemas primários, que em geral não podem ser recarregados, ou apenas de forma limitada, e os sistemas secundários, que são compostos por sistemas de armazenamento recarregáveis.

## 2.2 Sistemas primários

### 2.2.1 Células com ânodos de zinco

Uma das primeiras células de importância técnica foi a célula Leclanché (1866), que fornecia eletricidade a telégrafos ferroviários e campainhas elétricas. O seu ânodo era o zinco metálico, assim como nas células avançadas alcalinas e de zinco-carbono.

O zinco possui uma alta carga específica de 820 Ah/kg e, para o emprego em eletrólitos aquosos, um alto potencial eletroquímico negativo de -0,76 V em relação a um eletrodo de hidrogênio padrão (EHP) como referência. Quando combinado com um cátodo de dióxido de manganês ( $MnO_2$ ), é alcançada uma tensão de célula de 1,5 V. Quando ocorre a reação de descarga, o ânodo de Zn se dissolve para formar um íon complexo. Como o  $MnO_2$  possui uma capacidade de despolarização que reduz a queda potencial produzida, a bateria do tipo Leclanché foi aprimorada progressivamente para produzir diversos tipos de baterias para uso comercial, como a célula seca de manganês, a célula  $ZnCl_2$  e a célula alcalina  $MnO_2$  (Moeller, 2018; Matsuki K.; Ozawa, 2012).

A alta carga específica do zinco também é vantajosa em células zinco-ar, geralmente empregadas em aparelhos auditivos. Em combinação com a difusão do oxigênio do ar, permite a produção de células com altas densidades de energia superiores a 450 Wh/kg (Moeller, 2018).

Infelizmente, essas células apresentam uma capacidade de recarga eletroquímica limitada. A razão é a capacidade de revestimento morfológicamente pobre do zinco. Apesar de intensas pesquisas, não foi possível melhorar as precipitações dendríticas de zinco.

### 2.2.2 Células com ânodos de lítio

Baterias usando metal de lítio como ânodo ativo e um poderoso material oxidante como material ativo do cátodo possibilitou produzir baterias com um potencial maior, alcançando tensões maiores que 3 V. Em 1972, iniciou o desenvolvimento das baterias de lítio com  $MnO_2$ , o material mais promissor e consolidado da época com atividade catódica. Cerca de 10 anos depois, a primeira bateria de Li- $MnO_2$  com ânodo de metal de lítio foi disponibilizada pela SANYO Inc. (Matsuki K.; Ozawa, 2012).

O lítio é um elemento muito leve que possui uma carga específica de 3862 Ah/kg, energias específicas superiores a 600 Wh/kg e um potencial eletroquímico extremamente negativo de -3,05 V em relação ao EHP, sendo um material ideal para ânodos. O metal de lítio está presente em tecnologias de baterias que são utilizadas em relógios, câmeras, medidores eletrônicos de energia, em aplicações medicinais e das forças armadas, etc. No entanto, eletrólitos aquosos não podem ser utilizados devido ao alto poder redutor do lítio. Os eletrólitos devem ser à base de solventes orgânicos (Moeller, 2018).

As baterias metálicas de lítio são consideradas não recarregáveis, devido a morfologia do lítio revestido eletroquimicamente ser inadequada para processos de carga e descarga. Em 1985, a Moli Energy Inc. tentou desenvolver uma bateria recarregável de metal de lítio, mas este sistema revelou uma fuga térmica, o que pode levar a sua explosão; isso era quase inevitável em casos de abuso, como curto-circuito, superaquecimento e sobrecarga. Desde então, o mundo profissional tem sido cético em relação a esta tecnologia de baterias recarregáveis. Embora a maior densidade de energia disponível para baterias de lítio seja alcançada por um sistema de bateria que pode usar ânodo metálico de lítio, é necessário encontrar uma solução para questões de segurança (Moeller, 2018; Matsuki K.; Ozawa, 2012).

## 2.3 Sistemas secundários

### 2.3.1 Bateria de chumbo-ácido

Em 1859, Plante inventou a bateria de armazenamento de chumbo-ácido. Essa bateria é o sistema de armazenamento recarregável mais antigo entre os sistemas tecnicamente mais relevantes hoje. Desde então, ela foi aprimorada ao longo dos anos até chegar às atuais baterias de chumbo-ácido que são produzidos industrialmente em massa para sua utilização nos carros modernos.

Os materiais ativos da bateria de chumbo-ácido são chumbo e óxido de chumbo ( $PbO_2$ ) em placas de grade paralelas. O eletrólito é ácido sulfúrico aquoso. A tensão de sua célula de mais de 2 V é bastante alta para um sistema aquoso. Nos desenvolvimentos mais recentes, a bateria é um sistema fechado, livre de manutenção e com um eletrólito fixo. Nas baterias de gel de chumbo-ácido, o eletrólito é gelificado por meio da adição de sílica ( $SiO_2$ ). Nas baterias de tapete de vidro absorvente (AMG), ele está fisicamente preso em tapetes de vidro. Devido ao alto peso do chumbo (equivalente a 259 Ah/kg), apenas 30 a 40 Wh/kg são alcançáveis. Embora a estabilidade do ciclo para ciclos completos (estado de carga de 0 a 100%) seja baixa, ainda é possível carregar a bateria de chumbo-ácido com altas correntes por curtos períodos de tempo. Isso é usado na aplicação como bateria de partida em automóveis. A sulfatação do chumbo em sulfato de chumbo eletricamente não condutor ( $PbSO_4$ ) com partículas grandes que ocorre como produto de reação tanto no ânodo quanto no cátodo aumenta a resistência interna. Isto leva à deterioração da bateria. A bateria de chumbo-ácido ainda detém uma quota de mais de 90% no mercado das baterias. Isto se deve aos baixos custos de produção (material, tecnologia) e à alta reciclabilidade. (Moeller, 2018, p. 3, tradução nossa).

### 2.3.2 Baterias de níquel-cádmio e níquel-hidreto metálico

Por volta de 1900, Thomas Edison e Waldemar Jungner inventaram a bateria recarregável de níquel-cádmio. O material do cátodo deste tipo de bateria é o hidróxido de óxido de níquel ( $\text{NiO}[\text{OH}]$ ). O cádmio demonstra uma carga específica elevada de 477 Ah/kg e uma tensão de célula de 1,2 V. Com base nestes valores, são alcançáveis energias específicas de 60 Wh/kg. No entanto, devido à toxicidade do cádmio, seu uso pode trazer sérios impactos ambientais, tanto que a União Europeia restringe através de regulamentações o uso do cádmio em aplicações relevantes para segurança e medicina, também em ferramentas elétricas com alta requisitos de energia. Em 1990, a SANYO comercializou as baterias de níquel-hidreto metálico, onde o cádmio foi substituído por uma liga de armazenamento de hidrogênio feita de níquel e terras nobres. Em decorrência disso, foi possível triplicar a energia específica das células desde a sua introdução, para 80 Wh/kg. Ambos os sistemas de bateria à base de níquel apresentam proteção interna contra sobrecarga química e descarga excessiva. Eles são, portanto, adequados para baterias sem componentes eletrônicos sofisticados. Mas, a produção industrial das baterias de níquel-hidreto metálico aumentou rapidamente nos últimos anos por estar livre da contaminação ambiental. Agora, a maioria das baterias de níquel-hidreto metálico são usadas em veículos híbridos (Moeller, 2018; Matsuki K.; Ozawa, 2012; Wu, 2015).

### 2.3.3 Baterias de sódio-enxofre e cloreto de sódio e níquel

As baterias de sódio-enxofre e cloreto de sódio e níquel são sistemas de armazenamento para aplicações em altas temperaturas de 250 a 300 °C. Ambas as baterias têm como ânodo o sódio, que tem uma carga específica muito alta de 1.168 Ah/kg e uma curva de tensão muito negativa (- 2,71 V em relação ao EHP), sendo um excelente material para ânodo (Moeller, 2018).

Na bateria de sódio-enxofre, o material do cátodo é o enxofre. Portanto, ambos os materiais do ânodo e do cátodo são líquidos à temperatura operacional. Eles são separados por uma cerâmica sólida feita de óxido de alumínio, que é o condutor de íons de sódio. Esta cerâmica, a 300 °C, apresenta uma condutividade de íons de sódio semelhante à dos eletrólitos aquosos. A tensão nominal das células situa-se entre 1,78 e 2,08 V, devido a formação de diversos sulfetos de sódio como produtos de reação, enquanto a energia específica chega a 200 Wh/kg. Uma vantagem da produção desse tipo de bateria é o baixo preço dos materiais, porém uma desvantagem é a autodescarga da bateria consequente das altas temperaturas de funcionamento e as subsequentes perdas térmicas. É por isso que é idealmente usado como grande sistema estacionário de armazenamento de energia na faixa de MW. Esta tecnologia foi usada em carros na década de noventa, por exemplo, no BMW E1 e no Ford Ecostar (Moeller, 2018).

A bateria de cloreto de sódio e níquel possui um design semelhante a bateria de sódio enxofre, porém é uma variante mais segura das baterias de sódio, pois demonstra uma tole-

rância (limitada) à sobrecarga e descarga excessiva, entre outras características. O material condutor de íons de sódio continua sendo a cerâmica de óxido de alumínio. O cátodo, no entanto, consiste em uma matriz porosa de níquel como coletor de corrente com cloreto de níquel ( $\text{NiCl}_2$ ). O cloreto de níquel é impregnado com cloroaluminato de sódio ( $\text{NaAlCl}_4$ ), que funciona como segundo eletrólito na forma de sal fundido a  $250\text{ }^\circ\text{C}$ . A energia específica das células gira em torno de  $120\text{ Wh/kg}$  para uma tensão nominal entre 2,3 e 2,6 V. Sua estrutura inversa (sódio líquido por fora) é vantajosa quando comparada à bateria de sódio-enxofre. Ele permite o uso de caixas retangulares de aço de baixo custo em vez de caixas de níquel. A montagem é facilitada pelo fato de ser possível inserir materiais da bateria descarregados como cloreto de sódio e níquel. Portanto, os materiais ativos carregados não são gerados até o primeiro ciclo de carga. As baterias de cloreto de sódio e níquel são usadas em veículos elétricos de curta duração e em aplicações especiais, como nos primeiros exemplares do veículo elétrico de pequeno porte Smart ForTwo (Moeller, 2018).

#### **2.4 Baterias de íons de lítio**

Como visto anteriormente, a Moli Energy Inc. desenvolveu a primeira bateria recarregável em 1985. Porém, seu projeto apresentava problemas de segurança devido ao lítio no eletrodo negativo. O próximo passo em direção a uma bateria de íon-lítio foi o uso de materiais ativos para ambos os eletrodos com boa reversibilidade para intercalação/desintercalação de lítio e potencial de alta tensão. Com isso, surgiu-se as baterias recarregáveis de íons de lítio, que fazem parte dos sistemas secundários de armazenamento de energia.

O íon de lítio é muito pequeno, que permite uma infinidade de materiais ativos de intercalação, mas são adequados para ânodos os materiais de intercalação que exibem potenciais eletroquímicos na faixa de tensão mais baixa, como por exemplo: grafite ou ligas de lítio com silício e estanho. Descobriu-se que um material de carbono atende a esses requisitos, e uma bateria recarregável de íons de lítio baseada em um ânodo de carbono e um cátodo  $\text{LiCoO}_2$  (óxido de cobalto de lítio em camadas) foi desenvolvida, produzida em massa e comercializada pela Sony Inc. em 1991. Esta bateria tinha uma alta tensão de 4 V e era capaz de ter um alto desempenho (Leuthner, 2018; Wu, 2015; Matsuki K.; Ozawa, 2012).

Mais tarde, com o desenvolvimento da ciência e da tecnologia das baterias, novas baterias de íons lítio continuaram a ser desenvolvidas especialmente em países como a Coréia do Sul e o Japão e foram introduzidas em muitas aplicações. A partir desta breve história da bateria, pode-se ver que as baterias contribuíram enormemente para o desenvolvimento sustentável da nossa civilização, atendendo às demandas da indústria e dos mercados consumidores (Leuthner, 2018; Wu, 2015).

### 2.4.1 Aplicações

Até 2005, no início do seu desenvolvimento, a densidade de potência das células de íons de lítio era consideravelmente inferior à das baterias de níquel-cádmio. Hoje é possível encontrar tecnologias desta bateria com densidade de energia de até 250 Wh/kg, tornando-se locomotiva na atual proliferação de smartphones, tablets e notebooks (Moeller, 2018). Nos notebooks as baterias geralmente consistem de 3 a 12 células, em conexão paralela ou série. Outra aplicação das baterias de íons de lítio são as ferramentas elétricas, com tensão de 3,6 a 36 V, dependendo da utilização (Leuthner, 2018).

Na mobilidade elétrica, a utilização das baterias de íons de lítio têm ganhado recentemente um aumento considerável. Em veículos híbridos, especialmente os veículos híbridos plug-in, e em veículos elétricos esta bateria tem sido amplamente utilizada pela indústria automotiva. Ônibus e caminhões híbridos, ônibus elétricos, Pedelecs (bicicletas eletricamente assistidas), bicicletas elétricas e scooters elétricas também são equipados com baterias de íons de lítio.

Em aplicações estacionárias, as baterias de íons de lítio estão disponíveis para serem utilizadas como sistemas de armazenamento de energia para estabilizar a tensão da rede ou para armazenar a eletricidade flutuante das energias renováveis com cerca de 2 kWh até 40 MWh em usinas maiores (Moeller, 2018; Leuthner, 2018).

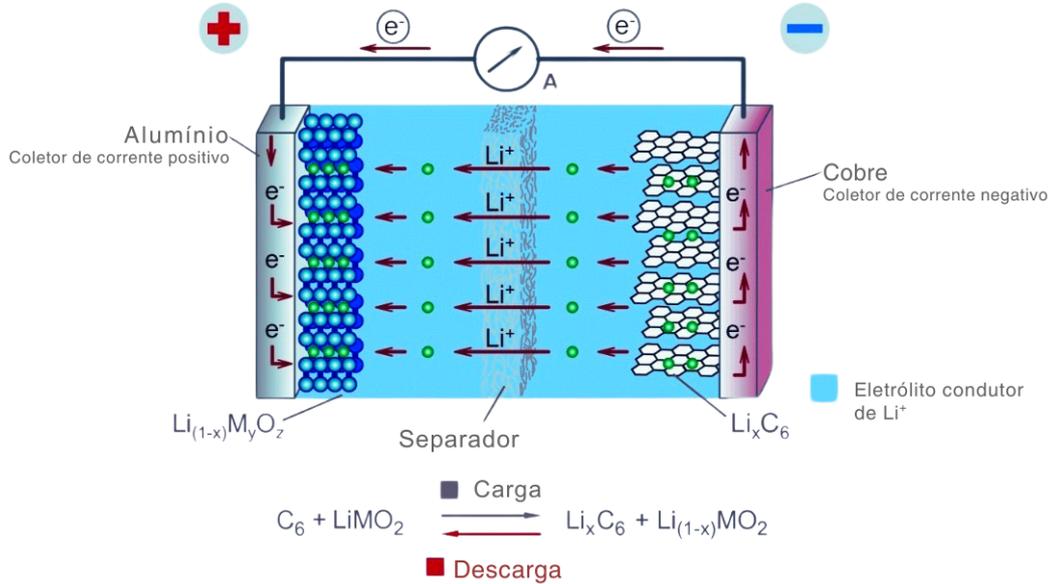
### 2.4.2 Componentes, funções e vantagens

O princípio básico de funcionamento de uma bateria recarregável de íons de lítio é exemplificado na Figura 2. Nas baterias recarregáveis de íons de lítio apenas os íons  $\text{Li}^+$  participam das reações de carga e descarga. Os íons  $\text{Li}^+$  são intercalados entre os materiais ativos dos eletrodos e o processo de carregamento e descarregamento da bateria ocorre através do transporte de íons  $\text{Li}^+$  entre o ânodo e o cátodo pelo eletrólito condutor de íons (contendo um sal condutor de lítio dissociado) situado entre os dois eletrodos. O separador, uma membrana porosa para isolar eletricamente os dois eletrodos um do outro, também está nessa posição. Os materiais ativos do eletrodo positivo são compostos, por exemplo, de óxidos mistos, e os materiais ativos do eletrodo negativo são principalmente compostos de grafite e carbono amorfo. São nestes materiais em que os íons de lítio estão intercalados (Matsuki K.; Ozawa, 2012; Leuthner, 2018).

No processo de descarga, como mostra a Figura 2, os íons de lítio são desintercalados do eletrodo negativo migrando do eletrodo negativo através do eletrólito e do separador para o eletrodo positivo. Ao mesmo tempo, os elétrons como portadores de eletricidade migram do eletrodo negativo (o cobre funciona como coletor de corrente) através de uma conexão elétrica externa (cabo) para o eletrodo positivo (alumínio como coletor de corrente). Durante o carrega-

mento, este processo é invertido: os íons de lítio migram do eletrodo positivo através do eletrólito e do separador para o eletrodo negativo.

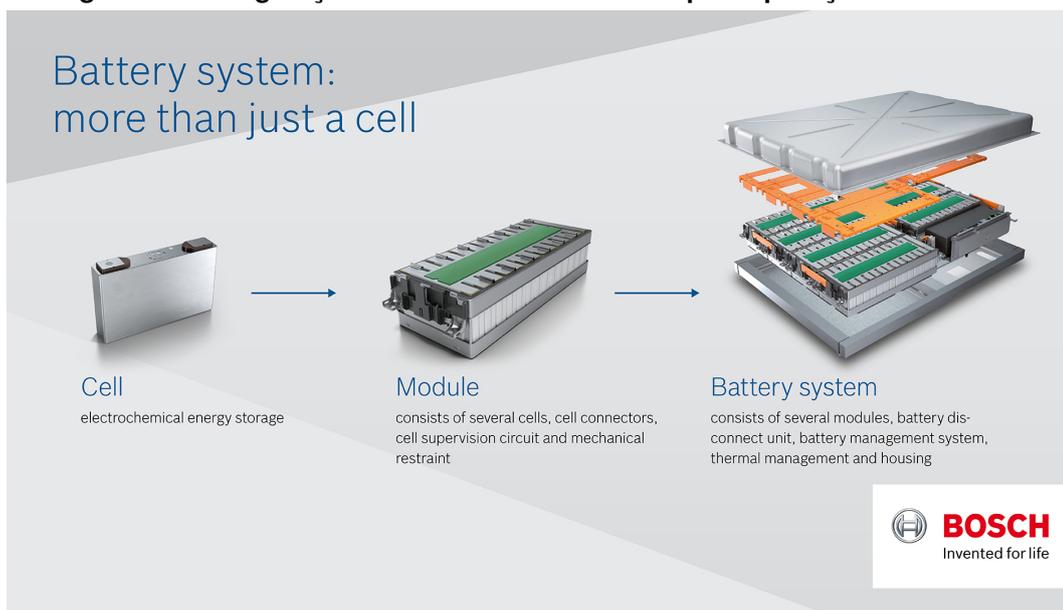
**Figura 2 – Configuração de uma bateria de íons de lítio (processo de descarga)**



**Fonte: Adaptado de Leuthner (2018).**

Esses materiais são utilizados na fabricação de células cilíndricas, prismáticas e de bolsas. E dependendo da aplicação, uma única célula ou várias células são conectadas em série e/ou em paralelo dependendo da capacidade necessária para formar um módulo. Em aplicações automotivas, vários módulos conectados formam um sistema de bateria, também chamado de pack de baterias, como o ilustrado pela Figura 3.

**Figura 3 – Configuração de um sistema de bateria para aplicações automotivas**



**Fonte: Bosch (2018).**

Os packs de baterias são equipados com um sistema de gerenciamento de bateria (sigla em inglês: BMS - battery management system) que executa funções de monitoramento de células e utiliza tecnologia de sensores para monitorar tensões e temperaturas de células. O BMS também monitora a corrente e permite ligar e desligar o sistema de bateria. O sistema de gerenciamento de bateria também é usado para controlar o gerenciamento de temperatura (resfriamento ou aquecimento) do sistema de bateria.

As vantagens das baterias de íon-lítio e dos sistemas derivados delas são: alta energia específica, alta potência específica, alta eficiência durante a carga e descarga bem como baixas taxas de autodescarga (Leuthner, 2018).

### 2.4.3 Definições e terminologias

Alguns termos que são essenciais para a compreensão do desempenho das baterias de íons de lítio e de qualquer tipo de bateria são explicados nos parágrafos seguintes (Wu, 2015; Leuthner, 2018).

- Capacidade nominal: refere-se à capacidade total durante o processo de descarga. Geralmente é expresso como um produto de tempo e corrente, em ampere-hora (Ah) ou miliampere-hora (mAh). Uma capacidade de descarga de 1 Ah é equivalente a 3600 C.
- Capacidade residual: refere-se à capacidade restante que uma bateria ainda pode ter para descarregar.
- Estado de carga (do inglês: SoC - State of Charge): é definido como a capacidade residual da bateria. O SoC é expresso em função da capacidade nominal, como apresentado em 1. O SoC é um parâmetro importante para estimar o tempo de vida de uma bateria como também sua operação sob condições seguras.

$$SoC = \frac{CapacidadeRestante}{CapacidadeNominal} \cdot 100\% \quad (1)$$

- Tensão nominal: refere-se ao valor médio aproximado da tensão da bateria durante a descarga, podendo variar conforme a taxa de descarga e a química da bateria.
- Tensão de circuito aberto: refere-se à tensão entre os terminais da bateria quando não há carga conectada.
- Tensão de trabalho: também é chamada de tensão de circuito fechado e refere-se à tensão entre os terminais da bateria quando há carga conectada.

- Densidade de capacidade: refere-se à capacidade de descarga por volume ou massa de uma bateria, cuja unidade é geralmente miliamperes-hora por litro (mAh/l) ou miliamperes-hora por grama (mAh/g).
- Densidade de energia: refere-se à energia nominal da bateria por unidade de volume ou massa. A densidade específica de energia é uma característica da química e da embalagem da bateria, cuja unidade é geralmente watt-hora por litro (Wh/l) ou watt-hora por grama (Wh/g).
- Densidade de potência: é a energia de descarga por volume ou massa de uma bateria, cuja unidade geralmente é watt por litro (W/l) ou watt por grama (W/g). A densidade de potência específica, assim como a densidade de energia, é uma característica da química e da embalagem da bateria. Ele determina o tamanho da bateria necessário para atingir uma determinada meta de desempenho.
- Eficiência: é a relação (expressa em porcentagem) entre a energia liberada durante a descarga em comparação com a energia armazenada durante o carregamento.
- Descarregamento: refere-se a um processo em que os elétrons são liberados pelo eletrodo negativo e fluem para o eletrodo positivo através do circuito externo.
- Característica de descarga: refere-se a algumas características de uma bateria durante um processo de descarga, como curva de descarga, taxa de descarga, profundidade de descarga e tempo de descarga. Estas características dependem do modo de descarga (por exemplo, corrente constante, carga constante ou potência constante) da bateria.
- Curva de descarga: é a mudança de tensão com o tempo durante um processo de descarga.
- Taxa de carga/descarga (do inglês: C-rate): é usado para representar a carga ou a descarga de uma bateria com valor igual a capacidade máxima da bateria em uma hora. Por exemplo, uma taxa de 1 C significa que a bateria carregará ou descarregará em 1 h. Uma taxa de 1/5 C significa que a bateria carregará ou descarregará em 5 horas.
- Profundidade de descarga (do inglês: DOD - Depth of Discharge): refere-se à porcentagem da capacidade da bateria que foi descarregada, expressa como uma porcentagem da capacidade máxima. Uma descarga de pelo menos 80% DOD é chamada de descarga profunda.
- Tempo de duração: é o tempo total para uma bateria descarregar sob uma carga específica até atingir a tensão de corte.

- Tensão de corte (do inglês: Cut-off Voltage): é a tensão mínima permitida para a bateria. Este é o valor definido pelo fabricante e indica que a bateria está completamente descarregada quando este estiver sendo medido.
- Descarga excessiva: é um fenômeno que ocorre quando a tensão da bateria está abaixo da tensão de corte especificada enquanto um processo de descarga ainda ocorre. Isso geralmente leva a algum dano ou efeito colateral na vida útil de uma bateria, especialmente uma bateria recarregável.
- Autodescarga: é um fenômeno em uma bateria em que reações químicas colaterais internas reduzem a capacidade armazenada da bateria sem qualquer conexão entre os terminais da bateria. A autodescarga diminui a vida útil das baterias e faz com que inicialmente tenham menos do que uma carga completa quando realmente colocadas em uso.
- Resistência interna: é a resistência total de uma bateria entre seus terminais. Normalmente, quanto menor for a resistência interna, melhor será o desempenho que será alcançado. Também depende do estado de carga/descarga da bateria. Quando a resistência interna aumenta, a eficiência da bateria diminui e a estabilidade térmica é reduzida, à medida que mais energia de carga é convertida em calor.
- Ciclo de vida: é o número de vezes que uma bateria recarregável pode ser reiniciada (carregada e descarregada) antes de perder a capacidade de aceitar carga. Os processos que ocorrem na bateria não são completamente reversíveis “quimicamente” e, após repetidas cargas/descargas, a bateria aceitará cada vez menos carga até que um limite inferior (definido como falha) da capacidade seja atingido. Este limite é frequentemente definido em 80% da capacidade nominal. Para comparar diferentes sistemas de baterias, este limite deve ser indicado, bem como o número de ciclos. O número de ciclos depende do tipo de bateria, composição química, DOD, design da célula e temperatura.
- Estado de saúde (do inglês: SoH - State of Health): é o parâmetro que descreve o envelhecimento da bateria ao longo de sua vida útil. O SoH pode ser calculado comparando-se a capacidade de carga atual ( $C_A$ ) com a capacidade de carga nominal da bateria nova ( $C_N$ ), expressa pela equação 2. Percentualmente o SoH é de 100% quando a bateria é nova ( $C_A = C_N$ ).

$$SoH = \frac{C_A}{C_N} \cdot 100\% \quad (2)$$

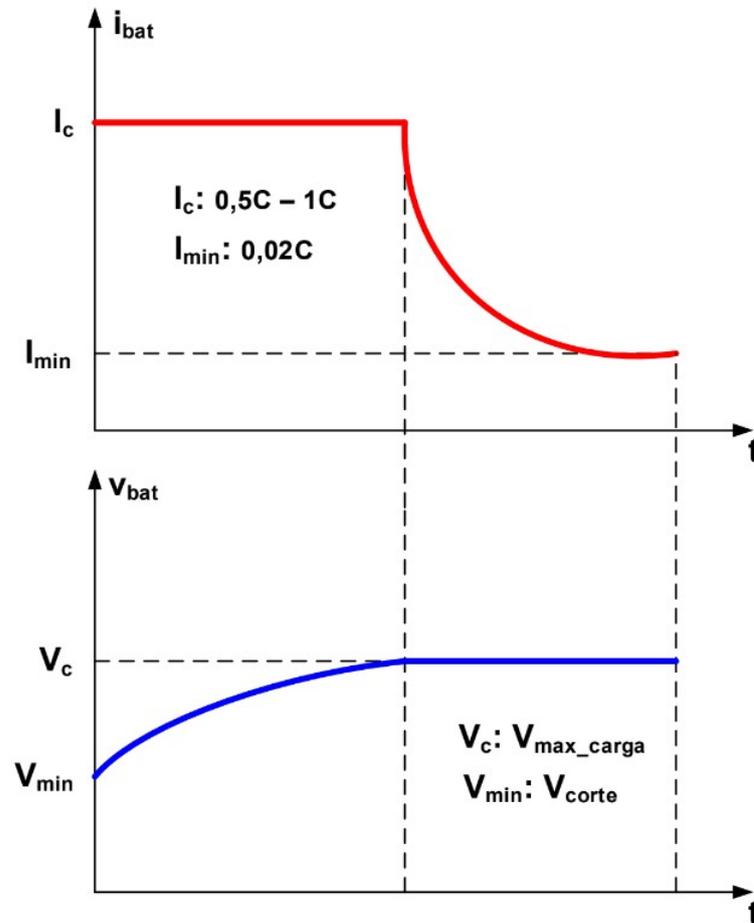
- Carregamento: refere-se a um processo em que os elétrons são transportados do eletrodo positivo para o eletrodo negativo através do circuito externo.

- Características de carga: refere-se a certas características de uma bateria durante um processo de carga, como curva de carga, capacidade de carga, taxa de carga, profundidade de carga e tempo de carga.
- Curva de carga: é a uma mudança de tensão ao longo do tempo durante um processo de carga.
- Sobrecarga: refere-se ao fenômeno de que um processo de carga ainda continua quando a tensão de carga sobe acima da tensão máxima especificada. Durante a sobrecarga, ocorrerão reações colaterais químicas ou eletroquímicas. Um problema bem conhecido é a decomposição do eletrólito. Para evitar este problema, um sistema de carregamento controlado por computador é usado para regular a tensão de cada célula individual de um módulo ou pacote de bateria.

#### 2.4.4 Procedimento de recarga

O procedimento de carregamento padrão para baterias de íons de lítio é o método de recarga com corrente constante/tensão constante (sigla em inglês: CC-CV - constant current/-constant voltage). Neste método a bateria é inicialmente carregada com uma corrente constante (CC) até uma determinada tensão máxima. Quando a bateria atinge este valor estabelecido, o processo de carga é alterado para tensão constante (CV) e uma corrente decrescente. O processo de carregamento termina após decorrido um tempo predeterminado ou quando um determinado valor de corrente for atingido (Font, 2019). A Figura 4 apresenta as formas de onda de tensão e de corrente para este método, destacando os valores típicos empregados para os níveis de tensão e de corrente limites.

Figura 4 – Procedimento de carga CC-CV



Fonte: Font (2019).

As baterias de íons de lítio podem ser carregadas até diferentes tensões máximas determinadas, dependendo dos materiais utilizados. Caso as baterias ultrapassem estes valores, os efeitos da sobrecarga provoca reações de deterioração que podem diferir na sua intensidade, dependendo das medidas de segurança utilizadas. Assim também com a corrente de carga, que depende do design e da temperatura para que a bateria possa ser carregada ao máximo (Leuthner, 2018).

## 2.5 Modelos matemáticos para baterias

A modelagem de baterias tem papel fundamental para o projeto de baterias confiáveis, duráveis e seguras. Sendo assim, pesquisadores e empresas fabricantes de baterias, visando melhorar a compreensão do comportamento das baterias, desenvolvem modelos que fornecem inspiração na compreensão dos mecanismos físicos e na simulação do comportamento da bateria sob condições controladas e específicas (Abada *et al.*, 2016).

Devido ao comportamento não-linear das baterias, a estimativa do SoC e do SoH das baterias é desafiador. O erro de estimativa tende a aumentar em sistemas nos quais o modelo

é impreciso ou as medições não podem ser feitas em tempo real. O desempenho da bateria irá variar de acordo com a temperatura, tempo de operação e as ações de carga e descarga ao longo do tempo. Os modelos mais comuns de baterias podem ser classificados em três grupos (Marques *et al.*, 2023):

- Modelos Eletroquímicos: os modelos eletroquímicos contêm sistemas de equações diferenciais parciais acopladas que representam a construção física e química da bateria. Esses modelos podem ser extremamente precisos na previsão do comportamento de saída da bateria porque caracterizam o mecanismo fundamental de geração de energia da bateria.
- Modelos Caixa Preta: os modelos caixa preta ajustam o comportamento de entrada para saída necessitando de poucos ou nenhum princípios físicos e elétricos da bateria. A abordagem do modelamento caixa preta se baseia na teoria de estimação estatística, baseada em dados experimentais. Modelos utilizando redes neurais artificiais fazem parte deste modelo.
- Modelos Elétricos: os modelos elétricos são baseados em circuitos equivalentes que podem simular o comportamento estático e dinâmico, compostos pela associação de resistores, capacitores, diodos, fontes controladas, etc. Este modelo permite a simulação numérica do comportamento da bateria.

Ambos os modelos podem descrever bem o comportamento das baterias com diferentes níveis de precisão, o que é de se esperar para um sistema tão complexo como as baterias. A grande diferença que afeta a performance dos modelos está no grau de dificuldade na obtenção e na implementação do modelo.

A precisão dos modelos eletroquímicos é altíssima, mas as equações diferenciais parciais podem ser difíceis de simular/encontrar uma solução e geralmente não são adequadas para o projeto de controle. Além disso, alguns parâmetros para o ajuste do modelo muitas vezes não estão disponíveis. Mesmo assim, os modelos eletroquímicos são adequados para o projeto de fabricação das baterias (Hu *et al.*, 2009).

Os modelos caixa preta necessitam de boa quantidade e qualidade dos dados experimentais e um modelo sofisticado para uma boa estimação, que resulta em uma alta complexidade computacional (Hu *et al.*, 2009).

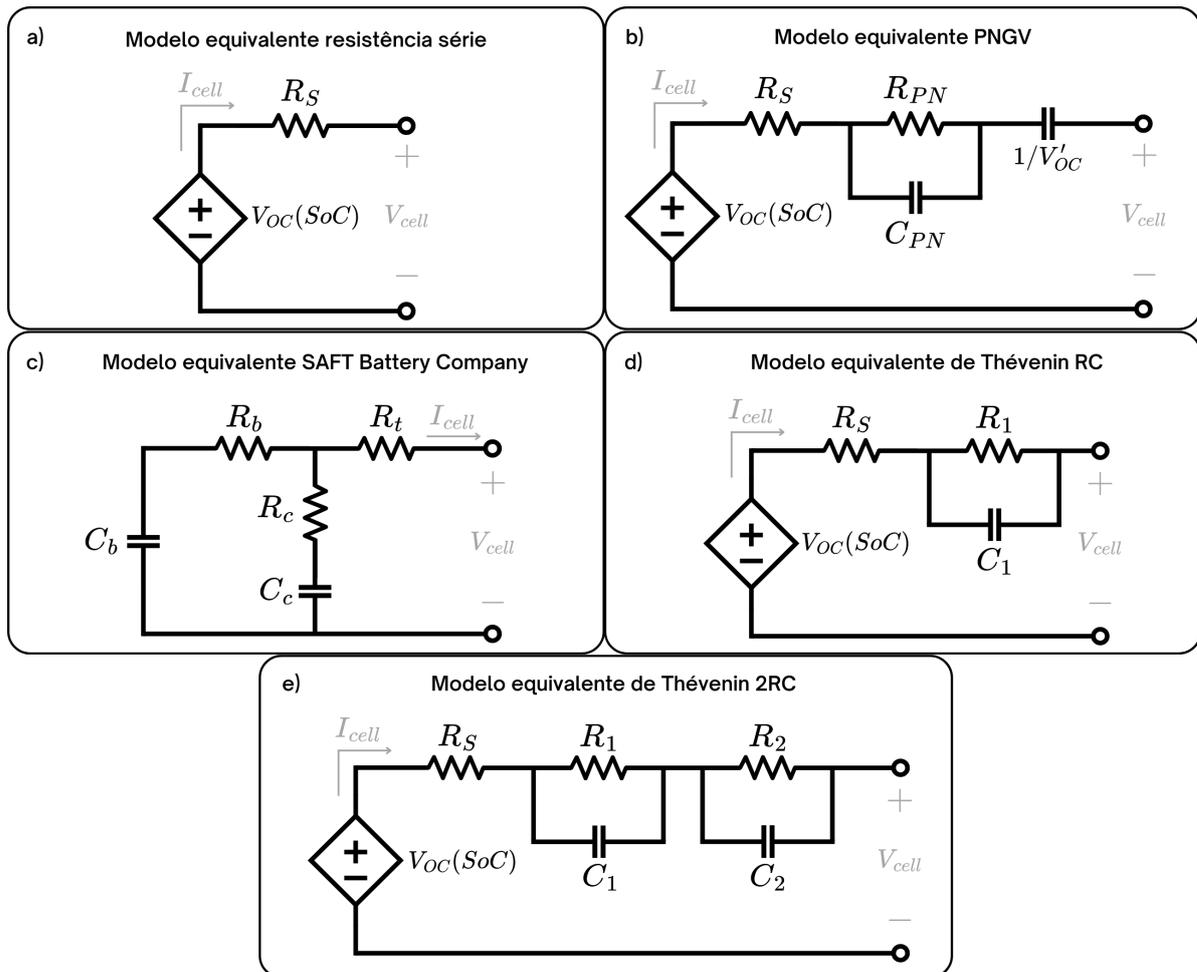
Já os modelos elétricos não são tão precisos quanto os modelos eletroquímicos, mas estes modelos costumam ser mais simples em estrutura, sendo apropriados para o uso embarcado e para o projeto de carregadores de baterias e equalizadores de tensão (Hu *et al.*, 2009).

Neste trabalho será utilizado o modelo elétrico para representar o comportamento dinâmico da bateria de íons de lítio. A seguir, apresenta-se um breve resumo dos principais modelos elétricos de bateria.

### 2.5.1 Modelos elétricos de baterias

Como abordado anteriormente, esses modelos são constituídos por um circuito elétrico equivalente com parâmetros que representam apenas alguns dos fenômenos físicos da célula. Na literatura é possível encontrar uma grande variedade de modelos de circuito equivalente, a Figura 5 apresenta alguns deles (Dini; Colicelli; Saponara, 2024; Li *et al.*, 2020; Huang; Wang; Feng, 2020; He; Xiong; Fan, 2011).

**Figura 5 – Modelos de circuitos equivalentes**



**Fonte: Adaptado de Bampi (2023).**

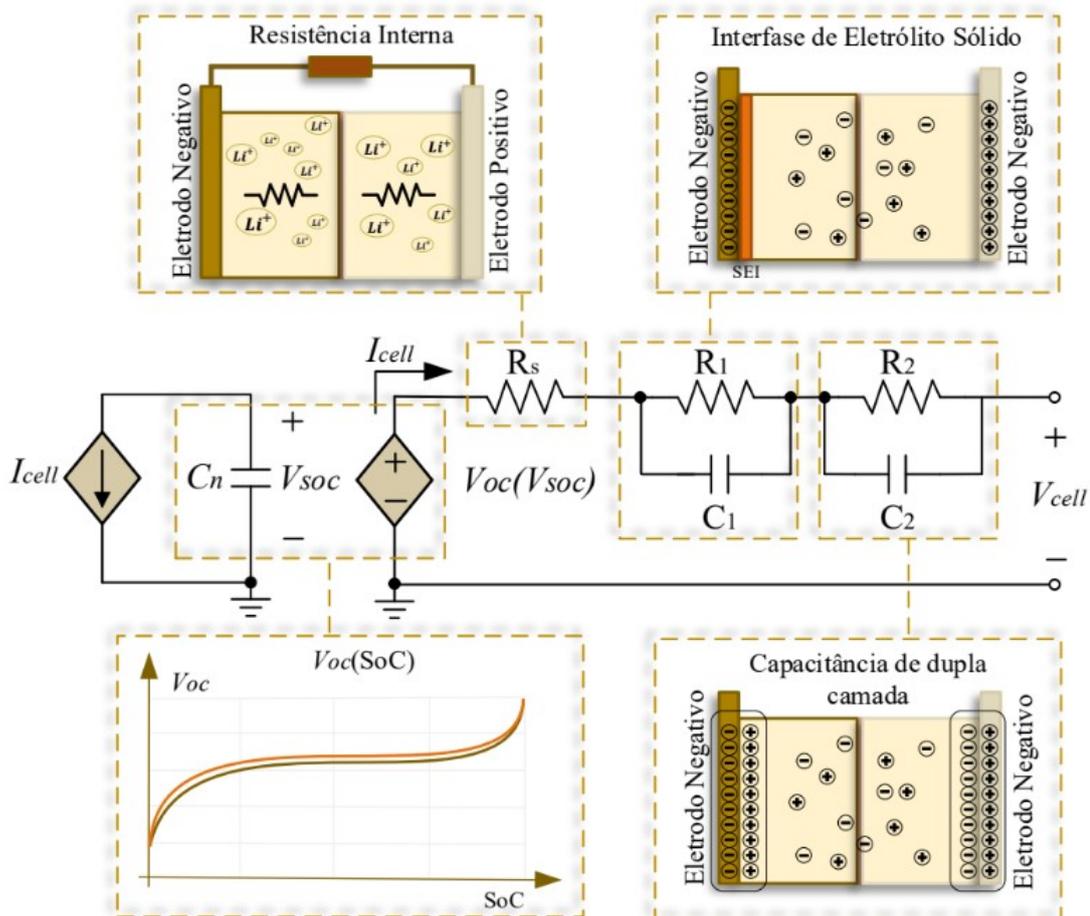
Uma abordagem aprofundada dos circuitos equivalentes (a), (b), (c), (d) e (e) é apresentada por Dini, Colicelli e Saponara (2024), Huang, Wang e Feng (2020) e He, Xiong e Fan (2011). O modelo de Thévenin com dupla polarização (dois pares  $RC$ ) é conhecido por seu desempenho dinâmico e estimativa precisa do SoC, o que o torna uma ferramenta valiosa para otimizar perfis de carga e entender a resposta transitória durante a transferência de energia da bateria. Este modelo simula com precisão os efeitos por histerese e polarização das baterias de lítio e a estrutura do modelo com dois pares  $RC$  é mais simples do que os modelos com mais pares  $RC$  (Dini; Colicelli; Saponara, 2024).

Neste estudo, considerou-se o modelo elétrico equivalente de Thévenin com dois pares  $RC$  como um método eficiente para modelar a resposta dinâmica de uma bateria sob diferentes condições de carga e descarga. A SubSubseção 2.5.1.1 apresenta detalhes do modelo equivalente de Thévenin com dois pares  $RC$ .

#### 2.5.1.1 Modelo elétrico de circuito equivalente de Thévenin com dois pares $RC$

De uma forma simplificada, os modelos baseados no circuito de Thévenin utilizam um resistor série ( $R_s$ ) e pares resistor-capacitor ( $RC$ ) para simular o comportamento da bateria em eventos de carga transitória. A quantidade de pares  $RC$  influencia na precisão e na complexidade do modelo. Na Figura 6 é apresentado o circuito utilizado neste trabalho com dois pares  $RC$ , trazendo uma melhor compreensão das características químicas que este modelo contempla.

**Figura 6 – Modelo elétrico de circuito equivalente com dois pares  $RC$ : características químicas**



Fonte: Bampi (2023).

O modelo de Thévenin com dois pares  $RC$  pode ser representado pelo seguinte esquema:

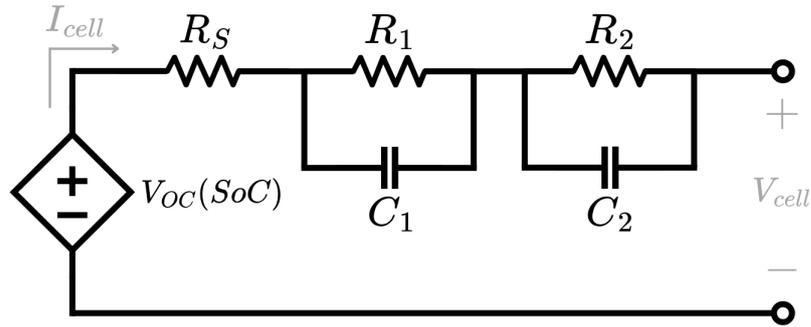
- **Resistência**  $R_S$ : corresponde à resistência interna da bateria que está relacionada à resistência do eletrólito à propagação dos íons de lítio.
- **Primeiro par**  $R_1C_1$ : representa os efeitos de curto prazo na resposta dinâmica da bateria. Os efeitos de relaxação de curto prazo são devido a interface do eletrólito sólido (do inglês Solid Electrolyte Interface - SEI) no eletrodo negativo.
- **Segundo par**  $R_2C_2$ : captura os efeitos de longo prazo. Os efeitos de relaxação de longo prazo é o resultado da formação de capacitância de dupla camada nos eletrodos negativo e positivo.
- **Corrente**  $I_{cell}$ : corrente da bateria, que é por convenção definido negativo na carga.
- **Tensão terminal**  $V_{cell}$ : tensão nos terminais da bateria.
- **Tensão de circuito aberto**  $V_{OC}(SoC)$ : representa a tensão sem carga da bateria e depende diretamente do estado de carga da bateria. Esta relação é representada por uma fonte de tensão controlada pelo SoC.
- **Capacitância**  $C_N$ : é associada a uma tensão  $V_{SoC}$  que representa a capacidade da célula mediante a variação de corrente.

Os parâmetros  $R_S$ ,  $R_1$ ,  $C_1$ ,  $R_2$ ,  $C_2$  e  $V_{OC}(SoC)$  são funções multivariáveis em função do SoC, temperatura, corrente e número de ciclos. Por isso é comum serem utilizadas tabelas obtidas experimentalmente ou funções que apresentam os valores destes parâmetros em determinadas condições de temperatura, SoC, corrente ou número de ciclos. Porém, com uma certa tolerância de erro, algumas variáveis podem ser desconsideradas quando a bateria opera em condições específicas. Por exemplo, uma célula de baixa capacidade em uma aplicação de temperatura constante pode ignorar os efeitos da temperatura.

#### 2.5.1.1.1 *Análise do circuito equivalente de Thévenin com dois pares RC e modelo em espaço de estados*

A seguir é apresentado a análise do circuito da Figura 7 em termos de seus componentes elétricos.

Figura 7 – Modelo elétrico de circuito equivalente com dois pares  $RC$  simplificado



Fonte: Adaptado de Bampi (2023).

A análise em espaço de estados é conduzida com o objetivo de capturar a evolução do SoC e as tensões sobre os capacitores dos pares  $RC$  em função da corrente fornecida à bateria, que é considerada como a entrada do sistema. Para construir o modelo em espaço de estados, são definidos como variáveis de estado: (i)  $SoC(t)$ : O estado de carga da bateria; (ii)  $V_1(t)$ : A tensão sobre o capacitor do primeiro par  $RC$ ; e (iii)  $V_2(t)$ : A tensão sobre o capacitor do segundo par  $RC$ . O vetor de estados  $\mathbf{x}(t)$  é então definido como:

$$\mathbf{x}(t) = \begin{bmatrix} SoC(t) \\ V_1(t) \\ V_2(t) \end{bmatrix} \quad (3)$$

A entrada do sistema é a corrente  $I_{cell}(t)$ , que está relacionada ao processo de carga e descarga da bateria:

$$\mathbf{u}(t) = I_{cell}(t) \quad (4)$$

O estado de carga  $SoC(t)$  da bateria é governado pela corrente de entrada  $I_{cell}(t)$ , e sua variação pode ser descrita pela seguinte equação diferencial:

$$\frac{dSoC(t)}{dt} = -\frac{I_{cell}(t)}{C_N} \quad (5)$$

onde  $C_N$  é a capacidade nominal da bateria.

Como apresentado na SubSubseção 2.5.1.1, os pares  $RC$  no modelo de Thévenin são responsáveis por capturar a dinâmica transitória da bateria. Cada circuito  $RC$  possui uma equação diferencial própria, que relaciona a corrente de entrada com a tensão no capacitor:

- Para o **primeiro par**  $RC$  ( $R_1$  e  $C_1$ ):

$$\frac{dV_1(t)}{dt} = \frac{1}{C_1} \left( I_{cell}(t) - \frac{V_1(t)}{R_1} \right) \quad (6)$$

- Para o **segundo par**  $RC$  ( $R_2$  e  $C_2$ ):

$$\frac{dV_2(t)}{dt} = \frac{1}{C_2} \left( I_{cell}(t) - \frac{V_2(t)}{R_2} \right) \quad (7)$$

Essas equações diferenciais descrevem a dinâmica das tensões  $V_1(t)$  e  $V_2(t)$  nos capacitores dos pares  $RC$ .

A tensão da bateria  $V_{cell}(t)$ , que é a saída do sistema, pode ser expressa como:

$$V_{cell}(t) = V_{OC}(SoC) - I_{cell}(t)R_S - V_1(t) - V_2(t) \quad (8)$$

Essa equação relaciona a tensão da bateria com a tensão de circuito aberto  $V_{OC}(SoC)$ , a corrente de entrada e as tensões sobre os capacitores dos pares  $RC$ .

Com base nas equações diferenciais descritas anteriormente, é possível representar o sistema na forma de espaço de estados. As equações de estado podem ser escritas como:

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) \quad (9)$$

onde  $\mathbf{x}(t)$  é definida pela equação (3) e  $\mathbf{u}(t)$  definida pela equação (4).

A matriz de estados  $\mathbf{A}$  e a matriz de entrada  $\mathbf{B}$  são definidas como:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{1}{R_1 C_1} & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{1}{R_2 C_2} \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{C_N} \\ \frac{1}{C_1} \\ \frac{1}{C_2} \end{bmatrix} \quad (11)$$

A equação de saída, que relaciona os estados à tensão da bateria, obtida através da equação (8) é dada por:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) + \mathbf{D}\mathbf{u}(t) \quad (12)$$

onde:

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} \frac{\partial V_{OC}(SoC)}{\partial SoC} & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\mathbf{D} = -R_S \quad (14)$$

Para a implementação do modelo em sistemas digitais e simulação em tempo real, o modelo da bateria em espaço de estados precisa ser discretizado. Para a discretização do modelo contínuo, considera-se um intervalo de amostragem  $T_s$ . A discretização exata pode ser

realizada utilizando a exponencial de matriz. A equação de estado para o sistema discretizado é dada por:

$$\mathbf{x}[k + 1] = \mathbf{A}_d \mathbf{x}[k] + \mathbf{B}_d \mathbf{u}[k] \quad (15)$$

$$\mathbf{y}[k] = \mathbf{C} \mathbf{x}[k] + \mathbf{D} \mathbf{u}[k] \quad (16)$$

$\mathbf{A}_d$  e  $\mathbf{B}_d$  são as matrizes discretizadas de estado e entrada, respectivamente. A matriz  $\mathbf{A}_d$  é obtida pela exponencial da matriz contínua  $\mathbf{A}$ , enquanto  $\mathbf{B}_d$  é calculada com base na integral da exponencial de matriz.

A matriz  $\mathbf{A}_d$  é obtida pela seguinte expressão:

$$\mathbf{A}_d = e^{\mathbf{A}T_s} \quad (17)$$

Como  $\mathbf{A}$  é uma matriz diagonal, a exponencial de matriz pode ser calculada diretamente para cada elemento diagonal. Para a matriz  $\mathbf{A}$  dada, a exponencial de matriz  $e^{\mathbf{A}T_s}$  resulta em:

$$\mathbf{A}_d = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{T_s}{R_1 C_1}} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\frac{T_s}{R_2 C_2}} \end{bmatrix} \quad (18)$$

Este resultado reflete o comportamento dinâmico do sistema com relação ao tempo de amostragem  $T_s$ . Para o estado da SoC, o termo associado é 1, indicando que o SoC não decai, mas sim varia de acordo com a corrente de entrada. Já para as tensões sobre os pares  $RC$ , os termos  $e^{-\frac{T_s}{R_1 C_1}}$  e  $e^{-\frac{T_s}{R_2 C_2}}$  descrevem a dinâmica de decaimento exponencial das tensões sobre os capacitores.

A matriz  $\mathbf{B}_d$  é obtida pela seguinte fórmula:

$$\mathbf{B}_d = \left( \int_0^{T_s} e^{\mathbf{A}\tau} d\tau \right) \mathbf{B} \quad (19)$$

Como  $\mathbf{A}$  é uma matriz diagonal, a exponencial de matriz  $e^{\mathbf{A}\tau}$  também é diagonal e, portanto, a integral pode ser resolvida separadamente para cada termo diagonal.

**Para o primeiro estado (SoC):**

$$\int_0^{T_s} 1 d\tau = T_s \quad (20)$$

Portanto, o primeiro elemento da matriz  $\mathbf{B}_d$  é:

$$-\frac{T_s}{C_N} \quad (21)$$

**Para o segundo estado ( $V_1$ ):**

$$\int_0^{T_s} e^{-\frac{\tau}{R_1 C_1}} d\tau = -R_1 C_1 \left( e^{-\frac{T_s}{R_1 C_1}} - 1 \right) \quad (22)$$

Multiplicando pelo termo correspondente da matriz  $\mathbf{B}$ , tem-se:

$$R_1 \left( 1 - e^{-\frac{T_s}{R_1 C_1}} \right) \quad (23)$$

**Para o terceiro estado ( $V_2$ ):**

$$\int_0^{T_s} e^{-\frac{\tau}{R_2 C_2}} d\tau = -R_2 C_2 \left( e^{-\frac{T_s}{R_2 C_2}} - 1 \right) \quad (24)$$

Multiplicando pelo termo correspondente da matriz  $\mathbf{B}$ , tem-se:

$$R_2 \left( 1 - e^{-\frac{T_s}{R_2 C_2}} \right) \quad (25)$$

Assim, a matriz  $\mathbf{B}_d$  resultante é:

$$\mathbf{B}_d = \begin{bmatrix} -\frac{T_s}{C_N} \\ R_1 \left( 1 - e^{-\frac{T_s}{R_1 C_1}} \right) \\ R_2 \left( 1 - e^{-\frac{T_s}{R_2 C_2}} \right) \end{bmatrix} \quad (26)$$

Com as matrizes  $\mathbf{A}_d$  e  $\mathbf{B}_d$  obtidas, pode-se agora descrever o sistema discretizado em espaço de estados. As equações de estado são:

$$\begin{bmatrix} SoC[k+1] \\ V_1[k+1] \\ V_2[k+1] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{T_s}{R_1 C_1}} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\frac{T_s}{R_2 C_2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SoC[k] \\ V_1[k] \\ V_2[k] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\frac{T_s}{C_N} \\ R_1 \left( 1 - e^{-\frac{T_s}{R_1 C_1}} \right) \\ R_2 \left( 1 - e^{-\frac{T_s}{R_2 C_2}} \right) \end{bmatrix} I_{cell}[k] \quad (27)$$

A equação de saída, que representa a tensão da bateria, é dada por:

$$V_{cell}[k] = V_{OC}(SoC[k]) - I_{cell}[k]R_S - V_1[k] - V_2[k] \quad (28)$$

### 2.5.1.2 Teste HPPC

Para baterias de veículos elétricos, é utilizado um procedimento de teste denominado em inglês de Hybrid Pulse Power Characterization (HPPC) que tem como objetivo determinar as características dinâmicas da bateria em análise através de pulsos híbridos de potência sobre

a faixa de tensão utilizável (Li *et al.*, 2020). O teste HPPC é um método eficaz para identificação de parâmetros do modelo (Huang; Wang; Feng, 2020).

Com a curva de resposta da tensão obtida durante o teste HPPC é possível obter a caracterização dos parâmetros do circuito elétrico em função da capacidade removida, assumindo uma resolução suficiente para estabelecer de forma confiável as constantes de tempo de resposta da tensão da bateria durante os regimes operacionais de descarga, repouso e carga. Outros objetivos do teste são estabelecer algumas características de desempenho, como potência de pico e energia disponível (Christophersen, 2015).

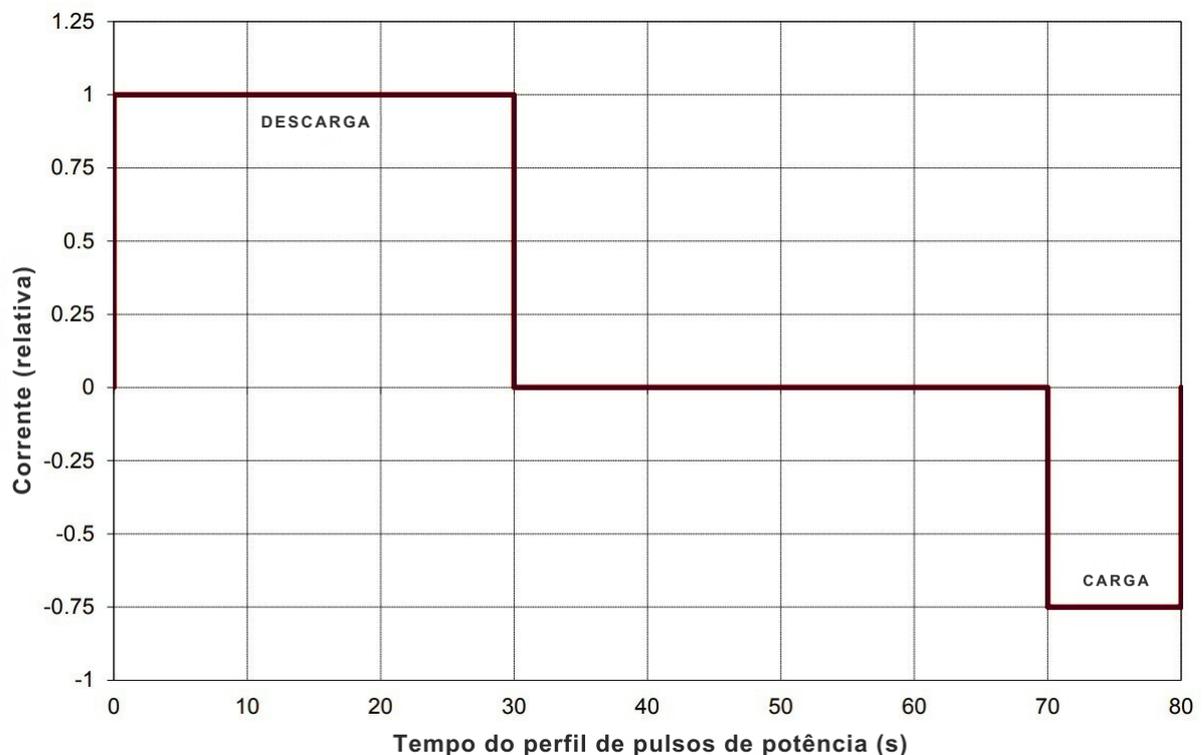
O teste incorpora um pulso de descarga de 30 segundos, seguido de um tempo de relaxação de 40 segundos. Após esse período, um pulso de carga de 10 segundos é aplicado na bateria. O perfil deste par de pulsos é apresentado na Tabela 1 e na Figura 8. As correntes apresentadas na Tabela 1 são relativas à taxa de descarga. Esta dissertação usa valores positivos para a corrente de descarga e valores negativos para a corrente de carga.

**Tabela 1 – Perfil do teste de caracterização por pulsos híbridos de potência (HPPC)**

| Incremento de tempo (s) | Tempo acumulado (s) | Corrente relativa |
|-------------------------|---------------------|-------------------|
| 30                      | 30                  | 1,00              |
| 40                      | 70                  | 0                 |
| 10                      | 80                  | -0,75             |

Fonte: Christophersen (2015).

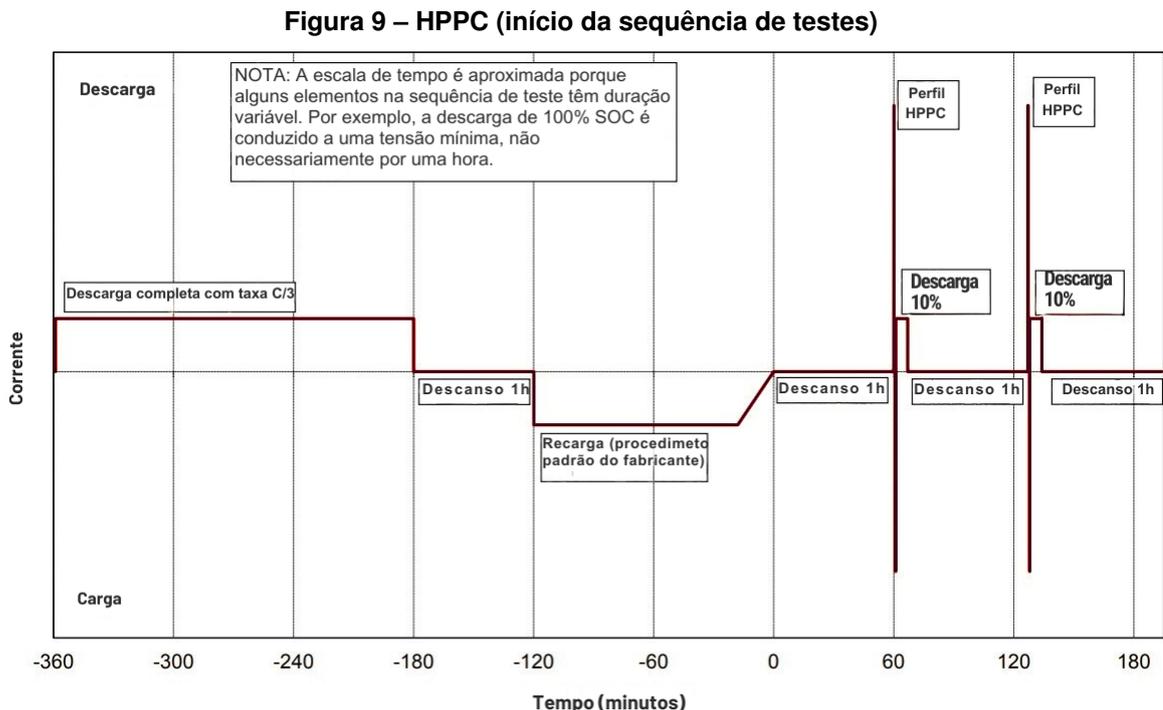
**Figura 8 – Perfil do teste de caracterização por pulsos híbridos de potência (HPPC)**



Fonte: Adaptado de Christophersen (2015).

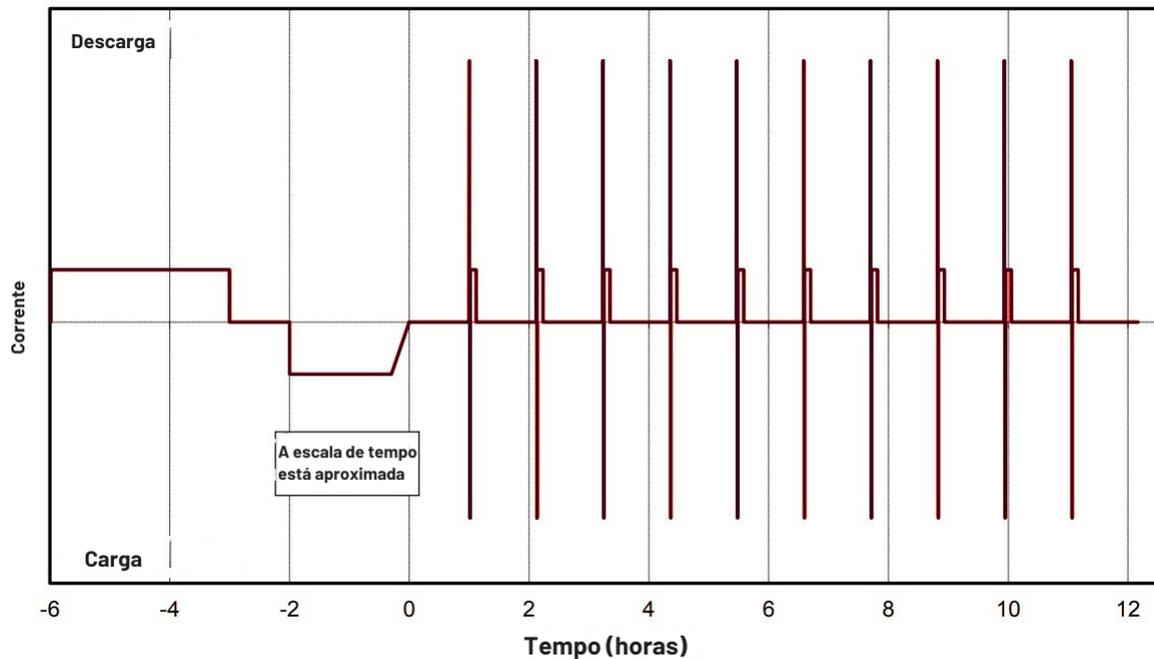
O procedimento padrão deste teste é iniciar com a bateria carregada seguindo o procedimento recomendado pelo fabricante. Porém, a bateria passa por um teste anterior ao HPPC, onde ela é descarregada com uma taxa de C/3 para a determinação de sua capacidade e, em seguida, ela é recarregada com um período de descanso padrão (normalmente de uma hora) entre a descarga e a recarga. Após mais um descanso padrão, só então os pulsos são executados na bateria algumas vezes, porém entre os pares de pulsos é realizada uma descarga equivalente a 10% da capacidade operacional com uma taxa de C/3, seguido por um período de descanso de uma hora para permitir que a célula retorne a uma condição de equilíbrio eletroquímico e térmico antes de aplicar o próximo perfil (Christophersen, 2015).

O teste termina com uma descarga do dispositivo na taxa C/3 até atingir a tensão de corte e o descanso padrão final. Se em qualquer ponto a tensão de corte for atingida durante um pulso HPPC, então a corrente é diminuída para finalizar o pulso. Se a tensão de corte for atingida na porção de descarga C/3, o teste é paralisado. A sequência de períodos de descanso, perfis de pulso e segmentos de descarga é ilustrada na Figura 9 e na Figura 10. Essas figuras também ilustram a descarga C/3 a ser executada imediatamente antes de cada teste HPPC (Christophersen, 2015).



Fonte: Adaptado de Christophersen (2015).

Figura 10 – HPPC (sequência de testes completa)



Fonte: Adaptado de Christophersen (2015).

Para obter um modelo completo da bateria, o teste HPPC deve ser feito sob níveis de temperatura constantes diferentes, sendo necessário o controle de temperatura durante todo o processo do ensaio por meio de equipamentos que controlam a temperatura do ambiente.

## 2.6 Sistema de gerenciamento de bateria (BMS): principais funções e importância

O Sistema de Gerenciamento de Bateria (BMS) é uma parte essencial para as baterias de íon de lítio, utilizada em aplicações como veículos elétricos (VEs), armazenamento de energia renovável e eletrônicos portáteis. A função principal de um BMS é garantir a operação segura, eficiente e confiável do conjunto de baterias. O BMS executa diversas tarefas, que podem ser amplamente categorizadas em monitoramento, proteção, balanceamento e comunicação (Plett, 2004a).

- **Monitoramento:** O BMS monitora continuamente parâmetros como tensão, corrente e temperatura. Estes parâmetros são utilizados para executar algoritmos de gerenciamento das baterias, como por exemplo, estimar o SoC da bateria, a potência instantânea disponível e os parâmetros indicativos do SoH da bateria.
- **Proteção:** O BMS protege a bateria contra sobrecargas, descargas excessivas e superaquecimento. Ele também detecta falhas, como desequilíbrio entre células ou condições que podem levar à fuga térmica, implementando ações corretivas para garantir a segurança da operação.

- **Balanceamento:** O BMS realiza o balanceamento das células, prolongando a vida útil e maximizando a capacidade utilizável da bateria.
- **Comunicação:** O BMS se comunica com o controlador do veículo para informar dados de operação para o usuário. Por exemplo, atualização do SoC e SoH, potência máxima disponível e balanceamento das células da bateria.

Os algoritmos que fazem a estimação do SoC e SoH, objetivo desta dissertação, necessitam de uma alta confiabilidade para contribuir no uso seguro e eficiente de baterias em veículos elétricos. A Seção 2.7 apresenta os principais métodos de estimação de SoC e SoH encontrados na literatura.

## 2.7 Estado da arte na estimação do SoC e SoH de baterias de veículos elétricos e híbridos

A transição para veículos elétricos tem impulsionado a pesquisa em sistemas de gerenciamento de baterias (BMS), com foco na estimação precisa do SoC e SoH. Esses parâmetros são essenciais para garantir a eficiência energética, segurança e longevidade das baterias, influenciando diretamente a autonomia e o desempenho dos veículos elétricos (Padder *et al.*, 2025). O SoC e o SoH são parâmetros de uma bateria que não podem ser medidos por um sensor como a tensão da bateria, por exemplo. Em vez disso, eles devem ser estimados a partir de medições físicas por algum algoritmo.

Com relação ao SoC, há muitas abordagens para a determinação do estado da carga na literatura, as abordagens mais comuns são baseadas em medições diretas, modelos baseados em circuitos equivalentes, métodos de filtragem e aprendizado de máquina. Padder *et al.* (2025), Kassim, Jamil e Sabri (2021) e Fan *et al.* (2025) apresentam de maneira resumida em seus artigos os avanços recentes dos métodos de estimação de SoC.

Já em relação ao SoH, Padder *et al.* (2025) e Kassim, Jamil e Sabri (2021) apresentam os principais métodos que incluem medições diretas, modelos matemáticos, técnicas baseadas em aprendizado de máquina e métodos de filtros adaptativos. Nesta dissertação será abordado o método de estimação da capacidade para o diagnóstico do SoH.

### 2.7.1 Métodos de estimação do SoC

A estimação do SoC pode ser categorizada em abordagens baseadas em medições diretas, modelos equivalentes, aprendizado de máquina e métodos baseados em filtros (Kassim; Jamil; Sabri, 2021; Fan *et al.*, 2025; Padder *et al.*, 2025).

### 2.7.1.1 Métodos de medição direta

#### 2.7.1.1.1 Método da corrente ou de contagem de Coulomb

O método *Coulomb Counting* é amplamente utilizado para estimar o SoC de uma bateria. Ele se baseia na integração da corrente que entra ou sai da bateria ao longo do tempo. O valor da integral de corrente (29) é um indicador direto para o SoC, cuja unidade é em ampère-hora (*Ah*).

$$SoC(t) = SoC(t_0) - \frac{1}{C_N} \int_{t_0}^t \eta I_{cell}(\tau) d\tau \quad (29)$$

$SoC(t_0)$  é o SoC inicial,  $t$  é o momento em que pretende-se calcular o SoC,  $t_0$  é o momento em que o SoC inicial foi anotado,  $C_N$  é a capacidade nominal da bateria,  $I_{cell}$  é a corrente da bateria. Por uma questão de conveniência, pode-se considerar  $\eta$ , a eficiência coulombiana, como um valor unitário. Ela descreve a razão entre a carga que foi entregue durante a descarga e a carga que foi armazenada durante a última recarga.  $SoC(t)$  é multiplicado por 100% para obter o valor do SoC em porcentagem (Padder *et al.*, 2025).

O *Coulomb Counting* é bastante utilizado devido ao baixo custo dos sensores de corrente e baixo requisito computacional. Porém, algumas implicações surgem com o uso deste método: o método pode acumular erros devido a imprecisões na medição de corrente, exigindo correções periódicas para evitar desvios significativos; a exatidão do SoC inicial interfere na exatidão do SoC instantâneo; o método não é capaz de estimar o SoC inicial automaticamente. Apesar disso, é usada na maioria das aplicações de consumo devido a sua simplicidade (Padder *et al.*, 2025).

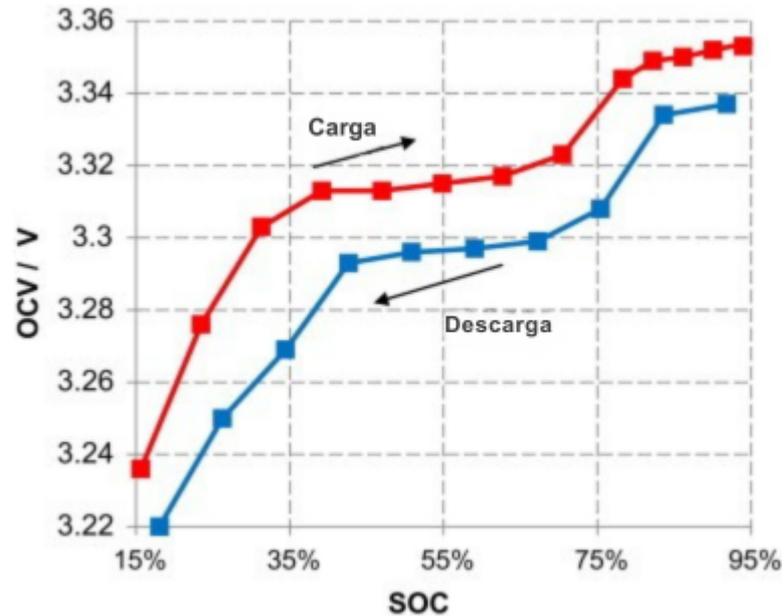
#### 2.7.1.1.2 Método da tensão de circuito aberto

O método da Tensão de Circuito Aberto (do inglês *OCV - Open Circuit Voltage*) é utilizado para estimar o SoC de uma bateria pela relação praticamente direta da tensão da bateria em circuito aberto com o SoC. Ainda, essa relação muda tão lentamente durante a vida útil da bateria, que pode ser ignorada. Este método necessita da medição da tensão da bateria após um período de tempo adequado, até atingir um potencial equilibrado (Padder *et al.*, 2025; Fan *et al.*, 2025).

A principal vantagem do método é a alta precisão na estimativa de SoC, enquanto sua grande desvantagem é que as baterias precisam ter um longo tempo de repouso para atingir o equilíbrio. As baterias de lítio fosfato de ferro, por exemplo, levam cerca de 3 horas para se recuperarem de um estado operacional para um estado de equilíbrio em baixas temperaturas. Para veículos elétricos, este método, quando utilizado sozinho, é útil e prático somente quando os veículos estão estacionados em vez de em movimento (Lu *et al.*, 2013).

O método OCV é influenciado pelo histórico de carga e descarga da bateria, o que requer uma abordagem cuidadosa para sua estimativa. Lu *et al.* (2013) observaram experimentalmente que o OCV durante a carga é diferente do OCV durante a descarga, resultando em uma pequena histerese. Essa diferença é ilustrada experimentalmente pela Figura 11 para uma célula de lítio-ferro-fosfato, onde o OCV foi obtido em temperatura ambiente e depois de 3 horas de descanso da célula.

**Figura 11 – Curva do OCV na carga e na descarga de células de lítio-ferro-fosfato.**



Fonte: Lu *et al.* (2013).

Uma abordagem eficiente para estimar o SoC de baterias de íons de lítio pode ser alcançada ao combinar as vantagens dos métodos de contagem de Coulomb e OCV. Essa combinação resulta em uma solução simples e precisa para a estimativa do SoC da bateria (Waag; Fleischer; Sauer, 2014).

#### 2.7.1.2 Métodos baseados em modelos equivalentes

Os métodos baseados em modelos equivalentes utilizam modelos matemáticos como apresentados na Seção 2.5 para representar o comportamento dinâmico da bateria e calcular o SoC através das equações que regem os modelos equivalentes (Fan *et al.*, 2025).

Devido à sua simplicidade, conveniência de uso e baixo número de parâmetros para ajustar, este método é comumente usado em vários estudos (Padder *et al.*, 2025). Mas os métodos baseados em modelos equivalentes podem estimar o SoC com precisão apenas para baterias novas e não podem simular todos os processos eletroquímicos da bateria que impactam a imprecisão no valor final do SoC. No entanto, os métodos baseados em modelos equivalentes são amplamente usados junto com o Filtro de Kalman Estendido para medições precisas do SoC (Kassim; Jamil; Sabri, 2021).

### 2.7.1.3 Métodos baseados em aprendizado de máquina

A estimativa do SoC orientada por dados considera as baterias de íons de lítio como um modelo caixa preta, que não precisa considerar as características internas das baterias de íons de lítio. Estes métodos precisam ser baseado na tensão, corrente, temperatura e outros parâmetros da bateria como entrada, e a saída é uma relação não mapeada da estimativa do SoC. O algoritmo pode atingir a precisão ideal da estimativa do SoC, desde que haja um grande número de dados de teste da bateria (Kassim; Jamil; Sabri, 2021; Padder *et al.*, 2025).

Técnicas modernas de aprendizado de máquina têm atraído o interesse de pesquisas, pois dependem de um histórico de dados ou dados em tempo real para analisar padrões e inteligência ocultos dentro dos dados, reduzindo assim as dependências e o tempo computacional. Além disso, uma melhor precisão de estimativa é alcançada devido a modelos de aprendizado profundo e aprendizado de máquina de ponta (Padder *et al.*, 2025). Métodos baseados em redes neurais artificiais apresentaram um erro médio de estimação do SoC menor que 1,29%, métodos baseados em máquinas de vetores de suporte apresentaram um erro médio menor que 0,42% e métodos baseados em regressão de processo gaussiano apresentaram um erro médio menor que 0,295% (Fan *et al.*, 2025).

### 2.7.1.4 Métodos baseados em filtros

O filtro de Kalman (KF) é um estimador para o que é chamado de problema linear quadrático. O algoritmo do KF foi desenvolvido para estimar o estado de um sistema dinâmico linear a partir de uma série de medições incompletas ou ruidosas, o que é chamado de ruído branco (Padder *et al.*, 2025; Piller; Perrin; Jossen, 2001).

O filtro de Kalman surgiu no início dos anos 1960, quando Rudolf Kálmán publicou o artigo: "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems". A motivação de Kalman era resolver problemas de controle e estimativa que minimizassem a incerteza ligado aos sistemas dinâmicos. Seu trabalho concentra-se em sistemas dinâmicos lineares com ruído gaussiano, levando a soluções recursivas ótimas no sentido dos mínimos quadrados. Inicialmente, o filtro de Kalman recebeu pouca atenção, mas sua importância foi reconhecida em aplicações aeroespaciais, principalmente no programa Apollo (Kalman, 1960; Grewal; Andrews, 2014).

O termo filtro surge a partir de uma concepção das décadas de 1930 e 1940, como um instrumento capaz de realizar a separação entre sinais e ruídos. Com o KF, o termo filtro assumiu um significado de solução para um problema de inversão, no qual se sabe como representar as variáveis mensuráveis como funções das variáveis de interesse principal, ou seja, os estados de um sistema dinâmico (Grewal; Andrews, 2014).

### 2.7.1.4.1 Algoritmo do filtro de Kalman

O filtro de Kalman padrão opera sob a suposição de que a dinâmica do sistema e o processo de medição são lineares e sujeitos a ruído gaussiano (Grewal; Andrews, 2014). Uma estrutura muito geral que se pode usar é um modelo de “espaço de estado” de sistemas dinâmicos lineares no tempo discreto:

$$x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + w_k \quad (30)$$

$$y_k = C_k x_k + D_k u_k + v_k \quad (31)$$

Onde,  $x_k$  é o vetor de estado do sistema no índice de tempo  $k$ , e a equação (30) é chamada de “equação de estado” ou “equação de processo”. A equação de estado captura a dinâmica do sistema em evolução. A estabilidade do sistema, a controlabilidade dinâmica e a sensibilidade à perturbação podem ser determinadas a partir desta equação. A entrada conhecida para o sistema é  $u_k$ , e  $w_k$  é um “ruído de processo” ou “perturbação” estocástico que modela alguma entrada não medida que afeta o estado do sistema. A saída do sistema é  $y_k$ , calculado pela “equação de saída” (31) como uma combinação linear de estados e entrada mais  $v_k$ , que modela o “ruído do sensor” que afeta a medição da saída do sistema de forma sem memória, mas não afeta o estado do sistema. As matrizes  $A_k$ ,  $B_k$ ,  $C_k$  e  $D_k$  descrevem a dinâmica do sistema e possivelmente variam com o tempo.

O algoritmo do filtro de Kalman utiliza uma abordagem de predição-correção:

- **Predição:** O estado futuro do sistema é previsto usando um modelo de transição de estados e entradas de controle conhecidas.
- **Correção:** O estado previsto é atualizado (ou corrigido) com base em novas medições e suas incertezas associadas.

Este processo é descrito matematicamente por dois conjunto de equações:

- **Equações de predição**

- **Equação de predição do estado:**

$$\hat{x}_{k|k-1} = A_{k-1} \hat{x}_{k-1|k-1} + B_{k-1} u_{k-1} \quad (32)$$

Onde:

- \*  $\hat{x}_{k|k-1}$ : Estimativa do estado no instante  $k$  antes de incorporar as medições feitas no tempo  $k$ .

- \*  $A_{k-1}$ : Matriz de transição de estados, que define como o estado anterior  $k - 1$  é projetado para o próximo estado ( $k$ ).
- \*  $\hat{x}_{k-1|k-1}$ : Estimativa do estado no instante  $k - 1$  após a correção com base nas medições no instante  $k - 1$ .
- \*  $B_{k-1}$ : Matriz de controle, que relaciona as entradas de controle ( $u_{k-1}$ ) com o estado.
- \*  $u_{k-1}$ : Vetor de controle, que contém as entradas de controle aplicadas ao sistema no instante  $k - 1$ .

– **Equação de predição da covariância do erro:**

$$P_{k|k-1} = A_{k-1}P_{k-1|k-1}A_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (33)$$

Onde:

- \*  $P_{k|k-1}$ : Covariância do erro de predição, que representa a incerteza associada à estimativa do estado antes de incorporar as medições no instante  $k$ .
- \*  $P_{k-1|k-1}$ : Covariância do erro de estimativa no instante  $k - 1$ , após a atualização com base nas medições no instante  $k - 1$ .
- \*  $Q_{k-1}$ : Covariância do ruído de processo no instante  $k - 1$ , que representa a incerteza no modelo de transição de estados.

• **Equações de Correção (Atualização)**

– **Cálculo do ganho de Kalman:**

$$K_k = P_{k|k-1}C_k^T(C_kP_{k|k-1}C_k^T + R_k)^{-1} \quad (34)$$

Onde:

- \*  $K_k$ : Ganho de Kalman, que determina a confiança do filtro nas medições comparado ao modelo de predição.
- \*  $C_k$ : Matriz de medição, que mapeia o estado previsto para o espaço de medições.
- \*  $R_k$ : Covariância do ruído de medição, que representa a incerteza nas medições.

– **Atualização da estimativa do estado:**

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k[z_k - (C_k\hat{x}_{k|k-1} + D_k u_k)] \quad (35)$$

Onde:

- \*  $\hat{x}_{k|k}$ : Estimativa do estado no instante  $k$  após a incorporação das medições.
- \*  $z_k$ : Medição feita no instante  $k$ .
- \*  $C_k \hat{x}_{k|k-1} + D_k u_k$ : Valor previsto da medição com base no estado previsto e na entrada, representando o estado previsto no espaço de medição.

– **Atualização da covariância do erro:**

$$P_{k|k} = (I - K_k C_k) P_{k|k-1} \quad (36)$$

Onde:

- \*  $P_{k|k}$ : Covariância do erro de estimativa após a incorporação das medições no instante  $k$ .
- \*  $I$ : Matriz identidade, usada para garantir a forma correta da atualização.
- \*  $K_k C_k$ : Parte da correção com base nas medições, que reduz a incerteza do estado estimado.

#### 2.7.1.4.2 Filtro de Kalman estendido (EKF)

No final das décadas de 1960 e 1970, o filtro de Kalman se expandiu para vários campos, incluindo navegação, robótica, processamento de sinais e engenharia elétrica. No entanto, logo se percebeu que muitos sistemas práticos são não lineares. Essa limitação levou ao desenvolvimento, na década de 1970, do filtro de Kalman estendido (EKF), que poderia lidar com modelos não lineares, linearizando-os em torno da estimativa atual (Grewal; Andrews, 2014). Isso é feito usando expansões de série de Taylor de primeira ordem das funções de dinâmica e de medição do sistema. O EKF consiste em etapas de predição e correção semelhantes ao KF, mas adaptadas para lidar com não linearidades:

• **Equações de predição**

– **Equação de predição do estado:**

$$\hat{x}_{k|k-1} = f(\hat{x}_{k-1|k-1}, u_{k-1}) \quad (37)$$

– **Equação de predição da covariância do erro:**

$$P_{k|k-1} = F_{k-1} P_{k-1|k-1} F_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (38)$$

• **Equações de Correção (Atualização)**

– **Cálculo do ganho de Kalman:**

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k)^{-1} \quad (39)$$

– **Atualização da estimativa do estado:**

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (z_k - h(\hat{x}_{k|k-1})) \quad (40)$$

– **Atualização da covariância do erro:**

$$P_{k|k} = (I - K_k H_k) P_{k|k-1} \quad (41)$$

$f$  é a função não linear do sistema e  $F$  é a matriz Jacobiana das derivadas parciais de  $f$ . Da mesma forma,  $h$  é a função não linear de medição e  $H$  é a matriz Jacobiana das derivadas parciais de  $h$ .

#### 2.7.1.4.3 Aplicações na Engenharia Elétrica, Automação e Controle

Filtros de Kalman e EKFs têm sido amplamente utilizados em vários campos da engenharia elétrica e sistemas de controle (Grewal; Andrews, 2014). Alguns exemplos notáveis incluem:

- **Sistemas de Energia:** Em redes de energia, os filtros de Kalman são usados para estimar os níveis de tensão e corrente em tempo real, o que é crítico para a operação estável da rede. Ajuda a reduzir as incertezas causadas pelo ruído do sensor e medições intermitentes.
- **Automação e Robótica:** EKF é amplamente utilizado em sistemas de posicionamento e navegação de robôs. Por exemplo, no mapeamento e localização simultâneos (SLAM), o EKF auxilia no rastreamento da posição do robô enquanto constrói um mapa do ambiente usando dados de sensores.
- **Sistemas de controle:** Em sistemas de controle automático, os filtros de Kalman são usados no projeto de controladores ótimos, como a estratégia de controle linear quadrática gaussiana (LQG), que combina estimativa de estado com controle de feedback. Isto é crítico para sistemas de medição afetados pelo ruído, tais como aplicações aeroespaciais (por exemplo, controle de satélites e navegação de aeronaves).

O filtro de Kalman foi aplicado pela primeira vez à estimativa do SoC de baterias de íon-lítio no final da década de 1990 (Plett, 2004a). As baterias de íons de lítio são sistemas não lineares com parâmetros que variam no tempo e seu desempenho é afetado pela temperatura,

envelhecimento e condições operacionais. A estimativa precisa do SoC é crítica para a longevidade e eficiência dessas baterias, especialmente em veículos elétricos (Padder *et al.*, 2025; Fan *et al.*, 2025; Kassim; Jamil; Sabri, 2021).

A primeira aplicação do filtro de Kalman neste campo envolveu o uso do EKF para estimar os estados internos de baterias de íon-lítio, incluindo SoCs, usando um modelo não linear da bateria. Esta tecnologia permite estimativas em tempo real, apesar do ruído de medição e da incerteza do sistema, melhorando significativamente os BMS. Com o tempo, variantes avançadas de EKF e filtros relacionados foram desenvolvidas para estimar outros parâmetros importantes da bateria, como o SoH (Plett, 2004a).

## 2.7.2 Métodos de estimação do SoH

A estimação do SoH é fundamental para avaliar a degradação da bateria e quantificar o seu envelhecimento. Assim como os métodos de estimação do SoC descritos na Subseção 2.7.1, os principais métodos de estimação do SoH encontrados na literatura podem ser divididos em quatro categorias: medições diretas, modelos equivalentes, aprendizado de máquina e métodos baseados em filtros (Padder *et al.*, 2025).

Os métodos de medição direta medem os parâmetros da bateria, como impedância, resistência interna, tensão de circuito aberto e corrente de carga/descarga. Há uma forte relação inversamente proporcional entre perda de capacidade da bateria e resistência interna. Em outras palavras, conforme a resistência interna da bateria aumenta, a capacidade se degrada. Essa relação é usada para muitas estimativas de SoH, porém em algumas medições, é necessário desconectar a carga ou injetar sinais na bateria, não sendo ideal para algumas aplicações (Kassim; Jamil; Sabri, 2021).

No método baseado em modelo, modelos de bateria são desenvolvidos para avaliar o processo de envelhecimento da bateria. Dois tipos de modelos são comumente implantados; modelo eletroquímico e modelo de circuito equivalente (Kassim; Jamil; Sabri, 2021). Esses modelos usam parâmetros como resistência interna, capacidade, taxa de carga-descarga, etc., para estimar o SoH usando esses parâmetros diretamente. A desvantagem é a necessidade de modelos de circuito diferentes, o que não mantém a uniformidade nos modelos (Padder *et al.*, 2025).

Atualmente, o método orientado a dados se tornou a abordagem preferida para calcular SoH. Isso se deve ao avanço de dispositivos de computação, como CPUs de alta velocidade, unidades de processamento gráfico (GPUs) e algoritmos de aprendizagem avançados. No método orientado a dados, um grande volume de parâmetros de bateria é coletado continuamente até que a bateria falhe. Lógica fuzzy, máquina de vetor de suporte, rede neural artificial e métodos de aprendizagem profunda são usados para estimativa de SoH (Kassim; Jamil; Sabri, 2021).

Métodos de filtros são outra alternativa para medir SoH. A ideia principal é usar o filtro de Kalman para atualizar e refinar a estimativa de parâmetros da bateria ao longo do tempo com base em novas medições. Normalmente, os parâmetros estimados pelo filtro de Kalman são a resistência interna e a capacidade da bateria (Padder *et al.*, 2025; Kassim; Jamil; Sabri, 2021). A SubSubseção 2.7.2.1 apresenta um método para estimação da capacidade utilizando o filtro de Kalman estendido.

### 2.7.2.1 Método de estimação da capacidade utilizando EKF

As baterias perdem uma fração de sua capacidade após cada ciclo, como pode ser visto em dados de experimentos. Este fenômeno é chamado de perda de capacidade ou *capacity fade* em inglês. Isso está relacionado ao envelhecimento e SoH das baterias e pode acumular erros em estimativas do SoC ao longo do tempo (Ladhar; Williamson, 2023; Azis; Joelianto; Widyotriatmo, 2019; Padder *et al.*, 2025).

Para estimar a capacidade da bateria usando um EKF, formula-se novamente as equações da derivada da capacidade e do SoC (Plett, 2004b):

$$\frac{dQ}{dt} = 0 \quad (42)$$

$$0 = \frac{dSoC}{dt} + \frac{I_{cell}}{3600Q} \quad (43)$$

onde  $I_{cell}$  é a corrente da bateria e  $Q$  é a capacidade em Ampère-hora. A equação (42) é a equação de estado, enquanto a equação (43) é a equação de saída. Desta forma, as funções do sistema e da medição, utilizando  $Q$  como estado, são:

$$f(Q) = 0 \quad (44)$$

$$h(Q, SoC) = \frac{dSoC}{dt} + \frac{I_{cell}}{3600Q} \quad (45)$$

As matrizes Jacobianas das equações (44) e (45) são:

$$F = \frac{\partial f}{\partial Q} = 0 \quad (46)$$

$$H = \frac{\partial h}{\partial Q} = -\frac{I_{cell}}{3600Q^2} \quad (47)$$

Como o EKF é um algoritmo discreto, as matrizes Jacobianas discretizadas para a estimação da capacidade são:

$$F_d = 1 \quad (48)$$

$$H_d = -\frac{I_{cell}T_s}{3600Q^2} \quad (49)$$

onde  $T_s$  é o tempo de amostragem.

Este método funciona muito bem em conjunto com um EKF de estimação do SoC, pois o SoC estimado é um parâmetro de entrada do EKF do SoH. A capacidade estimada é utilizada na equação (43), juntamente com a corrente da bateria e o SoC estimado. Esta equação é comparada com uma referência igual a zero. O erro gerado é utilizado para ajustar o ganho Kalman e ajustar a estimativa da capacidade da bateria na próxima iteração do algoritmo (Azis; Joelianto; Widyotriatmo, 2019).

### 3 METODOLOGIA

Considerando as informações apresentadas na Seção 2.6, o sistema de gerenciamento de baterias (BMS) desempenha diversas funções para uma operação segura das baterias. Com isso, o desenvolvimento de um BMS é complexo e deve apresentar um alto índice de confiabilidade.

Para o desenvolvimento é necessário que algumas funcionalidades sejam priorizadas, como o monitoramento e proteção das baterias. Logo, o BMS deve realizar a leitura da tensão, corrente e temperatura com exatidão adequada. Estes parâmetros devem ser utilizados pelo BMS para detectar falhas, implementando ações corretivas para garantir a operação segura da bateria. Também, estes parâmetros são utilizados para executar algoritmos de gerenciamento das baterias.

A estimação do estado de carga (SoC) e a estimação do estado de saúde (SoH) são alguns desses algoritmos implementados no BMS. As estimações do SoC e SoH passam por métodos, apresentados pela Seção 2.7, a qual podem depender da definição do modelo matemático da bateria. O modelo matemático e os algoritmos de estimação podem ser considerados para uma célula ou para um banco de baterias, desde que o BMS implemente uma estratégia de balanceamento.

Nesta dissertação será explorada estas duas funcionalidades do BMS, a estimação dos SoC e SoH. A metodologia adotada será validada para uma única célula de lítio fabricada pela Samsung SDI modelo INR18650-30Q, referida aqui neste trabalho como Bateria 18650. Sendo validada esta metodologia, ela será implementada para uma célula do subsistema de armazenamento do VHF-Urbano apresentado na introdução.

As características da Bateria 18650 e da bateria do VHF-Urbano são apresentadas pelas Tabela 2 e Tabela 3, respectivamente.

**Tabela 2 – Características da Bateria 18650**

| <b>Bateria 18650</b>         |                                                 |
|------------------------------|-------------------------------------------------|
| Química                      | Óxido de alumínio, cobalto e níquel-lítio - NCA |
| Tipo                         | Cilíndrica                                      |
| Capacidade Nominal           | 3 Ah                                            |
| Tensão Nominal               | 3,6 V                                           |
| Tensão máxima                | 4,2 V                                           |
| Tensão mínima                | 2,5 V                                           |
| Procedimento de carga padrão | CC-CV, 1.50 A, 4.20 ± 0.05 V, 150 mA cut-off    |
| Procedimento de carga rápida | CC-CV, 4 A, 4.20 ± 0.05 V, 100 mA cut-off       |
| Corrente máxima de descarga  | 15 A                                            |

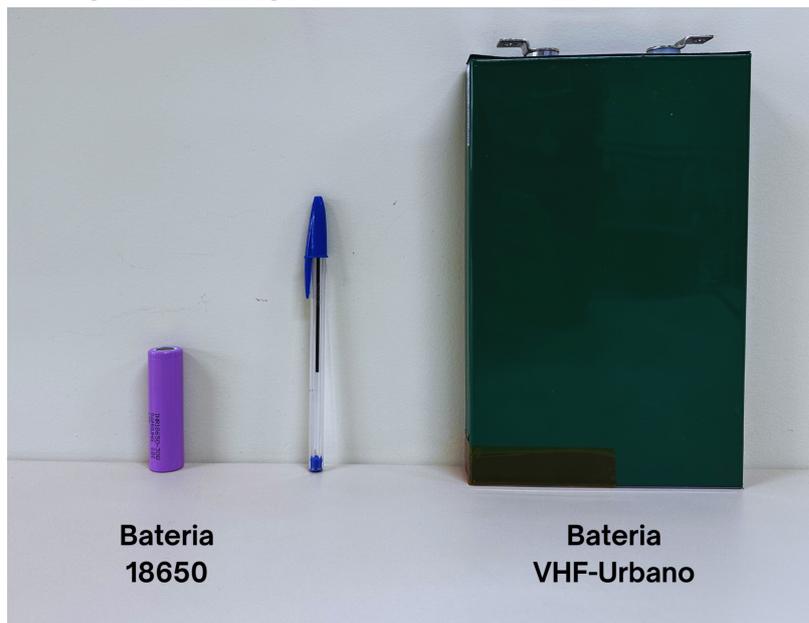
**Fonte: Samsung SDI Co. Ltd. (2014).**

**Tabela 3 – Características da Bateria do VHF-Urbano**

| <b>Bateria VHF-Urbano</b>    |                                      |
|------------------------------|--------------------------------------|
| Química                      | Lítio-ferro-fosfato<br>LFP           |
| Tipo                         | Prismática                           |
| Capacidade Nominal           | 100 Ah                               |
| Tensão Nominal               | 3,2 V                                |
| Tensão máxima                | 3,65 V                               |
| Tensão mínima                | 2 V                                  |
| Procedimento de carga padrão | CC-CV, 50 A, 3.65 V,<br>2 A cut-off  |
| Procedimento de carga rápida | CC-CV, 100 A, 3.65 V,<br>1 A cut-off |
| Corrente máxima de descarga  | 300 A                                |

**Fonte: Hion Soluções e Tecnologia (2023).**

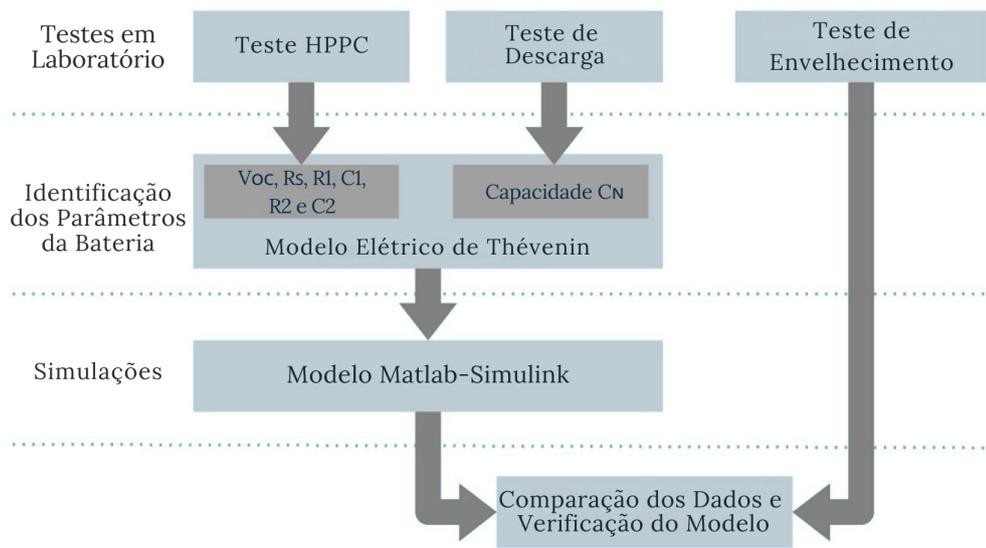
Essas células podem ser visualizadas na Figura 12. Uma caneta foi incluída na figura como escala para permitir a comparação de tamanho entre as células e a referência.

**Figura 12 – Fotografia das células utilizados no trabalho**

**Fonte: Autoria própria (2025).**

A metodologia geral é apresentada esquematicamente na Figura 13.

**Figura 13 – Visão geral da metodologia da dissertação**



**Fonte: Autoria própria (2025).**

A metodologia é direcionada para a obtenção de um modelo computacional equivalente da bateria em teste baseado no circuito de Thévenin com dois pares RC para representar o comportamento dinâmico da bateria real. Este modelo é utilizado em simulações juntamente com a utilização de filtros de Kalman estendido (EKF) e dados experimentais da bateria para a estimativa do SoC e do SoH. Desta forma, os resultados obtidos neste trabalho direcionam o sucesso da estimativa do SoC e SoH pelos EKF para uma aplicação em tempo real.

A metodologia foi dividida em três etapas principais: testes em laboratório, identificação dos parâmetros da bateria com base nos resultados dos testes e simulações.

### 3.1 Etapa de testes em laboratório

#### 3.1.1 Teste de descarga

O primeiro teste que as baterias 18650 e do VHF-Urbano foram submetidas é o teste de descarga. Este teste, que antecede o teste HPPC descrito na SubSubseção 2.5.1.2, tem o objetivo de determinar a capacidade da bateria em teste com uma descarga de corrente constante a uma taxa C/3.

Com o auxílio da carga eletrônica KEITHLEY 2300-500-30, que possui uma função para o cálculo da capacidade da bateria em teste através do método de *Coulomb Counting*, a capacidade calculada pelo equipamento determinará a capacidade nominal da bateria. Para a bateria 18650 foi utilizada uma corrente de descarga de 1 A, e para a célula do VHF-Urbano uma corrente de descarga de 30 A, devido às limitações do equipamento utilizado no processo de descarga.

### 3.1.2 Teste HPPC

O teste HPPC, apresentado na SubSubseção 2.5.1.2, é um método eficaz para identificação de parâmetros do modelo das baterias de íons de lítio. O objetivo deste teste é utilizar as curvas de resposta da tensão das descargas equivalente a 10% da capacidade operacional entre os pares de pulsos para a etapa de identificação dos parâmetros da bateria. Os pulsos híbridos de potência do teste são utilizados para obter a energia disponível e a potência de pico da bateria, não sendo o objeto deste estudo.

Os parâmetros do modelo das baterias 18650 e do VHF-Urbano serão obtidos para a taxa C/3 do teste HPPC. Ainda, a influência da temperatura para a obtenção dos parâmetros será desprezada, pois não foi possível realizar os testes de laboratório sob uma temperatura controlada. As taxas de descarga C/3 contribuem para o mínimo de influência na variação da temperatura da bateria. Os resultados deste trabalho devem ser considerados para a temperatura ambiente de 25°C.

O teste HPPC será realizado utilizando a fonte bidirecional Elektro-Automatik PSB91000-40. O equipamento foi configurado para executar os pulsos híbridos de potência descrito pela Tabela 1 seguido pela descarga equivalente a 10% da capacidade nominal com uma taxa de C/3 por 18 minutos. Logo após, iniciou-se o período de descanso de uma hora e repetiu-se este ciclo até a bateria em teste atingir o valor mínimo de tensão. A aquisição da tensão e da corrente da bateria em teste foi realizada em paralelo ao equipamento utilizando um ESP32 e uma taxa de aquisição de 100 milissegundos.

### 3.1.3 Teste de envelhecimento

Após o teste HPPC ser executado, a bateria passa para a segunda etapa dos testes em laboratório, o teste de envelhecimento. As etapas de operação deste teste são bem simples e foram realizadas na bateria em teste da seguinte forma:

1. Iniciando com a bateria totalmente descarregada, a bateria é totalmente carregada até a tensão máxima e corrente *cut-off* do método de carga CC-CV especificada pelo fabricante.
2. Em seguida, a bateria passa por um período de descanso de 15 minutos e então é descarregada até a tensão mínima especificada pelo fabricante sucessivo de um período de descanso de 15 minutos.
3. Repita o ciclo (das etapas 1 e 2) nas condições operacionais desejadas o número de vezes que for necessário.

Este processo de ciclos de carga e descarga acabam forçando o envelhecendo a bateria em teste. No fim da descarga da bateria na etapa 2, a capacidade da bateria e o número de ci-

culos (conjunto de carga e descarga) são registrados. Estes dados descrevem o envelhecimento da bateria por número de ciclos e serão utilizados neste trabalho nas etapas de simulação para a estimação do SoH (Ladhar; Williamson, 2023).

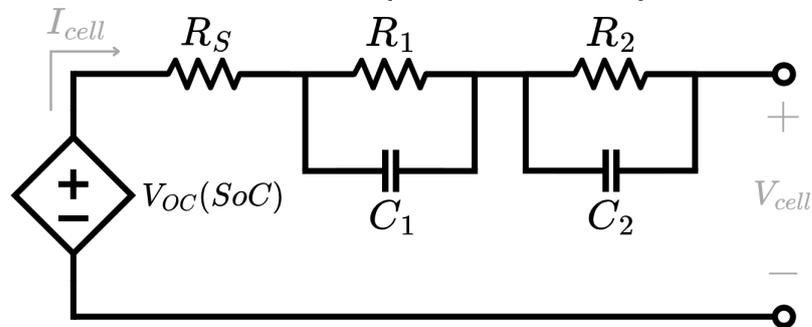
Para a bateria 18650, foi utilizada uma taxa de descarga de 3 A. E para a célula do VHF-Urbano, foi utilizada uma corrente de descarga de 30 A, devido às limitações da carga eletrônica KEITHLEY 2300-500-30 utilizada no processo de descarga.

### 3.2 Etapa de identificação dos parâmetros da bateria

O modelo matemático que será utilizado neste trabalho é o modelo de circuito elétrico equivalente de Thévenin com dois pares RC abordado na SubSubseção 2.5.1.1. A análise matemática do modelo será desenvolvida em espaço de estados, apresentado pela SubSubseção 2.5.1.1.1. Também, o modelo em espaço de estado é desenvolvido neste trabalho no domínio discreto, pois a implementação dos algoritmos de estimação é no ambiente microprocessado do BMS.

Para melhor compreensão, a Figura 7 e o modelo discreto em espaço de estados representado nas equações (27) e (28) são repetidos neste capítulo pela Figura 14 e pelas equações (50) e (51).

**Figura 14 – Modelo elétrico de circuito equivalente com dois pares RC simplificado**



Fonte: Adaptado de Bampi (2023).

$$\begin{bmatrix} SoC[k+1] \\ V_1[k+1] \\ V_2[k+1] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{T_s}{R_1 C_1}} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\frac{T_s}{R_2 C_2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SoC[k] \\ V_1[k] \\ V_2[k] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\frac{T_s}{C_N} \\ R_1 \left(1 - e^{-\frac{T_s}{R_1 C_1}}\right) \\ R_2 \left(1 - e^{-\frac{T_s}{R_2 C_2}}\right) \end{bmatrix} I_{cell}[k] \quad (50)$$

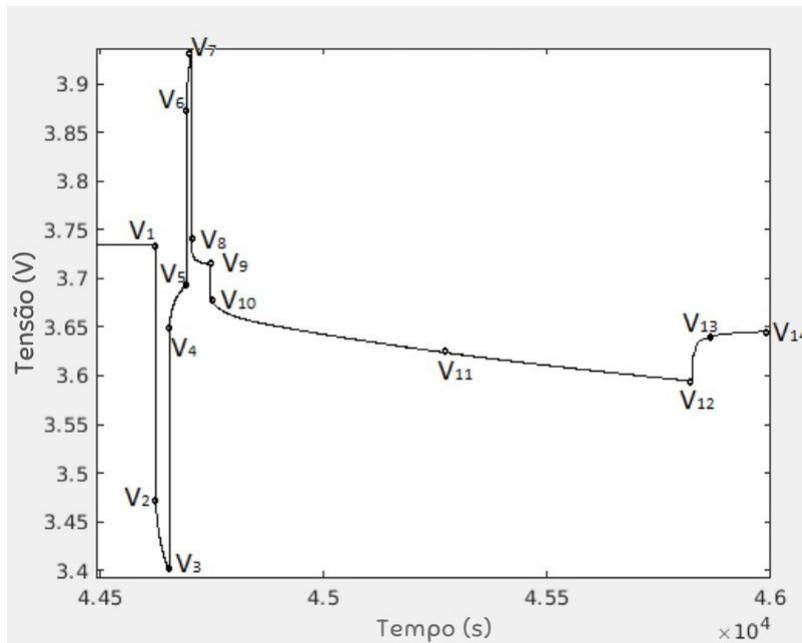
$$V_{cell}[k] = V_{OC}(SoC[k]) - I_{cell}[k]R_S - V_1[k] - V_2[k] \quad (51)$$

Portanto, nesta etapa, os parâmetros do circuito  $V_{OC}(SoC)$ ,  $R_S$ ,  $R_1$ ,  $C_1$ ,  $R_2$ ,  $C_2$  e  $C_N$  são obtidos através dos ensaios experimentais de parametrização da bateria descritos anteri-

ormente na etapa de testes em laboratório. Os resultados destes ensaios podem ser usados para gerar funções polinomiais multivariáveis, que dependendo da metodologia, representam os valores destes parâmetros em função da temperatura, SoC, corrente ou número de ciclos. Outro resultado que pode ser gerado pelos ensaios de parametrização são tabelas de consulta direta (*lookup table*) que possui uma boa exatidão, que serão utilizadas nesta dissertação.

Através da curva de resposta da tensão da bateria é possível realizar a caracterização dos parâmetros da bateria. A Figura 15 apresenta a curva de resposta da tensão da bateria com um detalhamento em um perfil de pulsos e a descarga equivalente a 10% da capacidade nominal.

**Figura 15 – Resposta da tensão da bateria ao HPPC (detalhe em um par de pulso e descarga equivalente a 10% da capacidade nominal)**



**Fonte: Adaptado de Christophersen (2015).**

A resistência série  $R_S$  é obtida a partir da mudança repentina de tensão no início de uma descarga ou pulso de carga descrita pela equação (52).

$$R_S = \frac{V_1 - V_2}{I_{HPPC_{Descarga}}} \quad \text{ou} \quad R_S = \frac{V_5 - V_6}{I_{HPPC_{Carga}}} \quad (52)$$

Onde,  $I_{HPPC_{Descarga}}$  e  $I_{HPPC_{Carga}}$  correspondem, respectivamente, as correntes de carga e descarga do perfil de pulsos da Tabela 1 e da Figura 8.

As tensões e as correntes que descrevem as características dos dois pares RC é dada por:

$$C_1 \frac{du_1}{dt} + \frac{u_1}{R_1} = I_{cell} \quad (53)$$

$$C_2 \frac{du_2}{dt} + \frac{u_2}{R_2} = I_{cell} \quad (54)$$

Onde,  $u_1$  é a diferença de potencial de  $R_1$ ,  $C_1$ ,  $u_2$  é a diferença de potencial de  $R_2$ ,  $C_2$ . É definido que:

$$\tau_1 = R_1 C_1, \quad \tau_2 = R_2 C_2 \quad (55)$$

Como a combinação de um circuito RC é um circuito de primeira ordem, a resposta natural da combinação RC, a partir de uma condição inicial de tensão, pode ser dada por:

$$u_1 = u_1(0) e^{-\frac{t}{\tau_1}} \quad (56)$$

$$u_2 = u_2(0) e^{-\frac{t}{\tau_2}} \quad (57)$$

E a resposta forçada pela corrente da bateria, com condição inicial nula, pode ser dada por:

$$u_1 = I_{cell} R_1 (1 - e^{-\frac{t}{\tau_1}}) \quad (58)$$

$$u_2 = I_{cell} R_2 (1 - e^{-\frac{t}{\tau_2}}) \quad (59)$$

Durante os testes, cada processo de carga ou descarga da bateria pode ser considerado como uma resposta forçada com condição inicial nula, pois a bateria esteve em repouso por um longo tempo. Além disso, cada processo de repouso da bateria pode ser considerado como uma resposta natural. De acordo com as equações (55), (56), (57), (58) e (59), a resposta das duas combinações RC para carga e descarga é dada por (60), e para repouso é dada por (61).

$$u_{RC} = u_1 + u_2 = I_{cell} R_1 (1 - e^{-\frac{t}{\tau_1}}) + I_{cell} R_2 (1 - e^{-\frac{t}{\tau_2}}) \quad (60)$$

$$u_{RC} = u_1 + u_2 = u_1(0) e^{-\frac{t}{\tau_1}} + u_2(0) e^{-\frac{t}{\tau_2}} \quad (61)$$

$u_{RC}$  é a diferença de potencial dos dois pares RC. Para estimar os parâmetros  $R_1$  e  $C_1$ , pode-se usar o relaxamento de tensão de tempo curto imediatamente após o pulso de descarga ( $V_4 - V_5$ ) ou de carga ( $V_8 - V_9$ ). Os parâmetros  $R_2$  e  $C_2$  podem ser extraídos pelo tempo do relaxamento de tensão mais longo ( $V_{12} - V_{14}$ ) após a etapa de varredura do SoC ( $V_9 - V_{12}$ ).

Por fim, para encontrar o potencial de circuito aberto em um determinado SoC, é utilizado o período no final do relaxamento longo ( $V_1$ ).

Através de ferramentas computacionais, o processo de parametrização é facilitado. O MATLAB possui ferramentas que auxiliam muito bem este processo (The MathWorks Inc., 2024b). Sendo assim, os dados experimentais do teste HPPC serão implementados no MATLAB juntamente com as equações (60) e (61). Em seguida, os parâmetros  $R_1$ ,  $C_1$ ,  $R_2$  e  $C_2$  serão identificados por um algoritmo de mínimos quadrados de *curve fitting* disponível em The MathWorks Inc. (2024a), que apresenta os parâmetros com o menor erro para a curva de resposta da tensão. Os parâmetros do modelo serão validados através da comparação com os resultados do teste de descarga e do teste HPPC.

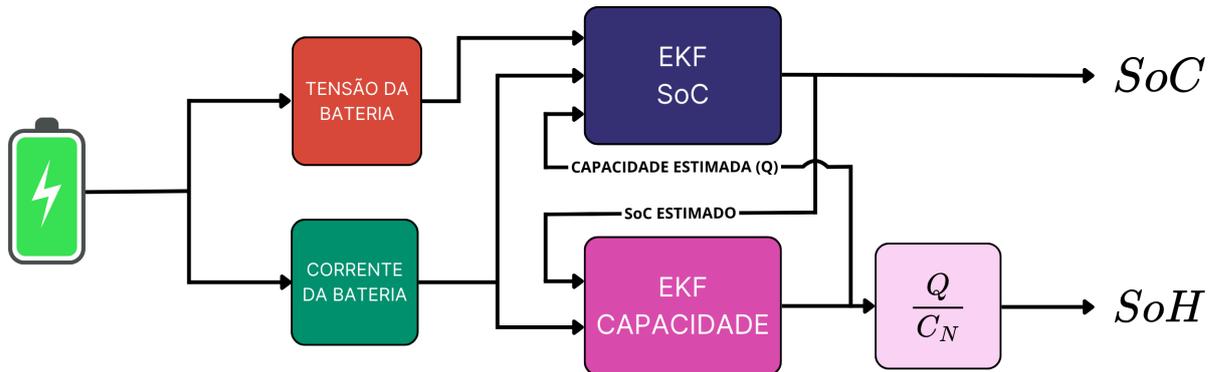
### 3.3 Etapa de simulações

Os parâmetros do modelo podem ser utilizados para a estimação de SoC e SoH, onde algumas metodologias estão descritas na Seção 2.7. A estimativa do SoC pode ser realizada com a utilização do filtro de Kalman estendido (EKF), onde o algoritmo está descrito na SubSubseção 2.7.1.4.2. Como o modelo matemático proposto para o desenvolvimento do trabalho é um sistema não linear, será utilizado o EKF para a estimativa do SoC da bateria 18650 e da bateria do VHF-Urbano. A estimativa do SoH pode ser calculada através do método apresentado pela SubSubseção 2.7.2.1. Este método também utiliza um EKF, isso permite uma estimativa em tempo real da capacidade atual da bateria, logo, permite a estimativa em tempo real do SoH. Li *et al.* (2021), Tran *et al.* (2015) e Zhong *et al.* (2023) utilizam estes métodos em conjunto para a estimação do SoC e SoH em tempo real.

A metodologia deste trabalho utiliza o SoC estimado por um EKF de estimação do SoC para estimar a capacidade da bateria. Por sua vez, esta capacidade estimada é fornecida ao EKF de estimação do SoC, atualizando o valor da capacidade da bateria em seu algoritmo. A estimação da capacidade é feita através de outro EKF. Como resultado, o SoC da bateria é obtido a partir da estimativa do EKF de estimação do SoC, enquanto o SoH é calculado pela razão entre a capacidade estimada e a capacidade nominal da bateria.

Esta metodologia descrita acima é ilustrada pela Figura 16.

Figura 16 – Diagrama de blocos da metodologia utilizada para os estimadores de SoC e SoH em tempo real



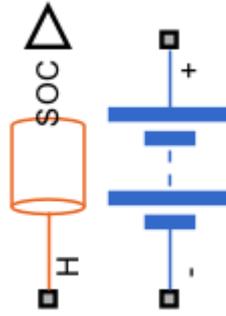
Fonte: Autoria própria (2025).

Neste trabalho, a metodologia descrita tem como objetivo a implementação do modelo elétrico da bateria no ambiente MATLAB Simulink utilizando o bloco **Battery (Table-Based)** da biblioteca Simscape. Este modelo será utilizado em simulações para estimar o SoC, empregando o bloco **SoC Estimator (Kalman filter, Variable capacity)** que utiliza um EKF com a capacidade da bateria como parâmetro de entrada. A capacidade atual da bateria e o SoH, por sua vez, será estimada empregando o bloco **Battery Capacity Estimator (Kalman filter)** (The MathWorks Inc., 2024c). A seguir, será detalhado o processo de implementação do modelo, configuração dos blocos estimadores de SoC e SoH, e o cálculo dos parâmetros de entrada necessários para a realização da simulação.

### 3.3.1 Implementação do modelo elétrico de Thévenin com dois pares RC no ambiente de simulação

A primeira etapa da metodologia de simulação consiste na implementação do modelo elétrico de Thévenin representando a bateria, utilizando o bloco **Battery (Table-Based)** da biblioteca Simscape (Figura 17). Este bloco do Simscape é utilizado para modelar a bateria de forma mais realista, considerando tabelas de comportamento (de tensão e corrente) em função de variáveis como SoC e temperatura. O bloco também é capaz de modelar o comportamento de envelhecimento da bateria, que será ideal nas simulações para o SoH.

Figura 17 – Bloco Battery (Table-Based) da biblioteca Simscape



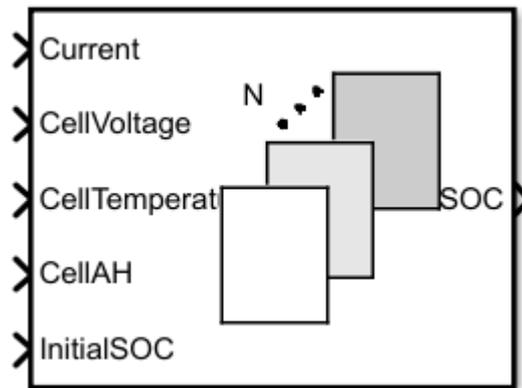
Fonte: The MathWorks Inc. (2024c).

Os parâmetros obtidos pelo algoritmo de mínimos quadrados de *curve fitting* serão inseridos como vetores correspondentes à uma temperatura e aos níveis de SoC. O vetor do SoC utilizado nas simulações contém 101 valores, que representam de 0 a 100% o estado de carga da bateria com progressão aritmética de 1% (0; 0,01; 0,02;... ;1). A influência da temperatura nos valores dos parâmetros será desprezada nas simulações. Portanto os valores de  $V_{OC}(SoC)$ ,  $R_S$ ,  $R_1$ ,  $C_1$ ,  $R_2$  e  $C_2$  serão vetores com tamanho de 101 e simularão o comportamento dinâmico da bateria em todo o estado de carga. Além disso, a  $C_N$  obtida no ensaio de descarga é fornecida ao bloco **Battery (Table-Based)**.

### 3.3.2 Estimativa do Estado de Carga (SoC)

Após a implementação do modelo de Thévenin, a próxima etapa consiste em utilizar o bloco **SoC Estimator (Kalman filter, Variable capacity)** (Figura 18) para estimar o SoC da bateria. O SoC Estimator utiliza um filtro de Kalman estendido para calcular a estimativa do SoC, levando em consideração a variação na capacidade da bateria ao longo do tempo. O filtro de Kalman estendido é ideal para esse tipo de problema, pois é capaz de lidar com incertezas e variações nos parâmetros do modelo, como a capacidade variável da bateria. O bloco aplica as mesmas equações para o filtro de Kalman estendido descritas na SubSubseção 2.7.1.4.2.

Figura 18 – Bloco SoC Estimator (Kalman filter, Variable capacity) da biblioteca Simscape



Fonte: The MathWorks Inc. (2024c).

O bloco **SoC Estimator (Kalman filter, Variable capacity)** requer alguns parâmetros de entrada, que serão enumerados e calculados a seguir:

1. Medição da corrente.
2. Medição da tensão.
3. Temperatura da bateria.
4. Capacidade da bateria.
5. Estado de carga inicial.
6. Matriz de covariância do ruído de processo ( $Q$ ).
7. Matriz de covariância do ruído de medição ( $R$ ).
8. Matriz de covariância do erro de previsão inicial ( $P_0$ ).
9. Parâmetros do modelo elétrico da bateria.

As medições de corrente e tensão realizadas por meio de sensores estão presentes no modelo de simulação. Os sensores extraem os valores de tensão e corrente do bloco **Battery (Table-Based)** e, adicionalmente, são injetados ruídos nestas medições com o objetivo de representar o comportamento ruidoso de sensores reais e validar a performance do EKF mediante os ruídos.

Como dito anteriormente, a influência da temperatura será desprezada nas simulações. Portanto, a temperatura da bateria fornecida ao bloco será a temperatura ambiente durante os ensaios de laboratório (25°C).

A capacidade da bateria é um parâmetro que decresce ao longo do tempo e será fornecida a este bloco por meio do bloco de estimação do SoH (este bloco é descrito pela Subseção 3.3.3). O estado de carga inicial é o estado de carga fornecido ao bloco para o início dos cálculos do algoritmo do EKF.

Em geral, a escolha da matriz  $Q$  está entre os aspectos mais difíceis do projeto do filtro de Kalman, pois se deseja modelar o ruído, que é um processo estocástico. Se  $Q$  for muito pequeno, o filtro ficará muito confiante em seu modelo de previsão e divergirá da solução real. Se  $Q$  for muito grande, o filtro será indevidamente influenciado pelo ruído nas medições e terá um desempenho abaixo do ideal. Na prática, exige-se muito tempo executando simulações e avaliando dados coletados para tentar selecionar um valor apropriado para  $Q$ .

Nesta aplicação, a matriz  $Q$  é calculada inicialmente pela incerteza na identificação dos parâmetros da bateria nas equações em espaço de estados. A matriz  $Q$  é uma matriz diagonal e é representada pela equação (62), onde o primeiro termo é relacionado a covariância da derivada do primeiro estado do sistema ( $S\dot{o}C$ ), o segundo termo é relacionado com a covariância da derivada do segundo estado do sistema ( $\dot{V}_1$ ) e o terceiro termo relacionado com a covariância da derivada do terceiro estado do sistema ( $\dot{V}_2$ ).

$$Q = \begin{bmatrix} \sigma^2(S\dot{o}C) & 0 & 0 \\ 0 & \sigma^2(\dot{V}_1) & 0 \\ 0 & 0 & \sigma^2(\dot{V}_2) \end{bmatrix} \quad (62)$$

O cálculo da equação (62) é realizado com base na propagação de incertezas de cada parâmetro, conforme é descrito pelas equações (63), (64) e (65).

$$\sigma^2(S\dot{o}C) = \left( \frac{\partial S\dot{o}C}{\partial I_{cell}} \right)^2 \cdot \sigma^2(I_{cell}) \quad (63)$$

$$\sigma^2(\dot{V}_1) = \left( \frac{\partial \dot{V}_1}{\partial R_1} \right)^2 \cdot \sigma^2(R_1) + \left( \frac{\partial \dot{V}_1}{\partial C_1} \right)^2 \cdot \sigma^2(C_1) + \left( \frac{\partial \dot{V}_1}{\partial I_{cell}} \right)^2 \cdot \sigma^2(I_{cell}) \quad (64)$$

$$\sigma^2(\dot{V}_2) = \left( \frac{\partial \dot{V}_2}{\partial R_2} \right)^2 \cdot \sigma^2(R_2) + \left( \frac{\partial \dot{V}_2}{\partial C_2} \right)^2 \cdot \sigma^2(C_2) + \left( \frac{\partial \dot{V}_2}{\partial I_{cell}} \right)^2 \cdot \sigma^2(I_{cell}) \quad (65)$$

A matriz ( $R$ ) corresponde ao ruído de medição. Este valor é definido pela covariância do ruído do sensor de tensão e pode ser obtido pela leitura de uma tensão fixa, observando a variância por um período de tempo. Assim como para a matriz ( $Q$ ), ( $R$ ) pode ser ajustado para atingir um valor apropriado que resulte em um resultado ótimo. Aumentando o valor de

( $R$ ), o filtro aumenta a incerteza nas medições e ajusta o ganho Kalman a favor do modelo. E diminuindo ( $R$ ), o filtro ajusta o ganho Kalman a favor das medições.

A matriz ( $P_0$ ) é uma matriz diagonal que apresenta o erro de estimação inicial dos estados do EKF. Neste trabalho, ( $P_0$ ) é expresso pela equação (66). Na prática estes valores são definidos de acordo com o desvio padrão inicial que espera-se encontrar para um estado, como por exemplo, espera-se um desvio padrão inicial na estimativa do SoC de 10%.

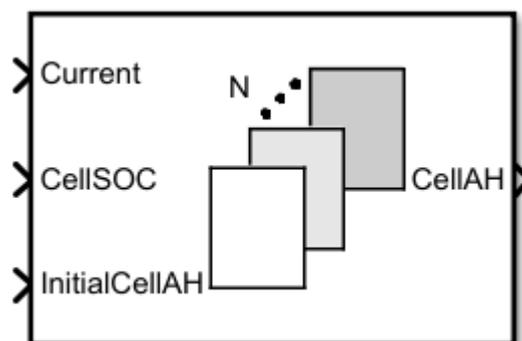
$$P_0 = \begin{bmatrix} \sigma^2(\text{SoC}) & 0 & 0 \\ 0 & \sigma^2(V_1) & 0 \\ 0 & 0 & \sigma^2(V_2) \end{bmatrix} \quad (66)$$

Por fim, os parâmetros da bateria são os mesmos fornecidos ao bloco **Battery (Table-Based)**. Estes parâmetros são utilizados pelo algoritmo do EKF.

### 3.3.3 Estimativa do Estado de Saúde (SoH)

O bloco **Battery Capacity Estimator (Kalman filter)** (Figura 19) é utilizado neste trabalho para a estimação da capacidade em tempo real, conseqüentemente, o SoH em tempo real. Este bloco também utiliza um filtro de Kalman estendido para calcular a estimativa da capacidade, aplicando as equações do método de perda da capacidade descritas na SubSubseção 2.7.2.1.

**Figura 19 – Bloco Battery Capacity Estimator (Kalman filter) da biblioteca Simscape**



Fonte: The MathWorks Inc. (2024c).

O bloco **Battery Capacity Estimator (Kalman filter)** requer os seguintes parâmetros de entrada:

1. Medição da corrente.
2. Capacidade da bateria inicial.
3. Estado de carga atual.

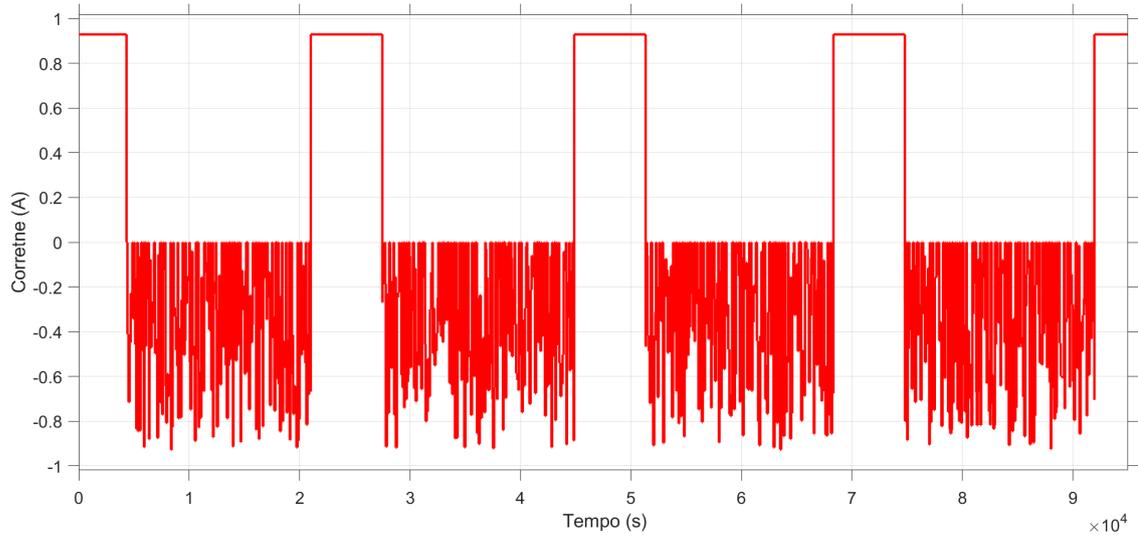
4. Matriz de covariância do ruído de processo ( $Q$ ).
5. Matriz de covariância do ruído de medição ( $R$ ).
6. Matriz de covariância do erro de predição inicial ( $P_0$ ).

A medição de corrente com ruído que alimenta o bloco de estimação do SoC também alimenta este bloco. A capacidade inicial da bateria é a capacidade nominal da bateria. O SoC que é estimado pelo bloco de estimação do SoC é fornecido como parâmetro de entrada para o cálculo do erro de estimação. Os valores de ( $Q$ ) e ( $R$ ) são ajustados nas simulações para que o desempenho do filtro acompanhe o decaimento da capacidade obtido nos testes de envelhecimento. Em geral, como a medição deste EKF é igual a zero, ou seja, constante, não há ruído na medição. Um pequeno valor de ( $R$ ) é utilizado para que seja possível o ajuste do ganho Kalman no algoritmo e então o ajuste de ( $Q$ ) é determinante para o desempenho do filtro.  $P_0$  também é ajustado para um valor pequeno, pois a capacidade inicial da bateria é um valor conhecido.

#### 3.3.4 Detalhes e objetivos da simulação

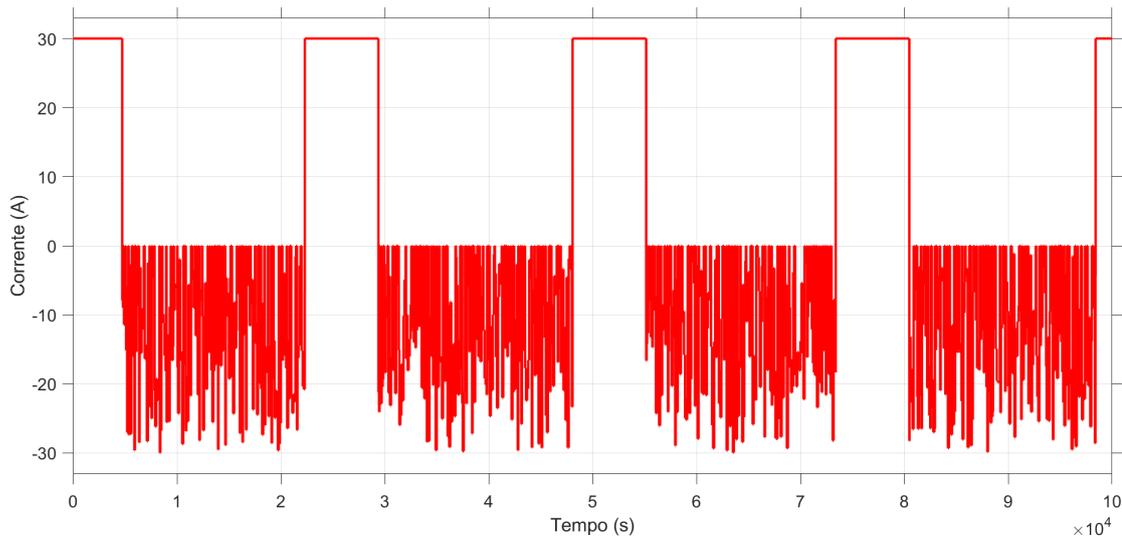
A simulação tem como objetivo validar a metodologia escolhida para a estimação do SoC e SoH em tempo real, simulando o uso real da bateria. Para isso, a bateria do modelo de simulação será submetida a um perfil de corrente que varia o SoC entre 90% e 30%. Quando a bateria estiver com o SoC em 30%, a bateria é carregada com a corrente constante de taxa C/3 utilizada no teste HPPC, simulando uma carga constante. Quando a bateria atingir um SoC de 90%, a bateria é descarregada com um perfil de corrente que varia aleatoriamente com correntes menores ou iguais à taxa C/3 utilizada no teste HPPC, simulando uma utilização variável da energia disponível da bateria. As Figuras 20 e 21 ilustram o perfil de corrente em aproximadamente 4 ciclos utilizado nas simulações das baterias 18650 e do VHF-Urbano, respectivamente.

**Figura 20 – Perfil de corrente utilizado na simulação para a bateria 18650**



**Fonte: Autoria própria (2025).**

**Figura 21 – Perfil de corrente utilizado na simulação para a bateria do VHF-Urbano**

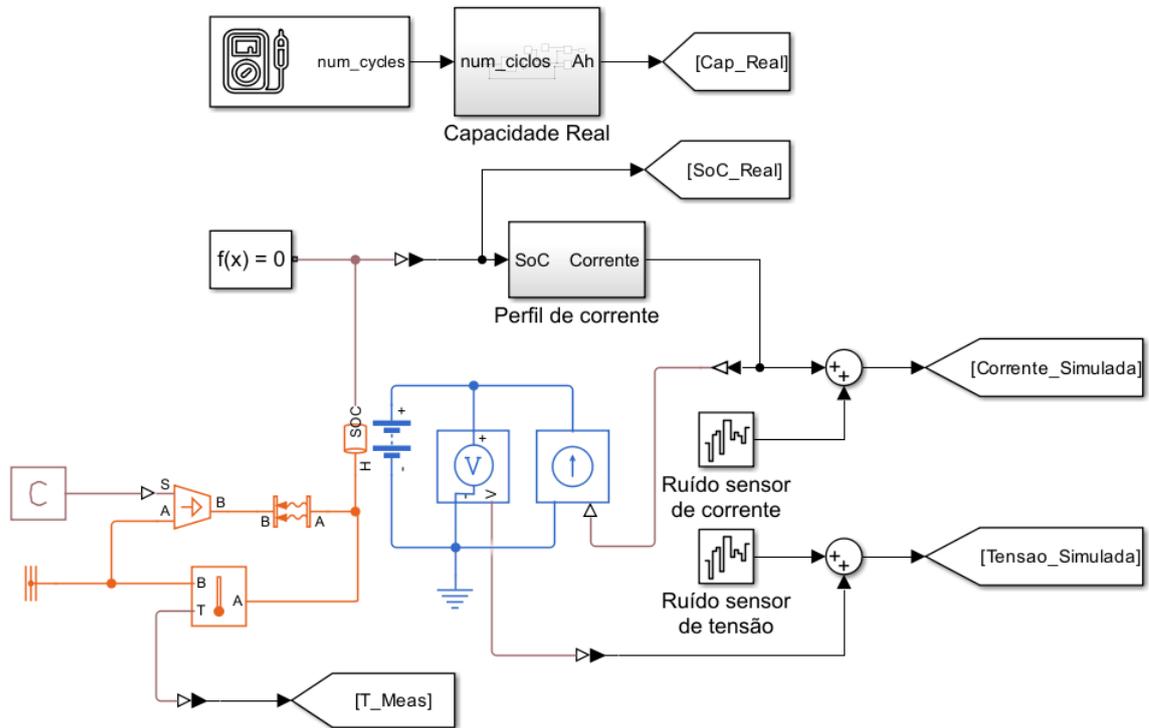


**Fonte: Autoria própria (2025).**

Estes perfis de corrente serão executados nas simulações até a capacidade da bateria em análise atingir o valor mínimo registrado no teste de envelhecimento.

A Figura 22 ilustra a parte da simulação utilizada para a simulação das baterias, composto por: modelo da bateria; controle térmico; perfil de corrente; medições de tensão e corrente; medição do SoC e capacidade para comparação.

Figura 22 – Simulação da Bateria no MATLAB Simulink



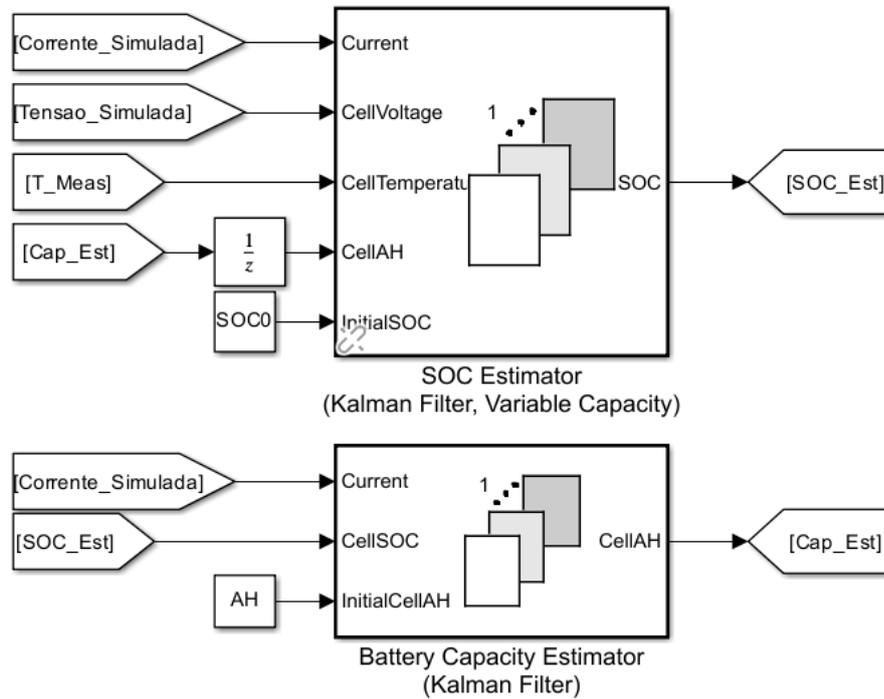
Fonte: Autoria própria (2025).

Através de sensores de corrente e tensão, são extraídos a tensão e a corrente do modelo da bateria quando aplicado o perfil de corrente descrito acima. Porém esses valores coletados pelos sensores não apresentam dados realísticos. Sendo assim, foram inseridos ruídos de medição aleatórios e média zero, que somados aos valores dos sensores, representam as medições de um sistema real. Estes sinais gerados são identificados na Figura 22 como a tensão simulada e a corrente simulada.

A capacidade real atual é extraída do modelo de simulação da bateria de acordo com o número de ciclos que foram realizados na simulação. Este valor será utilizado para avaliar o desempenho do bloco de estimação da capacidade na simulação.

A Figura 23 ilustra a parte da simulação onde os blocos **SoC Estimator (Kalman filter, Variable capacity)** e **Battery Capacity Estimator (Kalman filter)** recebem as medições de tensão e corrente dos sensores com ruído.

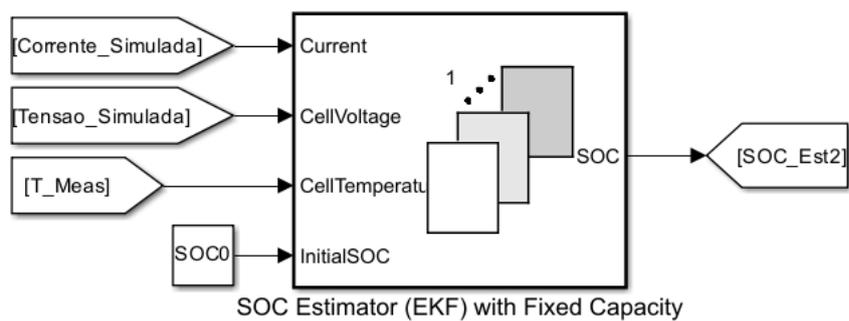
**Figura 23 – Simulação dos estimadores de SoC e SoH no MATLAB Simulink**



Fonte: Autoria própria (2025).

Um bloco ainda não mencionado, o bloco **SoC Estimator (EKF) with Fixed Capacity**, representado pela Figura 24, foi adicionado no ambiente de simulação. Este bloco não atualiza o valor da capacidade em seu algoritmo e será utilizado para avaliar a influência da capacidade no EKF de estimação do SoC enquanto a bateria envelhece.

**Figura 24 – Simulação do estimador de SoC com capacidade fixa no MATLAB Simulink**



Fonte: Autoria própria (2025).

## 4 RESULTADOS

Este capítulo apresenta os resultados da pesquisa conforme a metodologia descrita no capítulo anterior. Os testes e as simulações foram realizadas com o objetivo de gerar um modelo computacional das baterias e avaliar o desempenho dos EKF na estimação do SoC e SoH. Os dados obtidos são apresentados por meio de tabelas e figuras, com o intuito de ilustrar os resultados dos testes e as variações observadas sob os procedimentos de simulações adotados. Inicialmente, serão apresentados os resultados para a bateria 18650 e posteriormente para a bateria do VHF-Urbano.

### 4.1 Bateria 18650

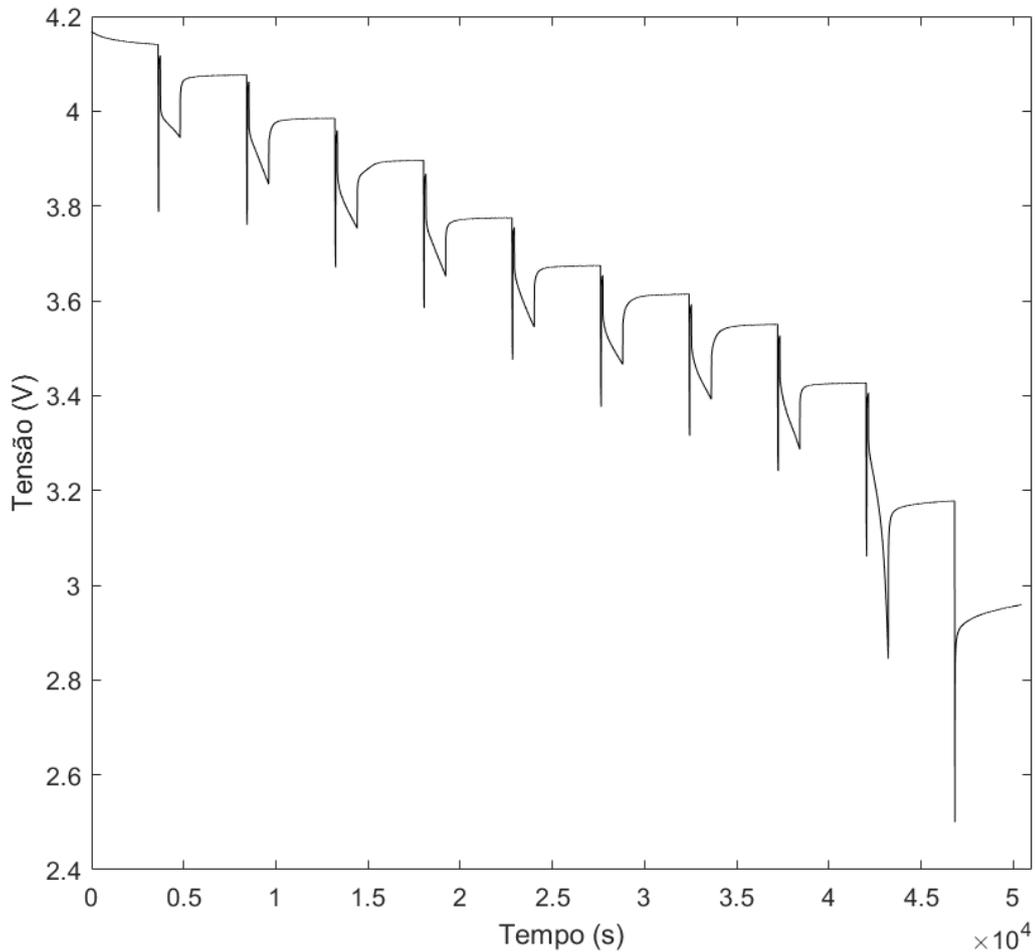
#### 4.1.1 Resultados da etapa de testes em laboratório

Seguindo a metodologia apresentada no Capítulo 3, uma bateria 18650 nova, que possui as características apresentada pela Tabela 2, foi inicialmente submetida aos testes de laboratório descritos na Seção 3.1.

A etapa anterior ao teste HPPC é calcular a capacidade da bateria. Sendo assim, iniciou-se o teste de descarga descrito na Subseção 3.1.1 com o auxílio da carga eletrônica KEITHLEY 2300-500-30. Como primeiro resultado deste trabalho, a capacidade calculada da bateria foi de  $2,791Ah$ , ou seja,  $C_N = 2,791Ah$ . Este valor corresponde a capacidade nominal da bateria nova.

Logo após o teste de descarga, iniciou-se o teste HPPC na bateria 18650 seguindo a metodologia apresentada pela Subseção 3.1.2, que teve duração de aproximadamente 15 horas. O comportamento da tensão da bateria 18650 durante o teste HPPC é apresentado pela Figura 25.

**Figura 25 – Tensão da bateria 18650 no teste HPPC completo**



**Fonte: Autoria própria (2025).**

É possível observar na Figura 25 que estão presentes os pulsos de potência de descarga, as descargas equivalentes a 10% da capacidade nominal e os períodos de descanso, e por um motivo desconhecido a fonte bidirecional não executou os pulsos de potência de carga. Como mencionado na metodologia, os pulsos híbridos de potência do teste são utilizados para obter a energia disponível e a potência de pico da bateria. Porém, a resposta da tensão desses pulsos podem ser utilizados para a identificação dos parâmetros da bateria. Sendo assim, mesmo com este problema desconhecido, a curva de resposta da tensão e corrente correspondente foi utilizada para a parametrização da bateria 18650.

O próximo teste de laboratório executado na bateria 18650 foi o teste de envelhecimento com o auxílio da fonte bidirecional. Seguindo o procedimento do teste descrito na Subseção 3.1.3, ao final de cada ciclo a capacidade da bateria foi calculada e registrada. A Tabela 4 apresenta os resultados do teste de envelhecimento para 10 ciclos.

**Tabela 4 – Resultados experimentais do teste de envelhecimento da bateria 18650**

| Número do ciclo | Capacidade (Ah) |
|-----------------|-----------------|
| 0               | 2,791           |
| 1               | 2,79            |
| 2               | 2,79            |
| 3               | 2,78            |
| 4               | 2,77            |
| 5               | 2,77            |
| 6               | 2,76            |
| 7               | 2,76            |
| 8               | 2,75            |
| 9               | 2,75            |
| 10              | 2,75            |

**Fonte: Autoria própria (2025).**

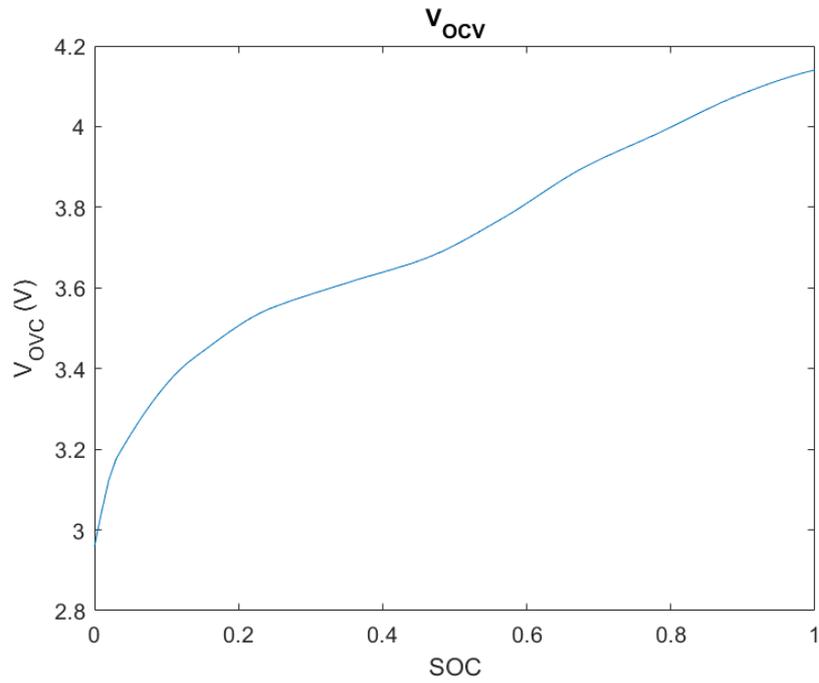
Com isso, encerrou-se a etapa de testes em laboratório para a bateria 18650. A curva de resposta da tensão do teste HPPC foi utilizada para a etapa de identificação dos parâmetros da bateria, onde serão demonstrados os resultados obtidos dos parâmetros. Por sua vez, os dados de envelhecimento foram utilizados na etapa de simulações para descrever o envelhecimento da bateria real no modelo computacional.

#### 4.1.2 Resultados da etapa de identificação dos parâmetros da bateria

Os dados coletados do teste HPPC foram divididos em conjuntos contendo: um pulso de potência, uma descarga de 10% da capacidade e um período de repouso. Assim, os parâmetros foram calculados utilizando as equações descritas na Seção 3.2 com o algoritmo de mínimos quadrados de *curve fitting* (The MathWorks Inc., 2024a). Com o objetivo de implementar o modelo da bateria no modelo de simulação, os valores encontrados de  $V_{OC}(SoC)$ ,  $R_S$ ,  $R_1$ ,  $C_1$ ,  $R_2$  e  $C_2$  foram interpolados para contemplar todo o SoC.

Os níveis de tensão no final de cada tempo de descanso do teste HPPC gerou o resultado da curva  $V_{OC}$  para a bateria 18650 apresentada pela Figura 26.

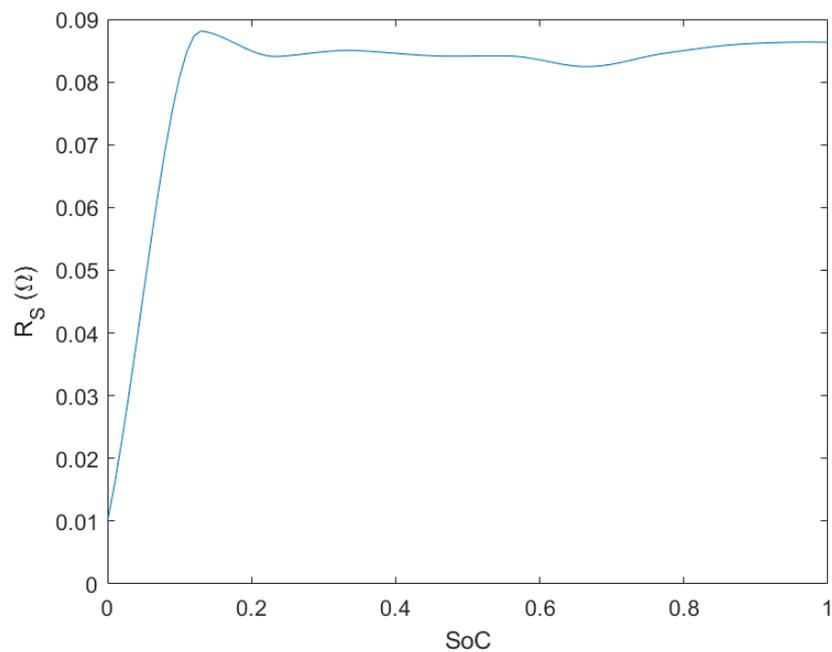
**Figura 26 – Curva  $V_{OC}$  Bateria 18650**



**Fonte: Autoria própria (2025).**

As quedas de tensão instantâneas entre cada mudança de nível de corrente do teste HPPC definem o valor de  $R_S$  naquele instante. A Figura 27 apresenta o resultado de  $R_S$  para a bateria 18650.

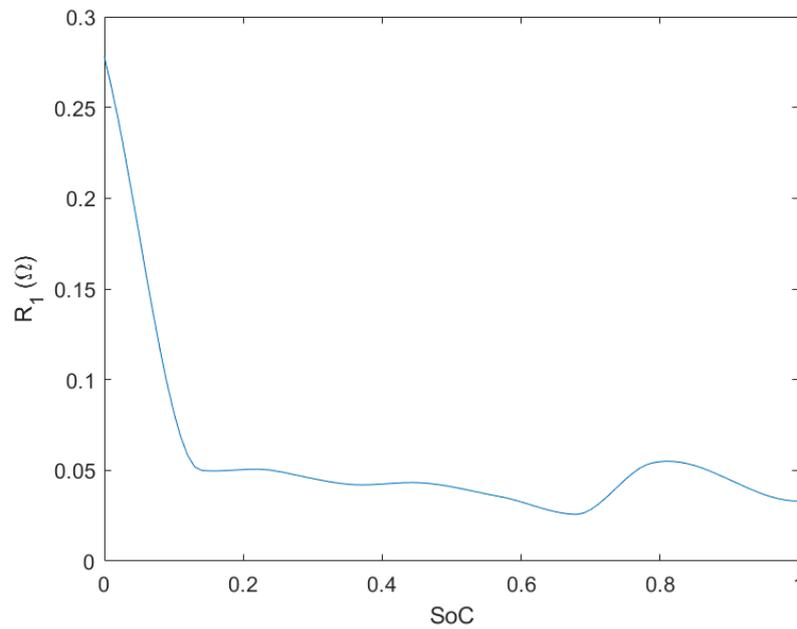
**Figura 27 – Curva  $R_S$  Bateria 18650**



**Fonte: Autoria própria (2025).**

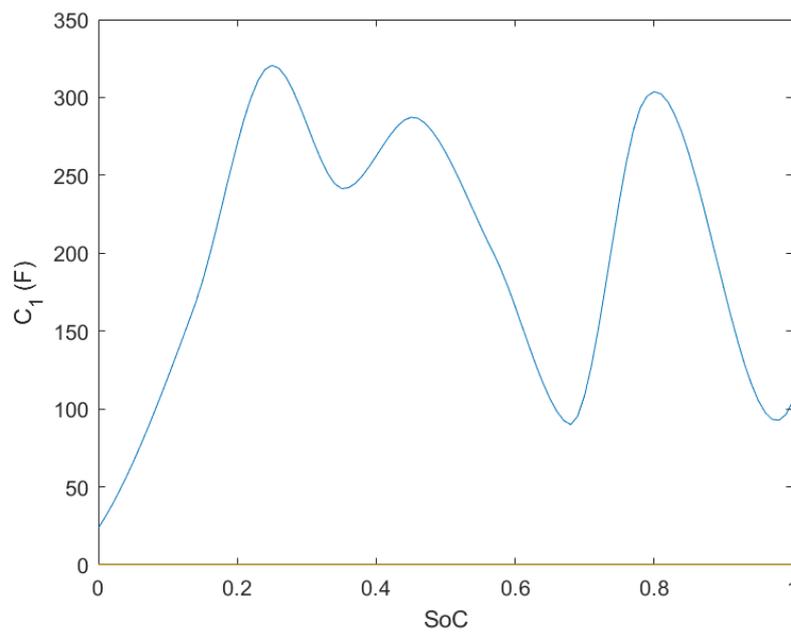
As Figuras 28, 29, 30 e 31 apresentam o resultado obtido para a bateria 18650 dos parâmetros  $R_1$ ,  $C_1$ ,  $R_2$  e  $C_2$ , respectivamente.

**Figura 28 – Curva  $R_1$  Bateria 18650**



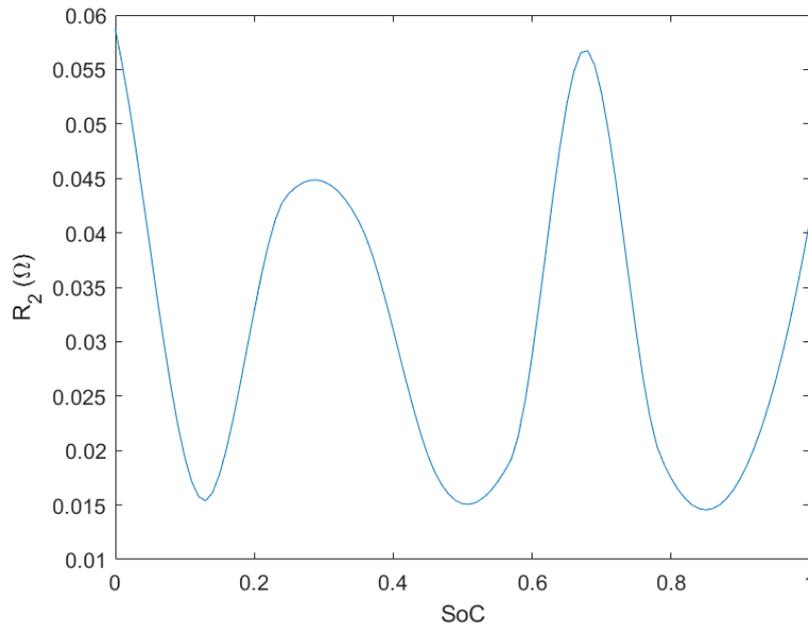
**Fonte: Autoria própria (2025).**

**Figura 29 – Curva  $C_1$  Bateria 18650**



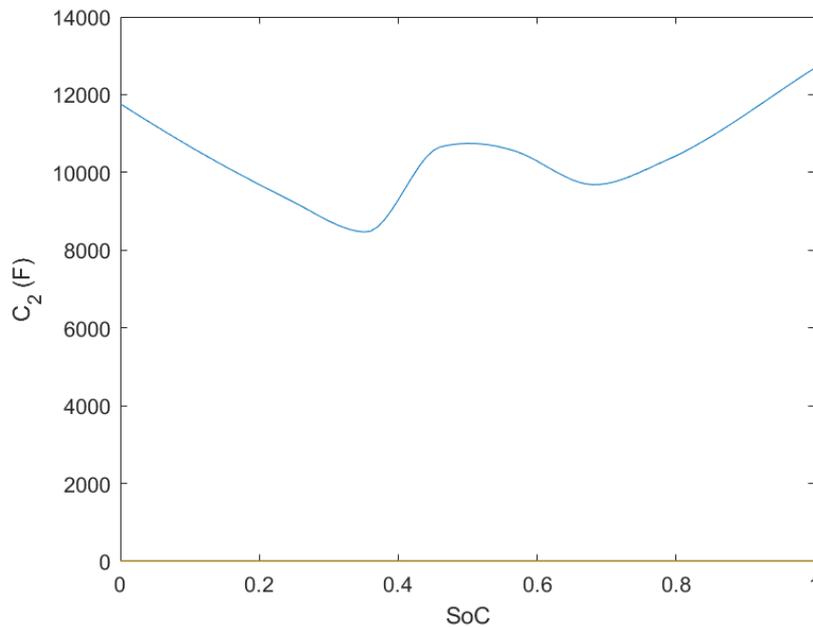
**Fonte: Autoria própria (2025).**

**Figura 30 – Curva  $R_2$  Bateria 18650**



Fonte: Autoria própria (2025).

**Figura 31 – Curva  $C_2$  Bateria 18650**

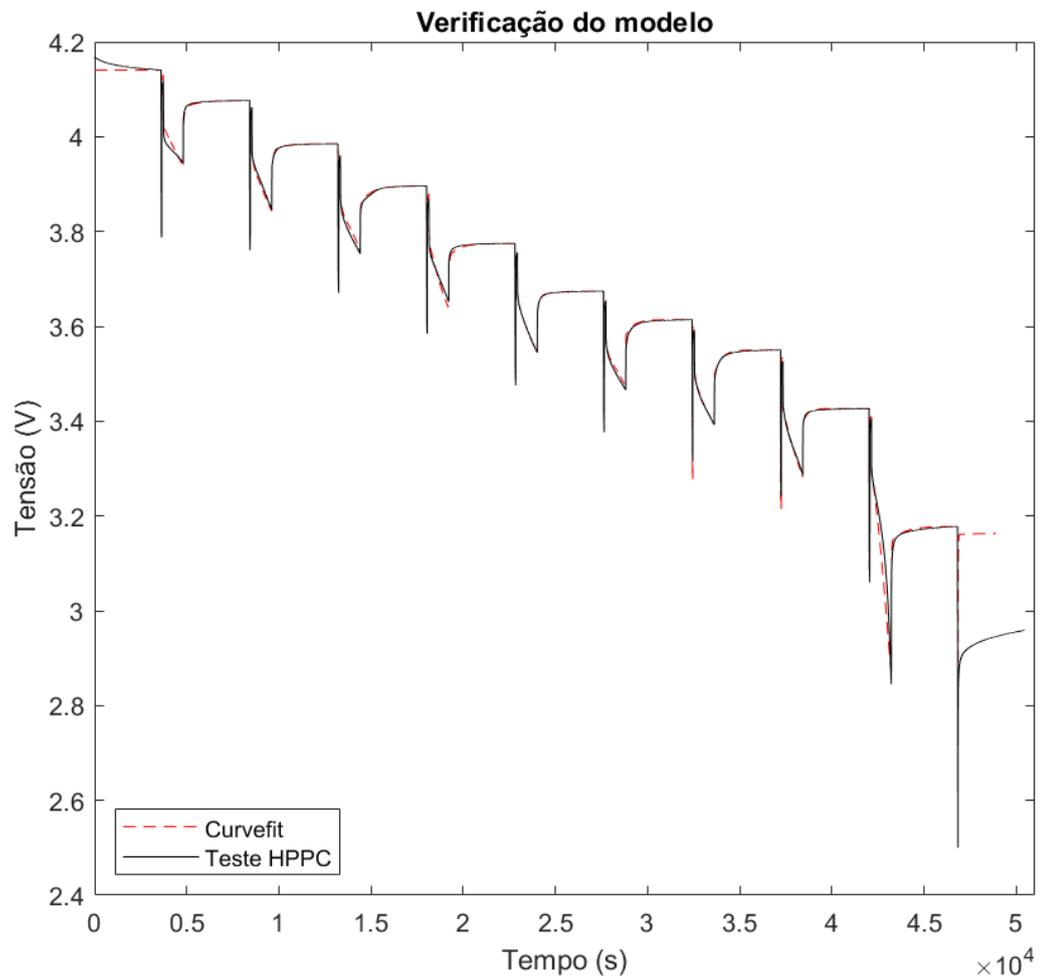


Fonte: Autoria própria (2025).

Pode-se concluir que os valores encontrados para os pares RC do modelo de Thévenin apresentam o resultado esperado.  $R_1$  e  $C_1$  correspondem a uma constante de tempo curta, enquanto  $R_2$  e  $C_2$  correspondem a constante de tempo longa.

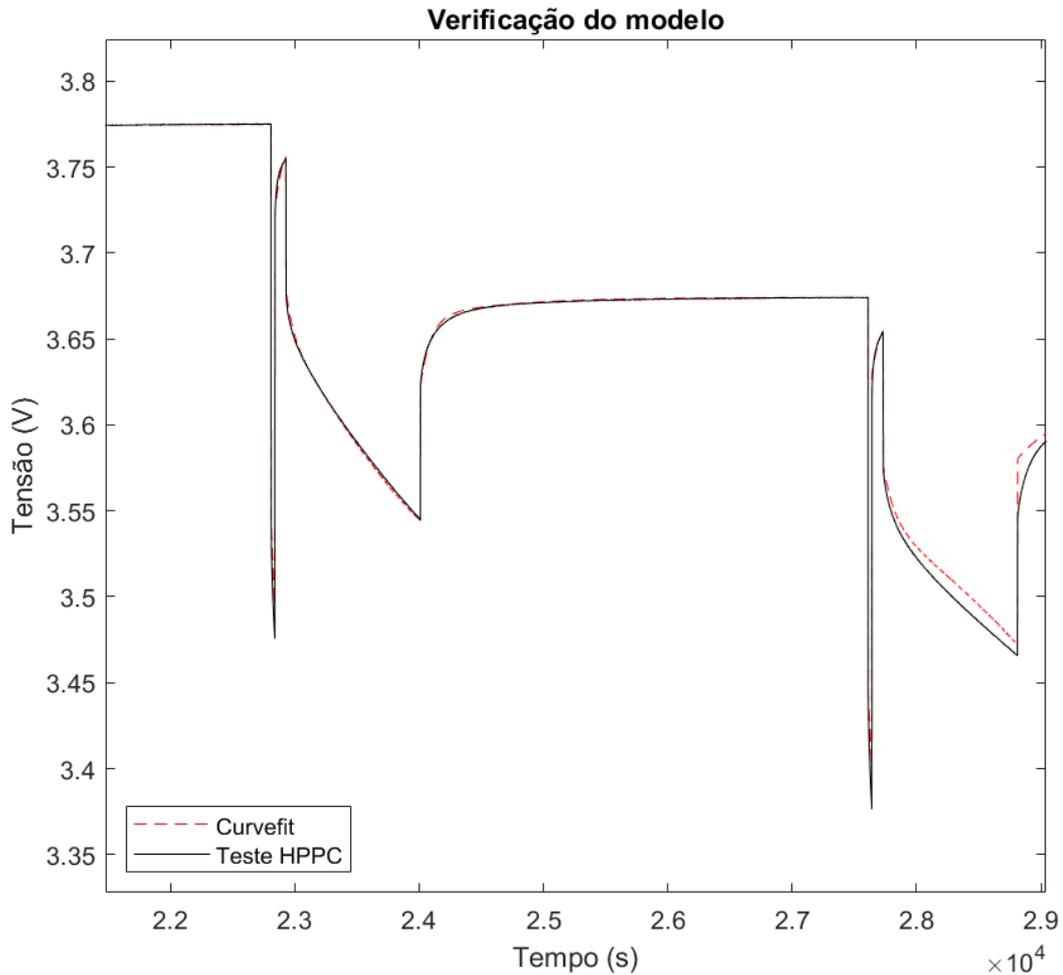
Para validar o resultado dos parâmetros do modelo da bateria encontrados pelo *curve fitting*, a Figura 32 foi gerada para comparar os dados reais do teste HPPC com o modelo encontrado. A Figura 33 apresenta uma visão mais aproximada desta comparação.

**Figura 32 – Comparação entre o modelo gerado por *curve fitting* e o teste HPPC (Bateria 18650)**



**Fonte: Autoria própria (2025).**

**Figura 33 – Detalhe na comparação entre o modelo gerado por *curve fitting* e o teste HPPC (Bateria 18650)**

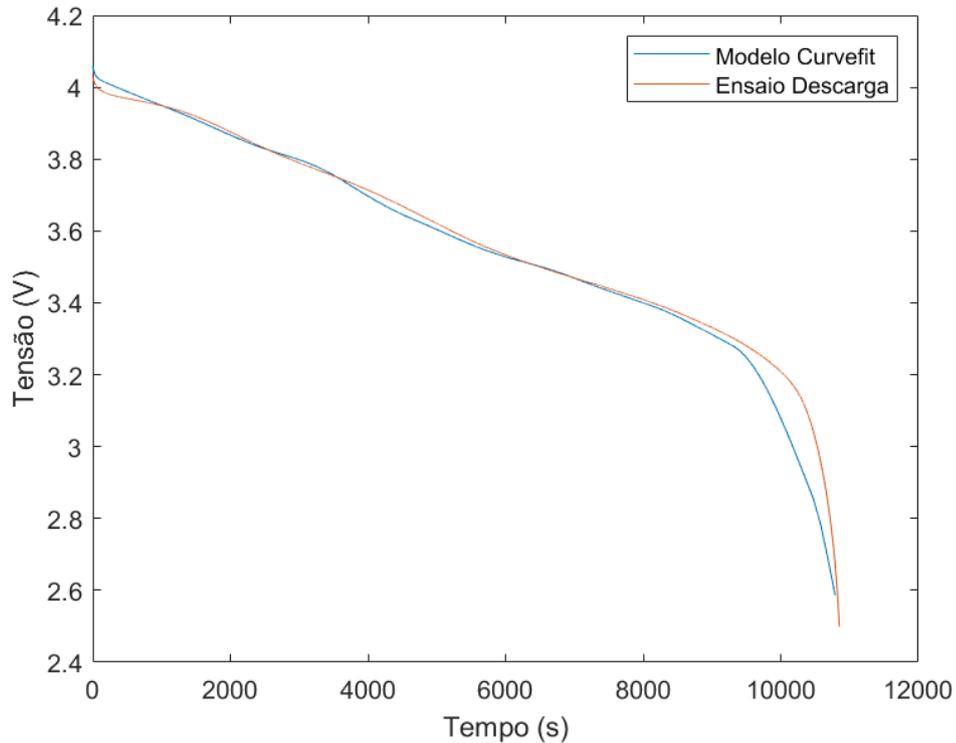


**Fonte: Autoria própria (2025).**

O resultado do modelo apresenta é extremamente satisfatório. A tensão do modelo da bateria representa muito bem a tensão da bateria durante o teste HPPC, com um erro médio quadrático (RMSE) de 0,0571. Isso significa que a tensão do modelo da bateria apresenta em média uma diferença de 57,1 mV em relação a tensão real da bateria nesta comparação com os dados do teste HPPC.

Para contribuir na validação do modelo, um grupo de dados diferentes foi utilizado. Os dados da bateria 18650 durante o teste de descarga para calcular a capacidade foi utilizado para validar o resultado encontrado para o modelo. A Figura 34 apresenta a comparação entre a tensão da bateria 18650 e a tensão do modelo da bateria para o teste de descarga com taxa C/3.

**Figura 34 – Comparação entre o modelo gerado por *curve fitting* e o teste de descarga (Bateria 18650)**



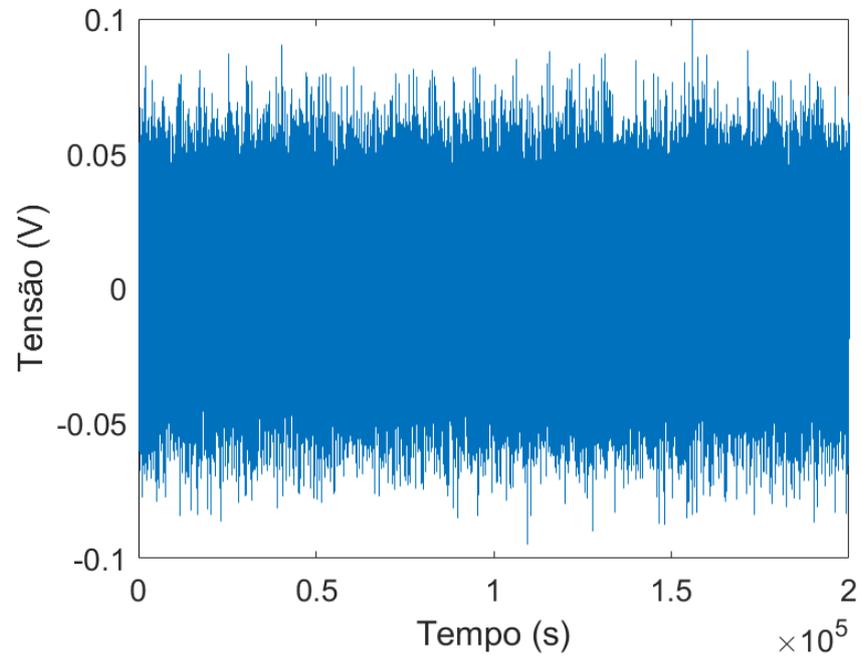
**Fonte: Autoria própria (2025).**

A Figura 34 mostra que o modelo seguiu o comportamento da tensão da bateria durante o teste de descarga com um erro médio quadrático (RMSE) de 0,0071, ou seja, a tensão do modelo apresenta uma diferença média em relação à tensão real da bateria de 7,1 *mV*.

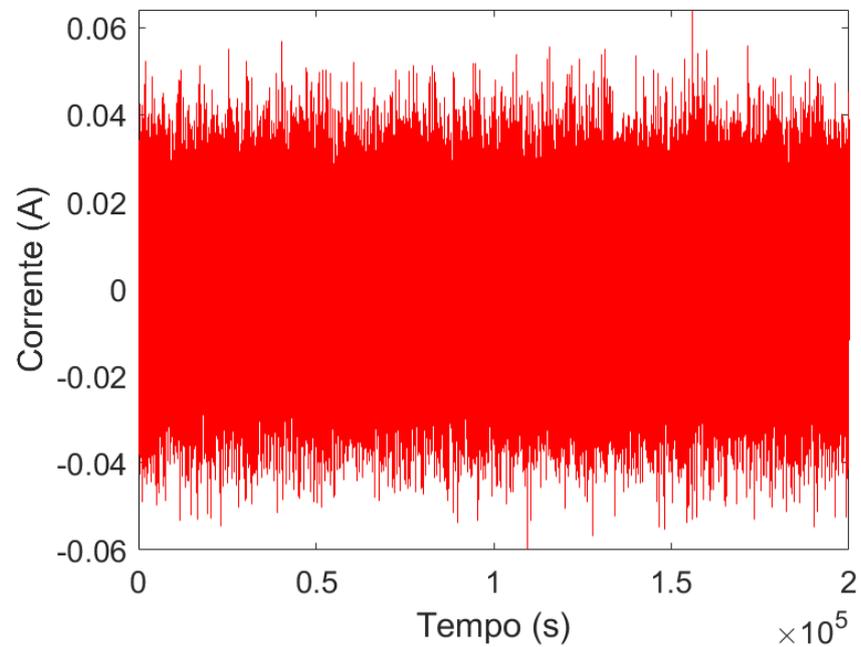
Os resultados apresentados aqui nesta subseção mostram que o modelo de Thévenin com dois pares RC mostrou-se eficaz representando o comportamento dinâmico da bateria 18650. Com isso, pode-se assumir que o modelo é equivalente a bateria real. Isso implica que o resultado apresentado pela etapa de simulações tem um comportamento semelhante à uma aplicação em tempo real.

#### 4.1.3 Resultados da etapa de simulações

As simulações foram conduzidas seguindo a metodologia da Seção 3.3. O modelo da bateria obtido foi utilizado para simular a bateria. No ambiente de simulação foram adicionados ruídos nas medições de tensão e corrente ilustrados pelas Figuras 35 e 36, respectivamente. As covariâncias correspondentes a estes ruídos são apresentadas pelas equações (67) e (68).

**Figura 35 – Ruído de medição da tensão adicionado na simulação**

Fonte: Autoria própria (2025).

**Figura 36 – Ruído de medição da corrente adicionado na simulação**

Fonte: Autoria própria (2025).

$$\sigma_V^2 = 5.10^{-4}$$

(67)

$$\sigma_I^2 = 2.10^{-4} \quad (68)$$

Para a estimação do SoC, foi inserido um erro de estimação inicial com desvio padrão de 10% para o SoC, e para as tensões dos pares RC do modelo de 1 V. Estes valores foram selecionados, mas devem ser corrigidos pelo algoritmo do EKF em tempo de execução, convergindo para os valores observados para essas incertezas. Logo, a matriz de covariância do erro de predição inicial  $P_0$  é o quadrado dos desvios padrão relacionados a cada estado do sistema, e é apresentada na equação (69). A matriz de covariância do ruído de processo  $Q$  e a matriz de covariância do ruído de medição  $R$  do EKF de estimação do SoC utilizadas na simulação para a bateria 18650 são expressas pela equações (70) e (71), respectivamente.

$$P_{0EKF_{SoC}} = \begin{bmatrix} 0,01 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (69)$$

$$Q_{EKF_{SoC}} = \begin{bmatrix} 2,5.10^{-8} & 0 & 0 \\ 0 & 2,5.10^{-5} & 0 \\ 0 & 0 & 2,5.10^{-8} \end{bmatrix} \quad (70)$$

$$R_{EKF_{SoC}} = \sigma_V^2 = \left[ 5.10^{-4} \right] \quad (71)$$

Para a estimação do SoH, a matriz de covariância do erro de predição inicial  $P_0$  foi definida com um desvio padrão apresentada pela equação (72). As matrizes  $Q$  e  $R$  do EKF de estimação da capacidade utilizadas na simulação para a bateria 18650 são expressas pela equações (73) e (74), respectivamente.

$$P_{0EKF_{Capacidade}} = \left[ 1.10^{-8} \right] \quad (72)$$

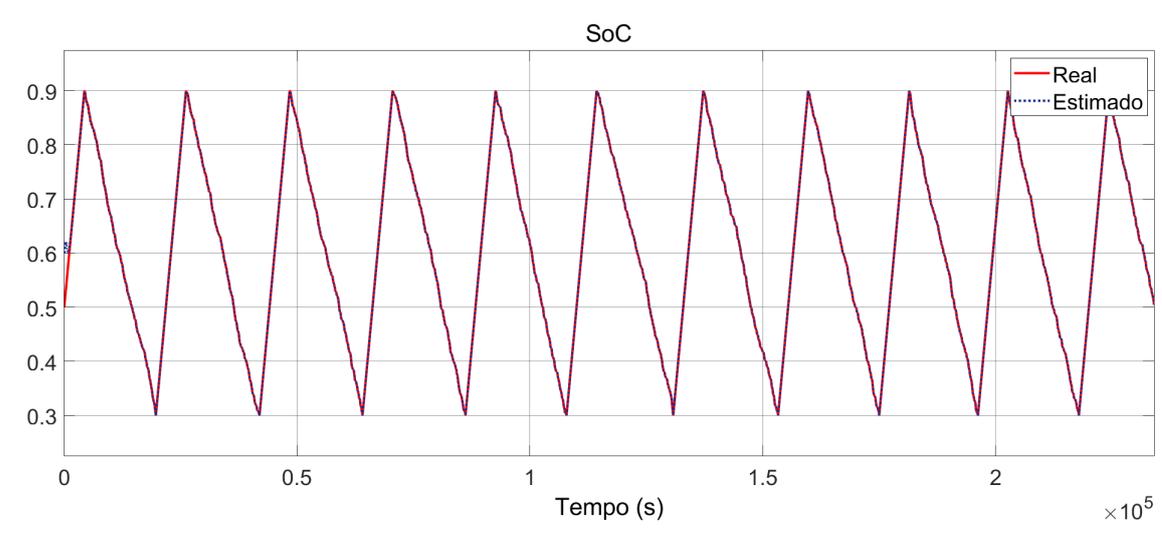
$$Q_{EKF_{Capacidade}} = \left[ 5.10^{-9} \right] \quad (73)$$

$$R_{EKF_{SoC}} = \left[ 5.10^{-9} \right] \quad (74)$$

O envelhecimento da bateria foi simulado seguindo a Tabela 4. Estes dados foram inseridos no modelo de simulação e, conforme o número de ciclos, a capacidade da bateria diminui, simulando o decaimento real da capacidade observado pelo teste de envelhecimento.

O resultado da estimação do SoC pelo EKF é apresentado pela Figura 37.

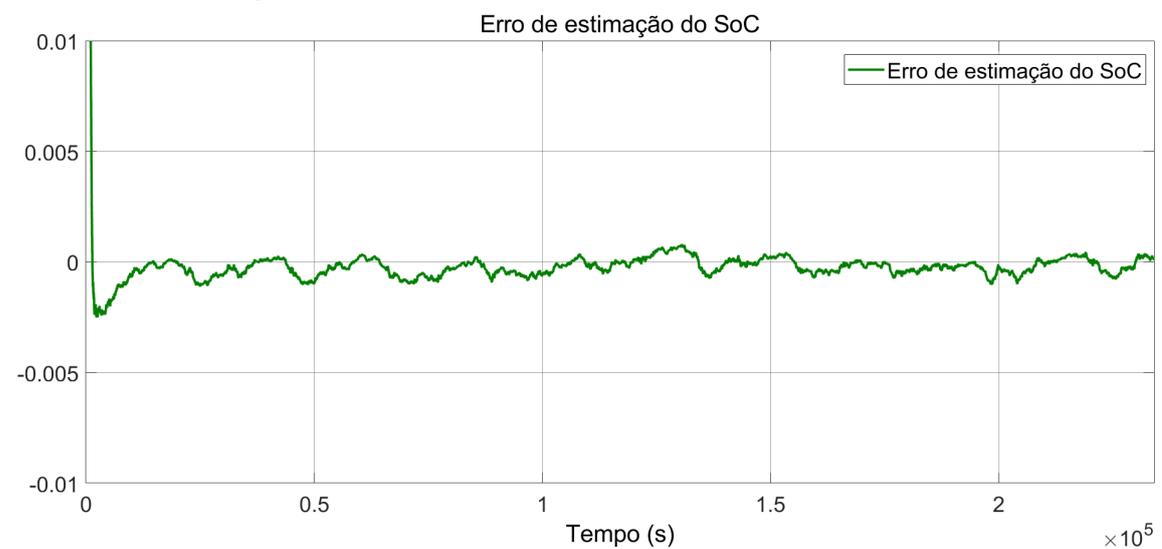
**Figura 37 – Estado de carga real e estado de carga estimado (Bateria 18650)**



**Fonte: Autoria própria (2025).**

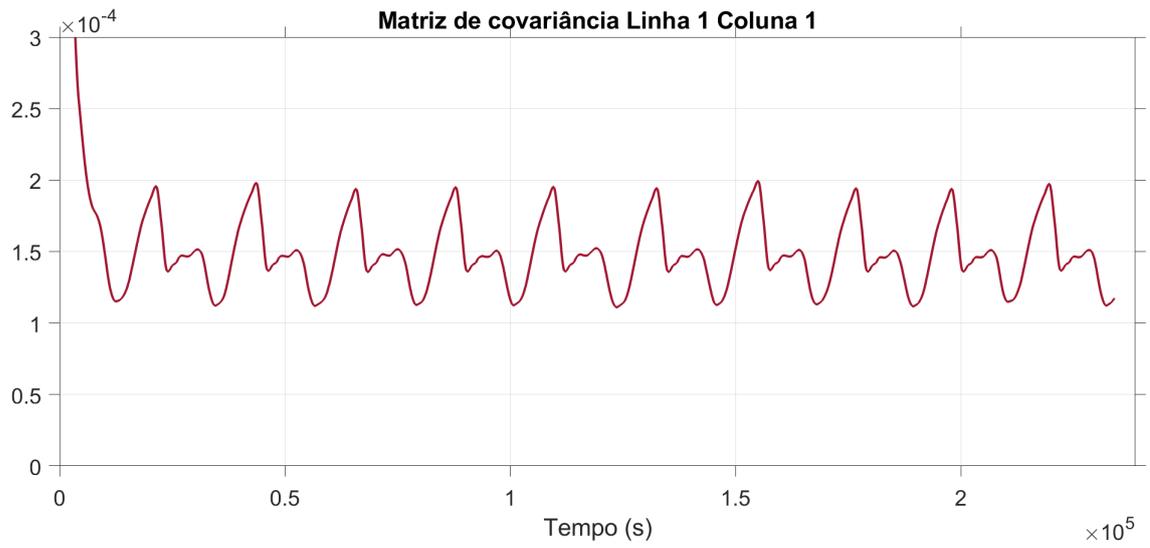
Para facilitar a visualização do resultado, a Figura 38 apresenta o erro relativo entre o SoC real e o SoC estimado.

**Figura 38 – Erro relativo do SoC estimado (Bateria 18650)**



**Fonte: Autoria própria (2025).**

As Figuras 39, 40 e 41 apresentam o resultado da matriz de covariância ao longo do tempo relacionado a cada estado do EKF.

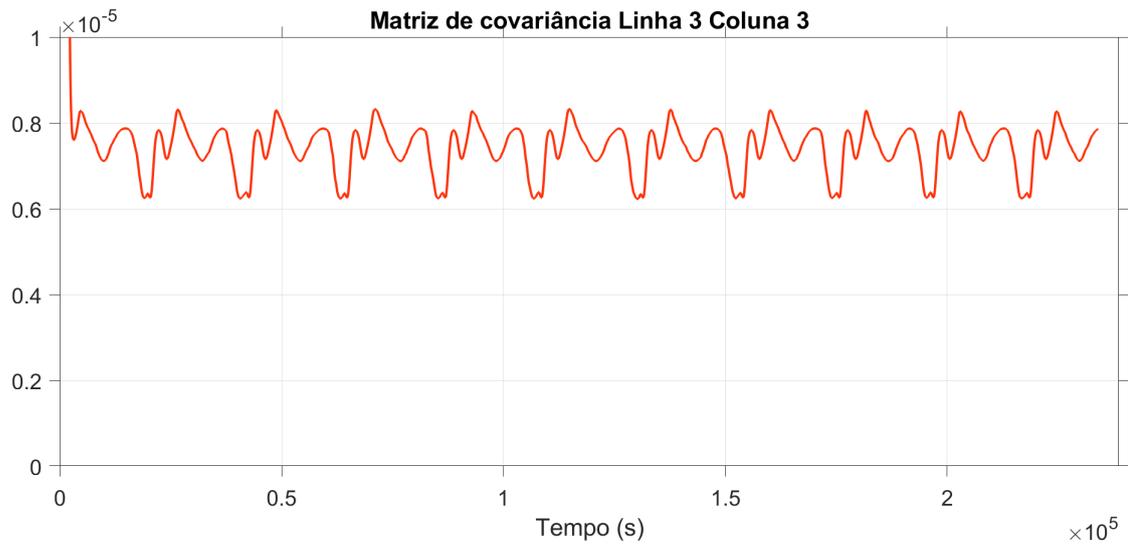
**Figura 39 – Covariância relacionada ao  $SoC$  (Bateria 18650)**

Fonte: Autoria própria (2025).

**Figura 40 – Covariância relacionada a  $V_1$  (Bateria 18650)**

Fonte: Autoria própria (2025).

**Figura 41 – Covariância relacionada a  $V_2$  (Bateria 18650)**



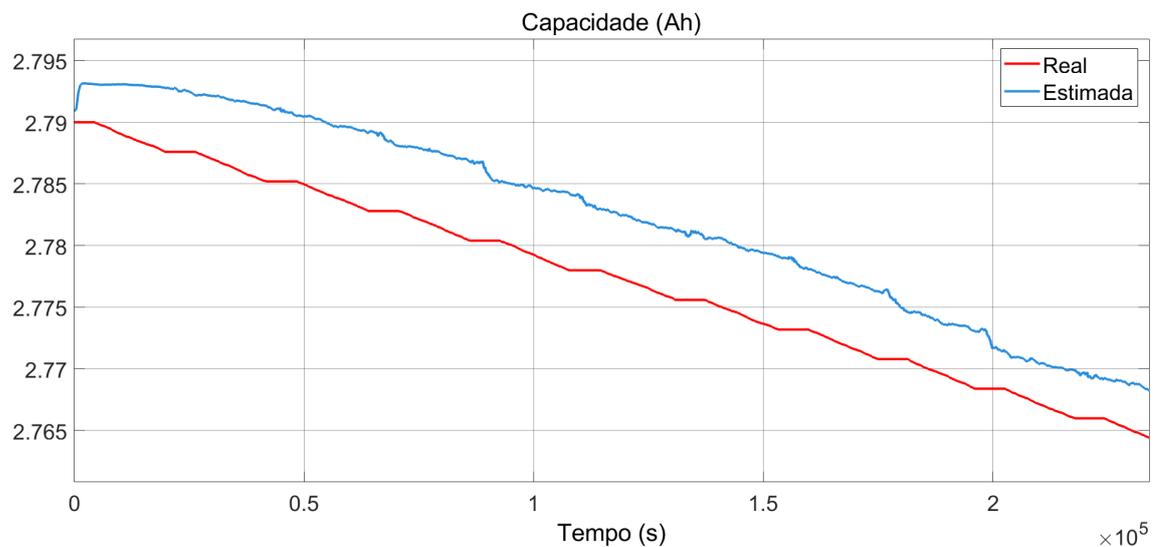
**Fonte: Autoria própria (2025).**

As Figuras 39, 40 e 41 mostram uma covariância baixa para a estimação de cada estado. Para o  $SoC$ , a covariância tem um valor médio na ordem de  $1,6 \cdot 10^{-4}$ . Para  $V_1$ , a covariância tem um valor médio na ordem de  $7,9 \cdot 10^{-4}$ . E para  $V_2$ , a covariância tem um valor médio na ordem de  $7,5 \cdot 10^{-6}$ . Isso significa que o erro na estimativa é muito pequeno, ideal para um estimador nestas condições.

Com esta análise e com as Figuras 37 e 38 é possível concluir que o EKF de estimação do SoC mostrou um resultado consistente na estimação do SoC, com um erro relativo menor que 0,2% do valor do SoC.

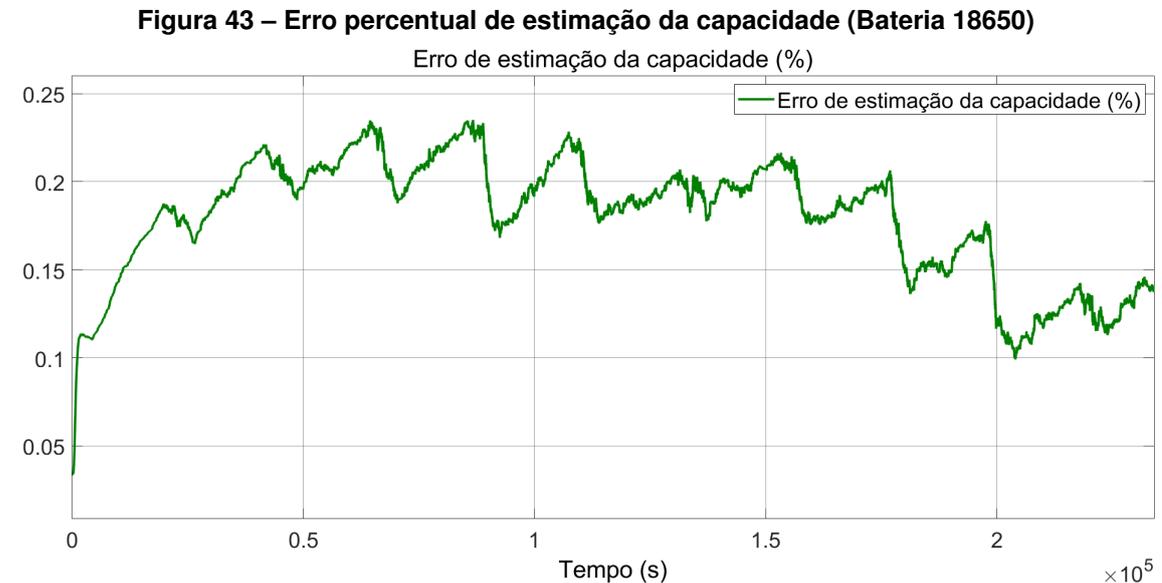
O resultado da estimação da capacidade é apresentado pela Figura 42.

**Figura 42 – Capacidade real e capacidade estimada (Bateria 18650)**



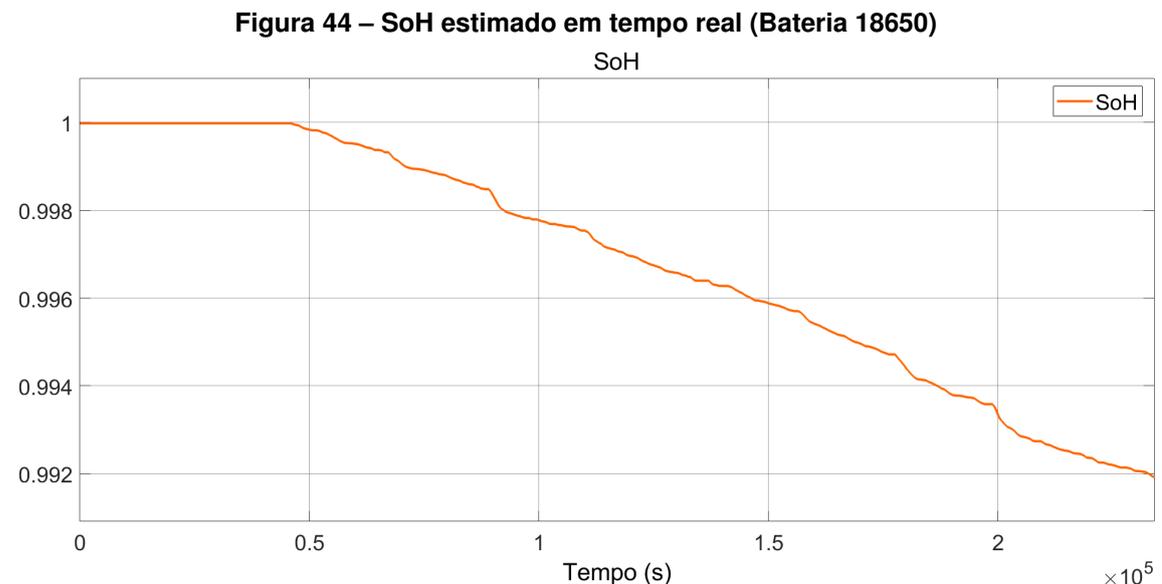
**Fonte: Autoria própria (2025).**

A Figura 43 apresenta o erro percentual entre a capacidade real e a capacidade estimada da bateria.



Fonte: Autoria própria (2025).

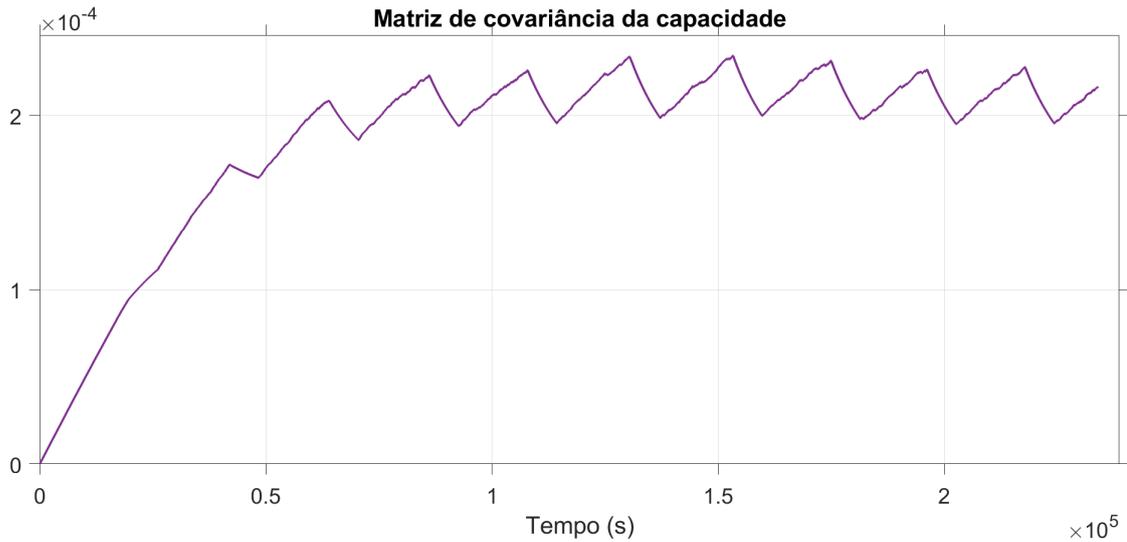
Analisando as Figuras 42 e 43 é possível concluir que o EKF de estimação da capacidade teve um bom desempenho seguindo o comportamento do decaimento da capacidade, com um erro percentual menor que 0,25%. Dividindo a capacidade estimada pela capacidade nominal, obtém-se o SoH em tempo real apresentado pela Figura 44.



Fonte: Autoria própria (2025).

A Figura 45 apresenta o resultado da matriz de covariância ao longo do tempo relacionado a capacidade estimada.

**Figura 45 – Covariância relacionada a capacidade (Bateria 18650)**

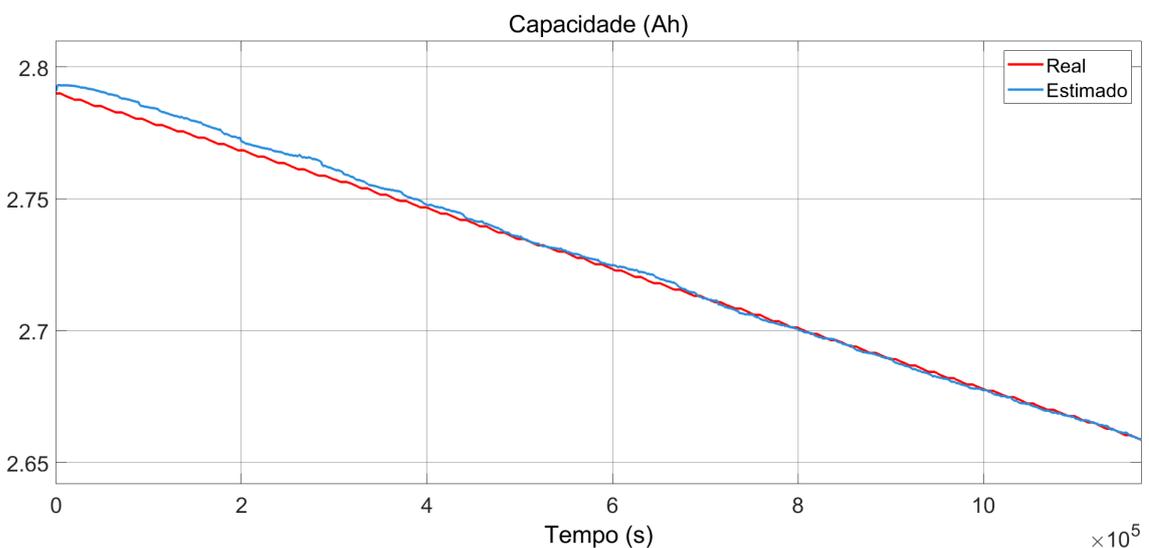


Fonte: Autoria própria (2025).

A matriz de covariância apresentada pela Figura 45 mostra um período de convergência bem maior quando comparado com o EKF de estimação do SoC, isso explica o comportamento da capacidade estimada estar acima da capacidade real na Figura 42. Porém, após a convergência, é observado que a covariância relacionada a capacidade estimada tem um valor médio na ordem de  $2,1 \cdot 10^{-4}$  que diminui ao longo do tempo. Isso reflete que o erro na estimação da capacidade vai sendo cada vez menor.

Para demonstrar isso, uma nova simulação foi feita com um tempo de execução cinco vezes maior, mantendo-se a taxa de decaimento da capacidade da bateria. A Figura 46 mostra o resultado da capacidade estimada em comparação com a capacidade real.

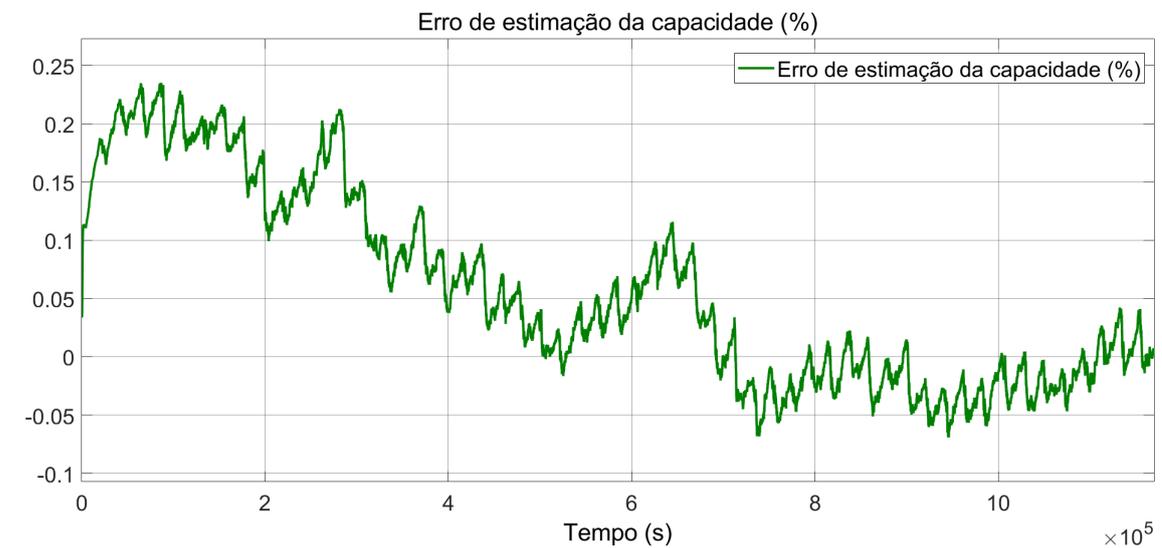
**Figura 46 – Capacidade real e capacidade estimada na simulação com tempo de execução maior (Bateria 18650)**



Fonte: Autoria própria (2025).

A Figura 47 apresenta o erro percentual entre a capacidade real e a capacidade estimada da bateria nesta simulação.

**Figura 47 – Erro percentual de estimação da capacidade na simulação com tempo de execução maior (Bateria 18650)**

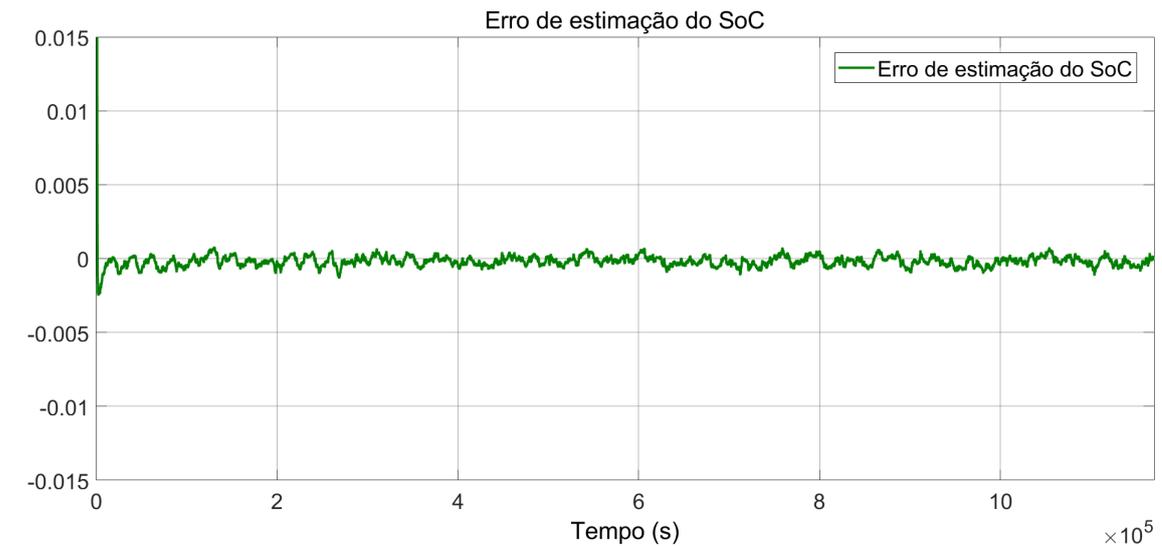


**Fonte: Autoria própria (2025).**

As Figuras 46 e 47 evidenciam que o erro na estimação da capacidade ao longo do tempo diminui, obtendo um desempenho excelente na estimação da capacidade.

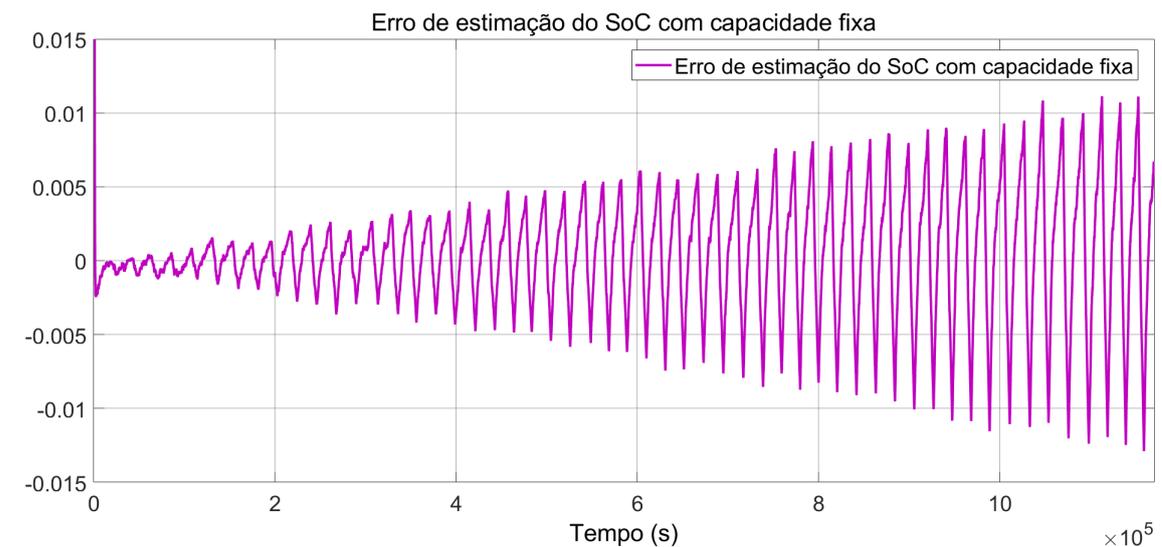
Vale ressaltar que o EKF de estimação do SoC utilizado neste trabalho atualiza o valor da capacidade da bateria utilizado em seu algoritmo de acordo com o valor estimado pelo EKF de estimação da capacidade. Para fins de comparação, um EKF que não atualiza o valor da capacidade foi adicionado à simulação com tempo de execução mais longo. Foram geradas as Figuras 48 e 49 que apresentam o erro relativo da estimação do SoC do EKF com capacidade variável e do EKF com capacidade fixa durante a simulação de maior tempo.

**Figura 48 – Erro relativo do SoC estimado pelo EKF com capacidade variável (Bateria 18650)**



Fonte: Autoria própria (2025).

**Figura 49 – Erro relativo do SoC estimado pelo EKF com capacidade fixa (Bateria 18650)**



Fonte: Autoria própria (2025).

É possível observar pela Figura 49 que o erro de estimação do SoC aumenta ao longo do tempo no EKF com capacidade fixa, chegando a mais de 1% de erro no valor do SoC neste tempo de execução. Enquanto isso, o EKF com capacidade variável apresenta um resultado satisfatório para a estimação do SoC, mantendo o erro relativo muito próximo de zero.

O EKF com capacidade fixa apresentou um erro significativo na estimação do SoC a medida que a bateria está envelhecendo. Como consequência, o EKF de estimação da capacidade apresentou variações indesejadas que influenciariam diretamente a estimação da capacidade, pois o SoC estimado é um parâmetro de entrada do EKF de estimação da capacidade.

Estes resultados destacam a importância da atualização do valor da capacidade da bateria para a redução de erros ao longo do tempo na estimação do SoC por filtro de Kalman estendido.

## 4.2 Bateria VHF-Urbano

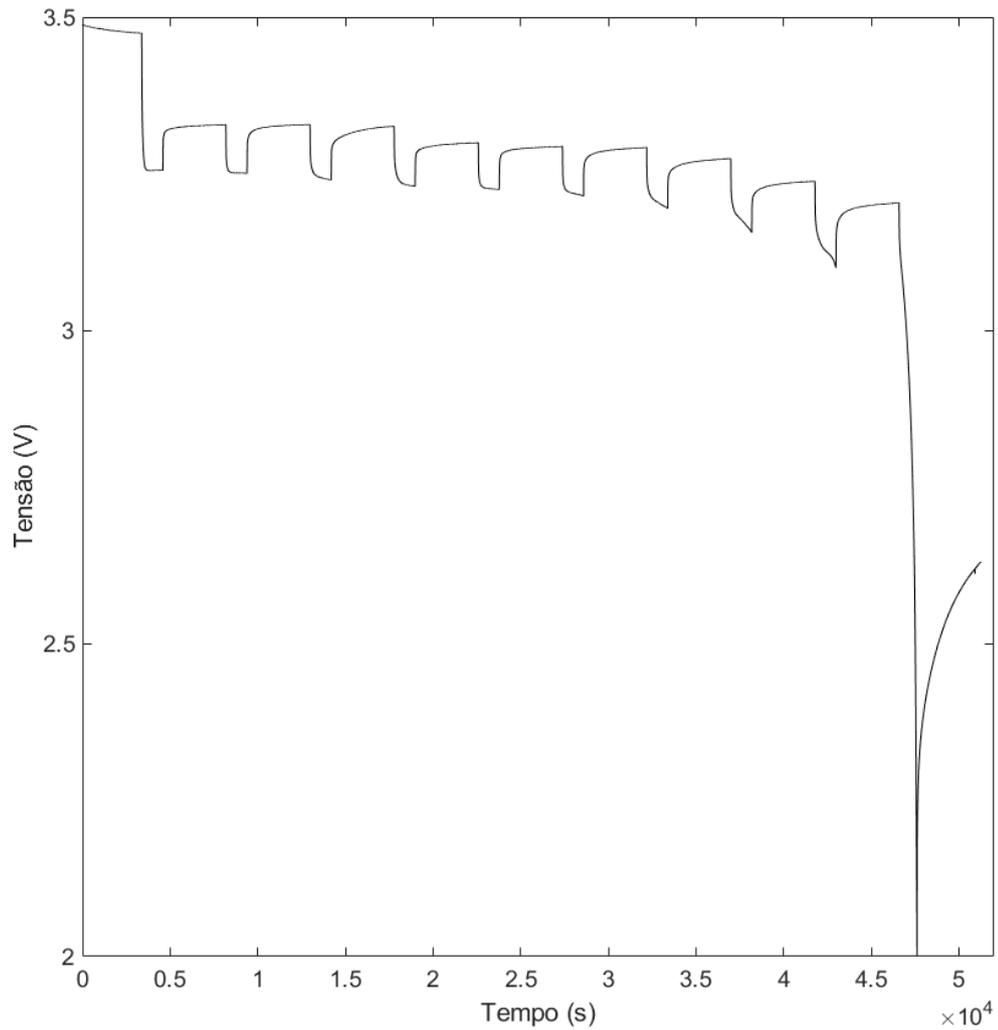
Visto os excelentes resultados demonstrados e validados na seção anterior, a mesma metodologia aplicada para a bateria 18650 pode ser aplicada para outras baterias, onde espera-se que os resultados apresentem um desempenho semelhante. Sendo assim, a metodologia será aplicada para a bateria do VHF-Urbano, que possui as características apresentada pela Tabela 3, e os resultados obtidos serão discutidos a seguir.

### 4.2.1 Resultados da etapa de testes em laboratório

O primeiro teste desta etapa é o teste de descarga, onde a capacidade calculada para a célula do VHF-Urbano foi de  $98,384Ah$ , ou seja,  $C_N = 98,384Ah$ .

Logo após o teste de descarga, iniciou-se o teste HPPC na célula do VHF-Urbano que teve duração de aproximadamente 15 horas, onde o comportamento da tensão da bateria é apresentado pela Figura 50.

**Figura 50 – Tensão da bateria do VHF-Urbano no teste HPPC completo**



**Fonte: Autoria própria (2025).**

Na Figura 50 estão presentes as descargas equivalentes a 10% da capacidade nominal e os períodos de descanso que foram utilizados para a parametrização desta bateria.

O próximo teste de laboratório executado na bateria do VHF-Urbano foi o teste de envelhecimento. A Tabela 5 apresenta os resultados do teste de envelhecimento desta bateria para 10 ciclos.

**Tabela 5 – Resultados experimentais do teste de envelhecimento da bateria do VHF-Urbano**

| Número do ciclo | Capacidade (Ah) |
|-----------------|-----------------|
| 0               | 98,384          |
| 1               | 98,384          |
| 2               | 98,362          |
| 3               | 98,062          |
| 4               | 98,152          |
| 5               | 97,808          |
| 6               | 98,095          |
| 7               | 98,495          |
| 8               | 97,726          |
| 9               | 97,795          |
| 10              | 97,750          |

**Fonte: Autoria própria (2025).**

Na Tabela 5 é possível observar que a capacidade nem sempre decai para um valor menor a cada ciclo. Alguns fatores contribuíram para essa variação: a falta de controle da temperatura durante os testes e os tempos de ensaios longos. Apesar disso, será utilizada a taxa de decaimento da capacidade entre o ciclo 1 e o ciclo 10 para representar a perda da capacidade da bateria na etapa de simulações.

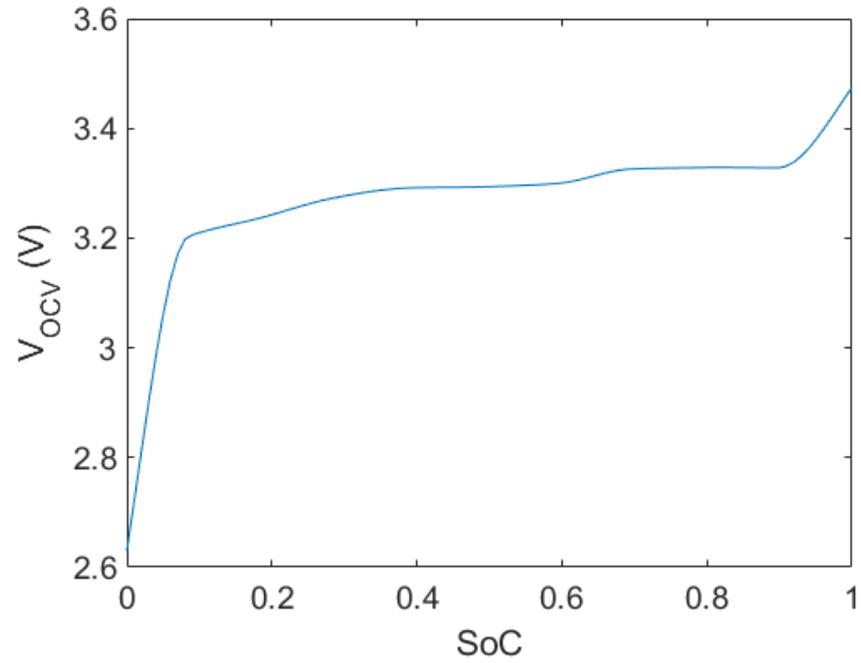
Com isso, encerrou-se a etapa de testes em laboratório para a bateria do VHF-Urbano. A curva de resposta da tensão do teste HPPC foi utilizada para a etapa de identificação dos parâmetros da bateria, onde serão demonstrados os resultados obtidos dos parâmetros. Por sua vez, os dados de envelhecimento foram utilizados na etapa de simulações para descrever o envelhecimento da bateria real no modelo computacional.

#### 4.2.2 Resultados da etapa de identificação dos parâmetros da bateria

O mesmo procedimento adotado para a bateria 18650 nesta etapa foi realizado na bateria do VHF-Urbano. Os dados coletados do teste HPPC foram utilizados no algoritmo de mínimos quadrados (The MathWorks Inc., 2024a) para a identificação dos parâmetros e os valores encontrados de  $V_{OC}(SoC)$ ,  $R_S$ ,  $R_1$ ,  $C_1$ ,  $R_2$  e  $C_2$  foram interpolados para contemplar todo o SoC.

Os níveis de tensão no final de cada tempo de descanso do teste HPPC gerou o resultado da curva  $V_{OC}$  para a bateria do VHF-Urbano apresentada pela Figura 51.

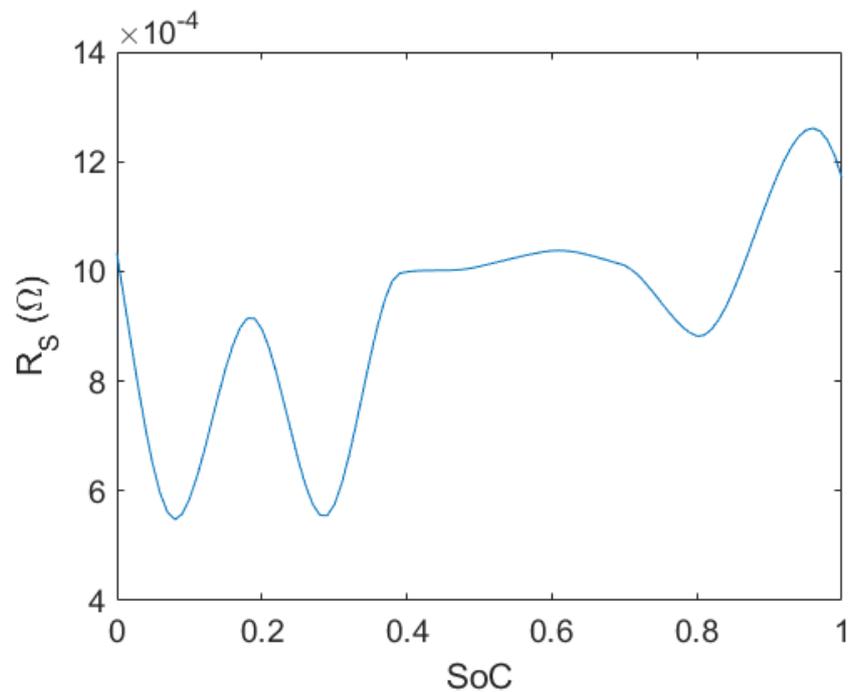
**Figura 51 – Curva  $V_{OC}$  Bateria do VHF-Urbano**



Fonte: Autoria própria (2025).

As quedas de tensão instantâneas entre cada mudança de nível de corrente do teste HPPC definem o valor de  $R_S$  naquele instante. A Figura 52 apresenta o resultado de  $R_S$  para a bateria do VHF-Urbano.

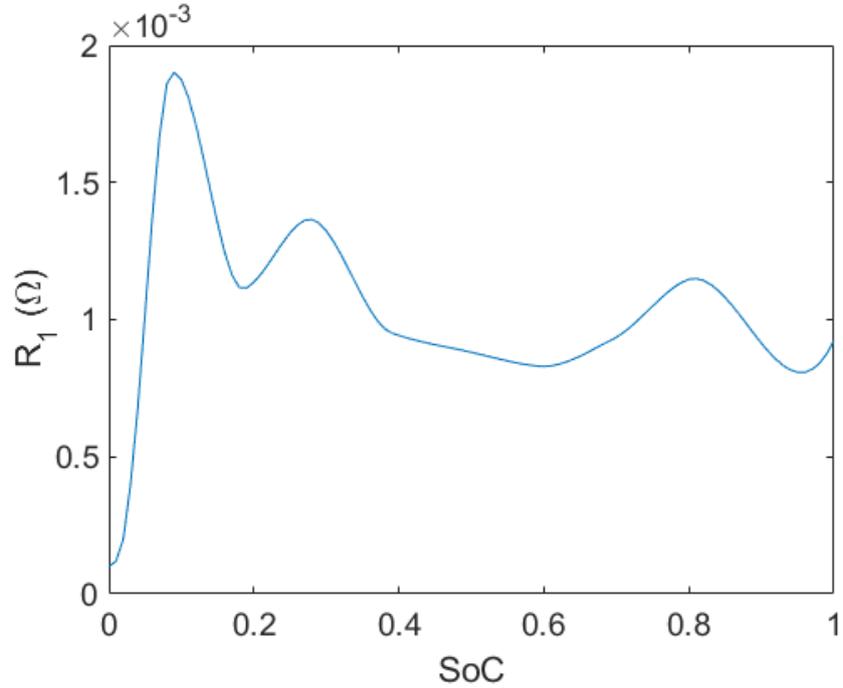
**Figura 52 – Curva  $R_S$  Bateria do VHF-Urbano**



Fonte: Autoria própria (2025).

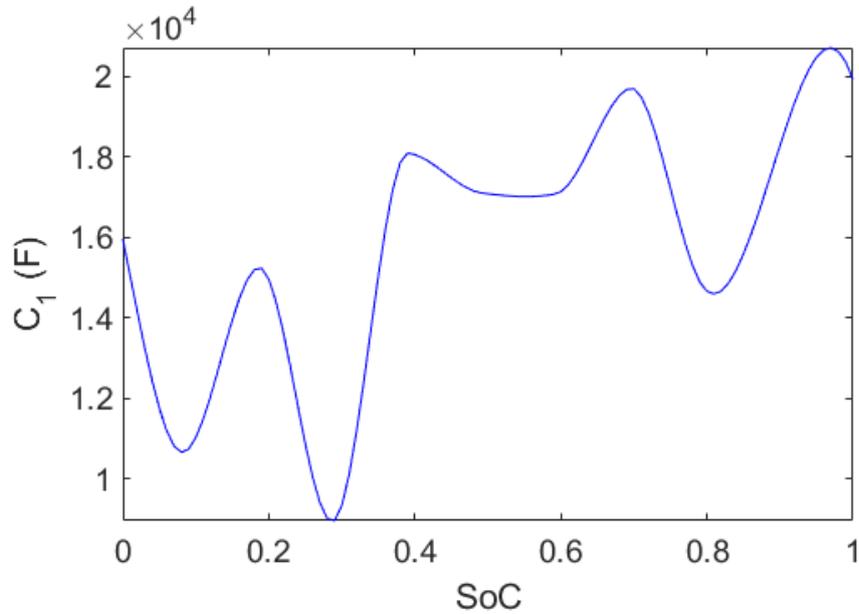
As Figuras 53, 54, 55 e 56 apresentam o resultado obtido para a bateria do VHF-Urbano dos parâmetros  $R_1$ ,  $C_1$ ,  $R_2$  e  $C_2$ , respectivamente.

**Figura 53 – Curva  $R_1$  Bateria do VHF-Urbano**



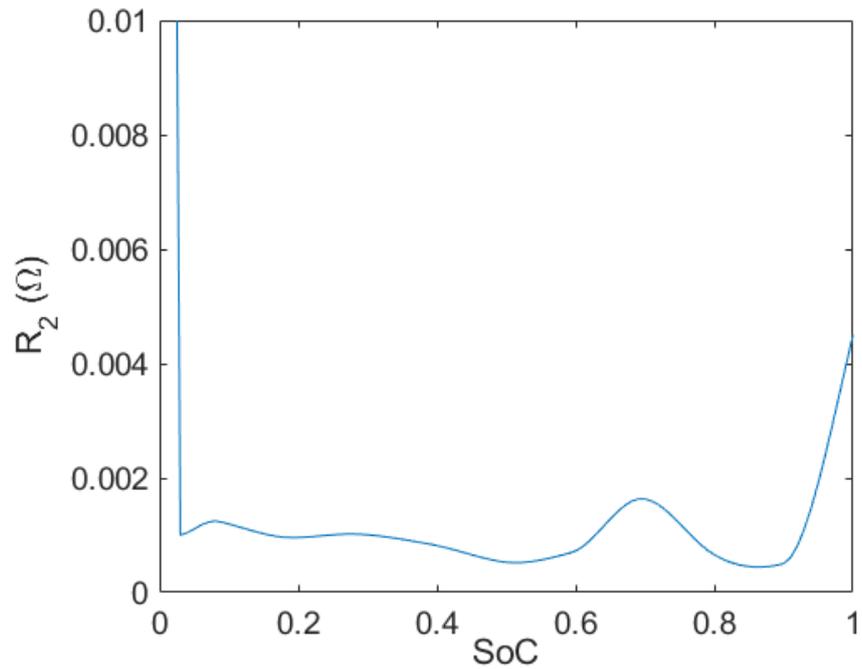
Fonte: Autoria própria (2025).

**Figura 54 – Curva  $C_1$  Bateria do VHF-Urbano**



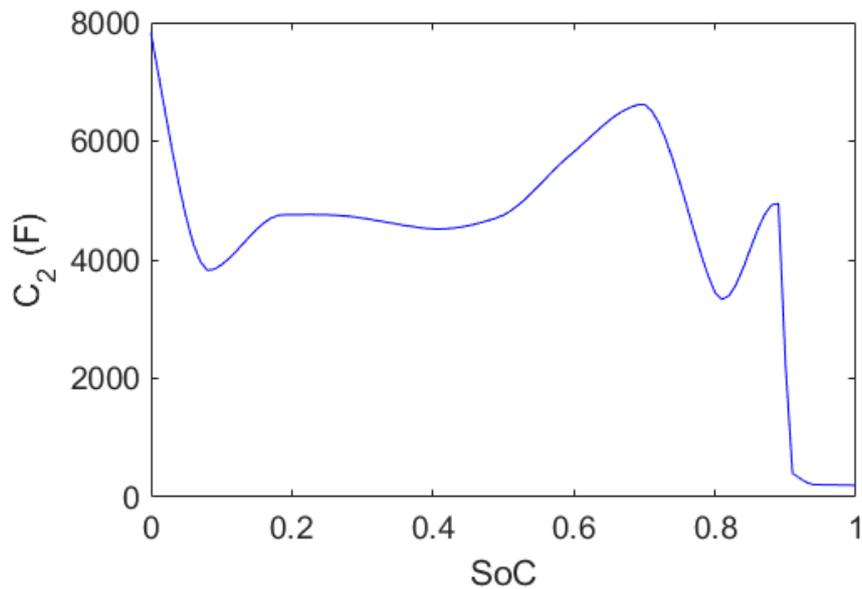
Fonte: Autoria própria (2025).

Figura 55 – Curva  $R_2$  Bateria do VHF-Urbano



Fonte: Autoria própria (2025).

Figura 56 – Curva  $C_2$  Bateria do VHF-Urbano

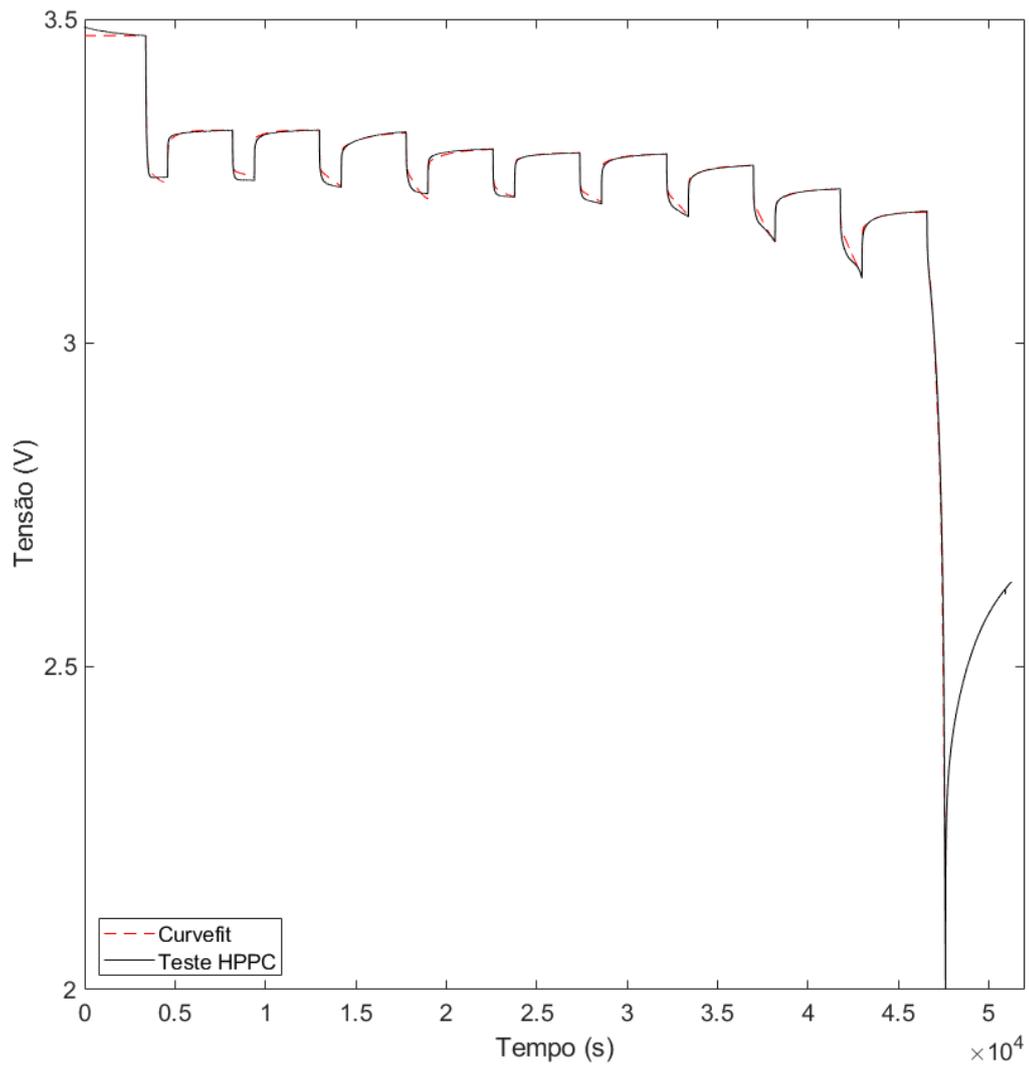


Fonte: Autoria própria (2025).

É possível concluir que os valores dos pares RC do modelo de Thévenin apresentam novamente o resultado esperado.  $R_1$  e  $C_1$  correspondem a uma constante de tempo curta, enquanto  $R_2$  e  $C_2$  correspondem a constante de tempo longa.

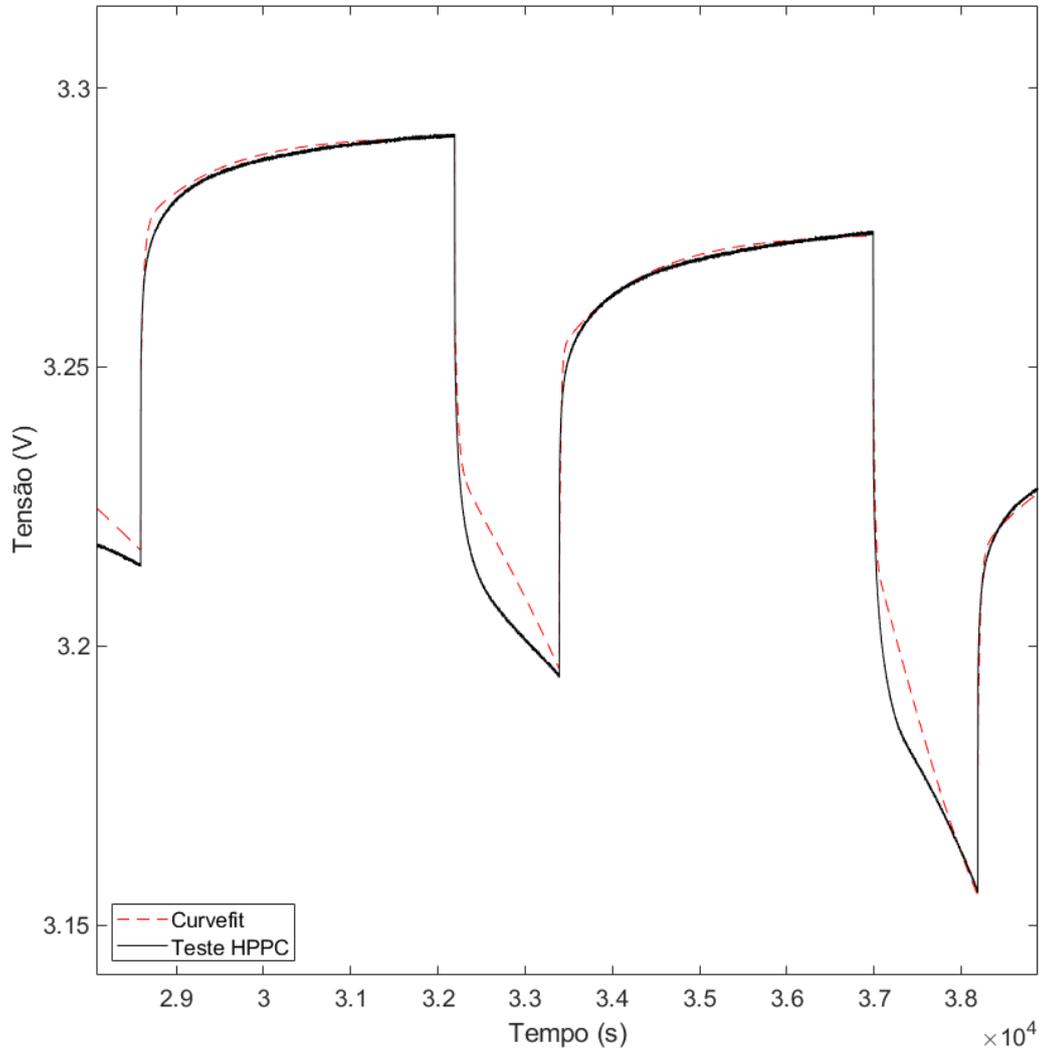
Para validação dos resultados, a Figura 57 apresenta a comparação dos dados reais do teste HPPC com o resultado dos parâmetros do modelo da bateria encontrados pelo *curve fitting*. A Figura 58 apresenta uma visão mais aproximada desta comparação.

**Figura 57 – Comparação entre o modelo gerado por *curve fitting* e o teste HPPC (Bateria do VHF-Urbano)**



**Fonte: Autoria própria (2025).**

**Figura 58 – Detalhe na comparação entre o modelo gerado por *curve fitting* e o teste HPPC (Bateria do VHF-Urbano)**

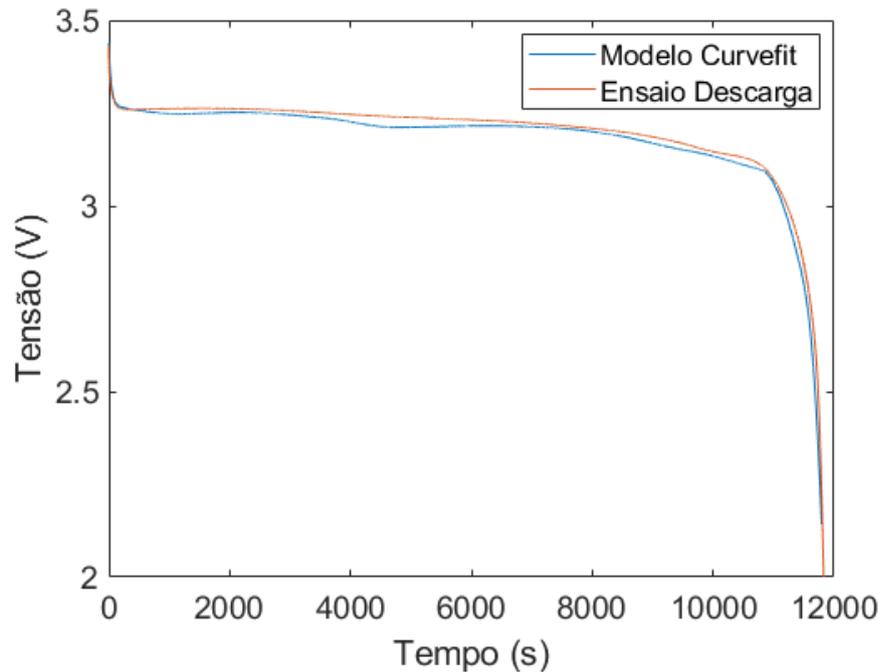


**Fonte: Autoria própria (2025).**

A tensão do modelo da bateria representa muito bem a tensão da bateria durante o teste HPPC, com um erro médio quadrático (RMSE) de 0,00528. Isso significa que a tensão do modelo da bateria apresenta em média uma diferença de 5,28  $mV$  em relação a tensão real da bateria nesta comparação com os dados do teste HPPC.

Para contribuir na validação do modelo, os dados da bateria do VHF-Urbano durante o teste de descarga para calcular a capacidade foi utilizado para validar o resultado encontrado para o modelo. A Figura 59 apresenta a comparação entre a tensão da bateria do VHF-Urbano e a tensão do modelo da bateria para o teste de descarga com taxa C/3.

**Figura 59 – Comparação entre o modelo gerado por *curve fitting* e o teste de descarga (Bateria do VHF-Urbano)**



**Fonte: Autoria própria (2025).**

A Figura 59 mostra que o modelo seguiu o comportamento da tensão da bateria durante o teste de descarga com um erro médio quadrático (RMSE) de 0,02115, ou seja, a tensão do modelo apresenta uma diferença média em relação à tensão real da bateria de 21,15 mV.

Os resultados apresentados aqui nesta subseção mostram que o modelo de Thévenin com dois pares RC também se mostrou eficaz representando o comportamento dinâmico da bateria do VHF-Urbano.

Assim, pode-se considerar que o modelo encontrado é equivalente a bateria real. Isso implica, novamente, que o resultado apresentado pela etapa de simulações tem um comportamento semelhante à uma aplicação em tempo real.

#### 4.2.3 Resultado da etapa de simulações

O modelo equivalente encontrado para a bateria do VHF-Urbano também foi implementado no ambiente de simulação para a estimação do SoC e do SoH nas simulações.

Os ruídos nas medições de tensão e corrente com covariância apresentada pelas equações (67) e (68) usados nas simulações da bateria 18650 também foram utilizados para a bateria do VHF-Urbano.

Para a estimação do SoC, também foi utilizado um erro de estimação inicial com desvio padrão de 10% para o SoC e para as tensões dos pares RC do modelo de 1 V. A matriz de covariância do erro de predição inicial  $P_0$  é apresentada na equação (75). A matriz de covariância

do ruído de processo  $Q$  e a matriz de covariância do ruído de medição  $R$  do EKF de estimação do SoC utilizadas na simulação para a bateria do VHF-Urbano são expressas pela equações (76) e (77), respectivamente.

$$P_{0EKF_{SoC}} = \begin{bmatrix} 0,01 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (75)$$

$$Q_{EKF_{SoC}} = \begin{bmatrix} 7.10^{-9} & 0 & 0 \\ 0 & 1.10^{-6} & 0 \\ 0 & 0 & 1.10^{-9} \end{bmatrix} \quad (76)$$

$$R_{EKF_{SoC}} = \sigma_V^2 = [5.10^{-4}] \quad (77)$$

Para a estimação do SoH, a matriz de covariância do erro de predição inicial  $P_0$  foi definida com um desvio padrão apresentada pela equação (78). As matrizes  $Q$  e  $R$  do EKF de estimação da capacidade utilizadas na simulação para a bateria do VHF-Urbano são expressas pela equações (79) e (80), respectivamente.

$$P_{0EKF_{Capacidade}} = [2.5.10^{-7}] \quad (78)$$

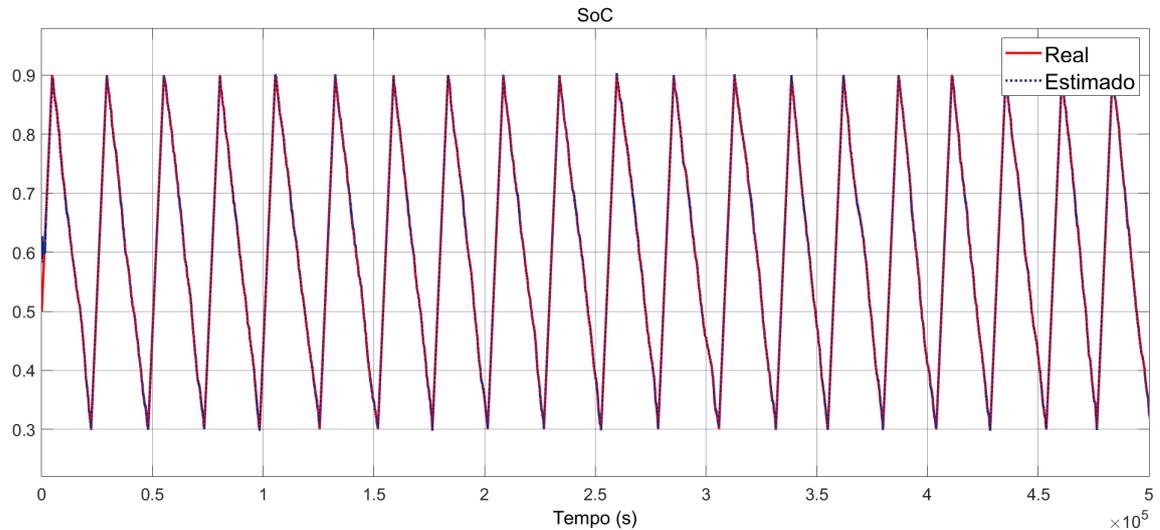
$$Q_{EKF_{Capacidade}} = [2.10^{-9}] \quad (79)$$

$$R_{EKF_{SoC}} = [9.10^{-12}] \quad (80)$$

O envelhecimento da bateria foi simulado seguindo a Tabela 5. A taxa de decaimento da capacidade entre o ciclo 1 e o ciclo 10 foi inserida na simulação para representar a perda da capacidade real observada pelo teste de envelhecimento.

O resultado da estimação do SoC da bateria pelo EKF é apresentado pela Figura 60.

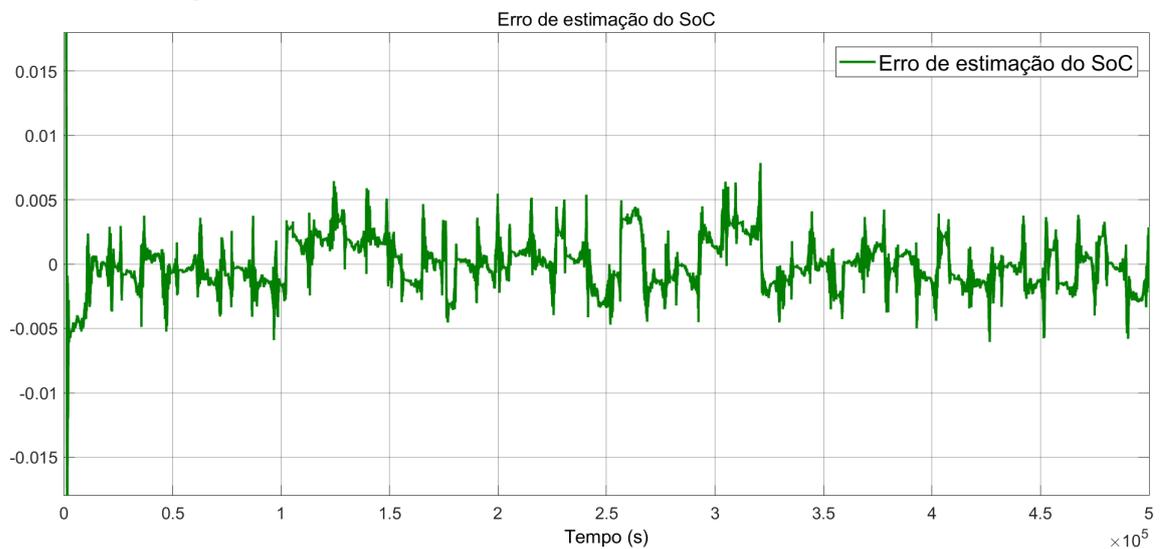
**Figura 60 – Estado de carga real e estado de carga estimado (Bateria do VHF-Urbano)**



**Fonte: Autoria própria (2025).**

Para facilitar a visualização do resultado, a Figura 61 apresenta o erro relativo entre o SoC real e o SoC estimado.

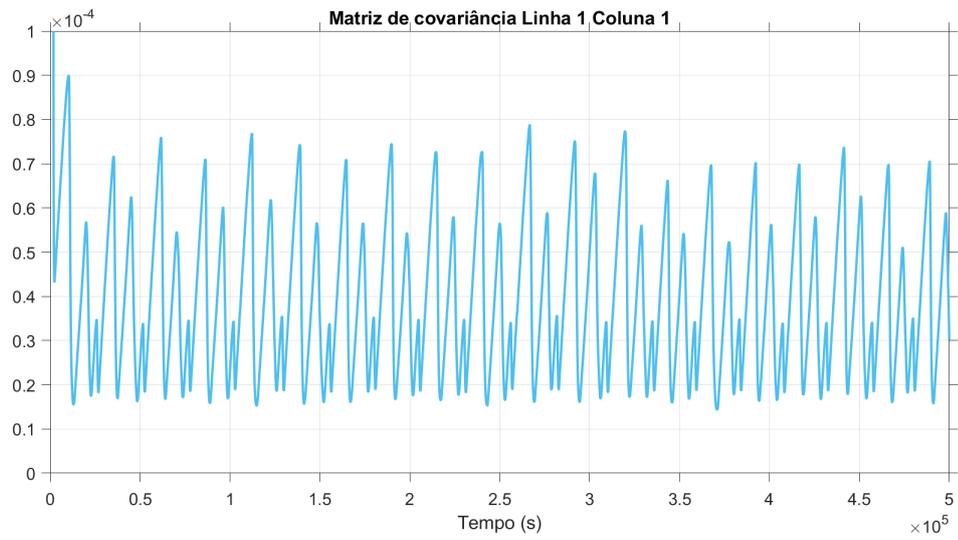
**Figura 61 – Erro relativo do SoC estimado (Bateria do VHF-Urbano)**



**Fonte: Autoria própria (2025).**

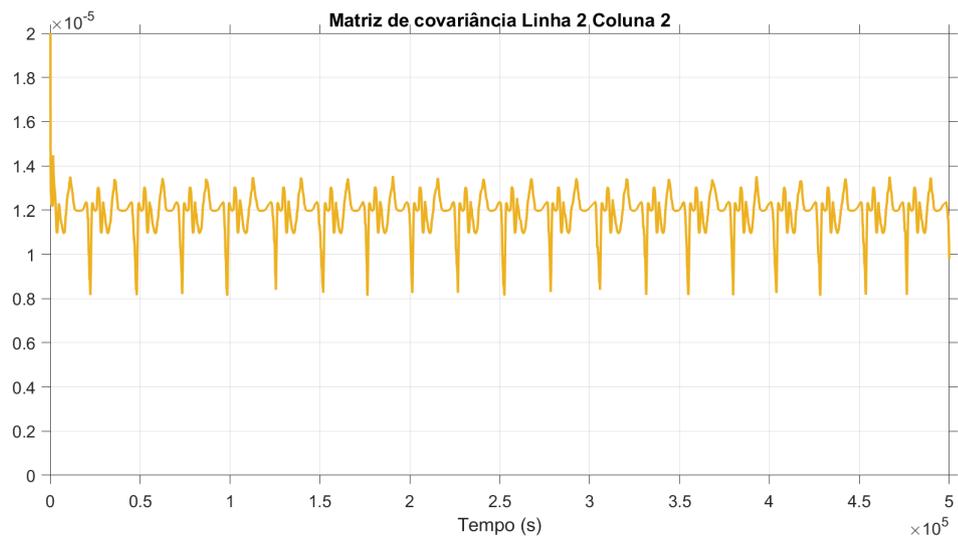
As Figuras 62, 63 e 64 apresentam o resultado da matriz de covariância ao longo do tempo relacionado a cada estado do EKF.

**Figura 62 – Covariância relacionada ao  $SoC$  (Bateria do VHF-Urbano)**



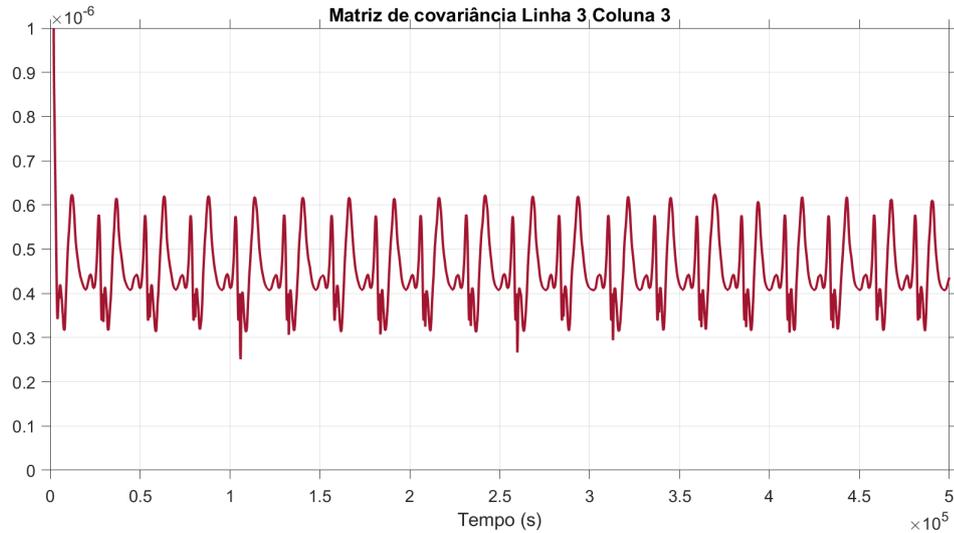
Fonte: Autoria própria (2025).

**Figura 63 – Covariância relacionada a  $V_1$  (Bateria do VHF-Urbano)**



Fonte: Autoria própria (2025).

**Figura 64 – Covariância relacionada a  $V_2$  (Bateria do VHF-Urbano)**



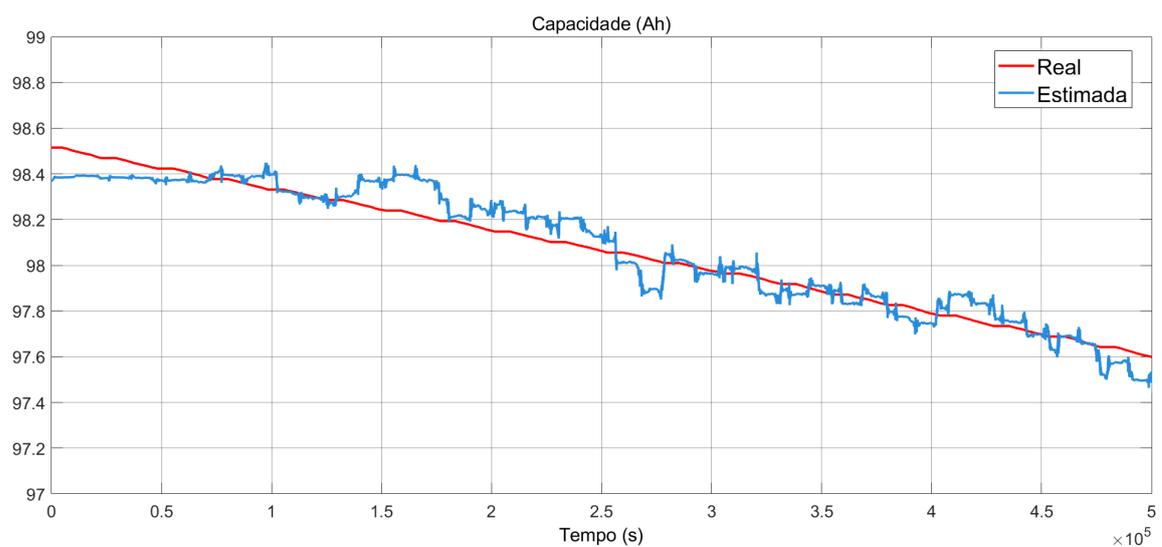
Fonte: Autoria própria (2025).

As Figuras 62, 63 e 64 também mostram uma covariância baixa para a estimação de cada estado. Para o  $SoC$ , a covariância tem um valor médio na ordem de  $3,9 \cdot 10^{-5}$ . Para  $V_1$ , a covariância tem um valor médio na ordem de  $1,3 \cdot 10^{-5}$ . E para  $V_2$ , a covariância tem um valor médio na ordem de  $9,7 \cdot 10^{-7}$ .

Com esta análise e com as Figuras 60 e 61, novamente a estimativa do SoC apresentou um resultado consistente na estimação do SoC, com um erro relativo menor que 0,8% do valor do SoC.

O resultado da estimação da capacidade da bateria é apresentado pela Figura 65.

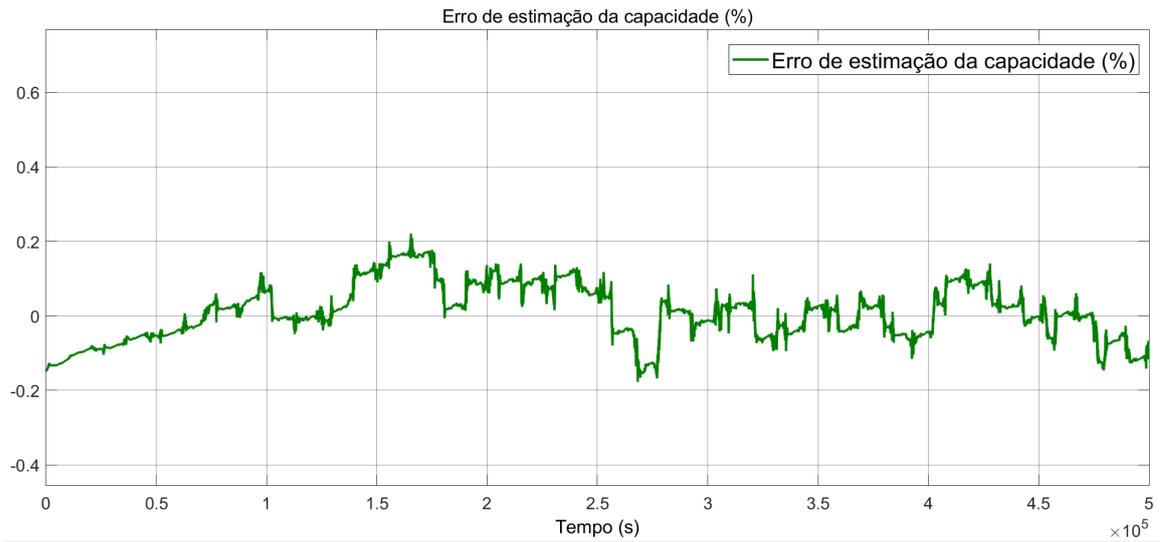
**Figura 65 – Capacidade real e capacidade estimada (Bateria do VHF-Urbano)**



Fonte: Autoria própria (2025).

A Figura 66 apresenta o erro percentual entre a capacidade real e a capacidade estimada da bateria.

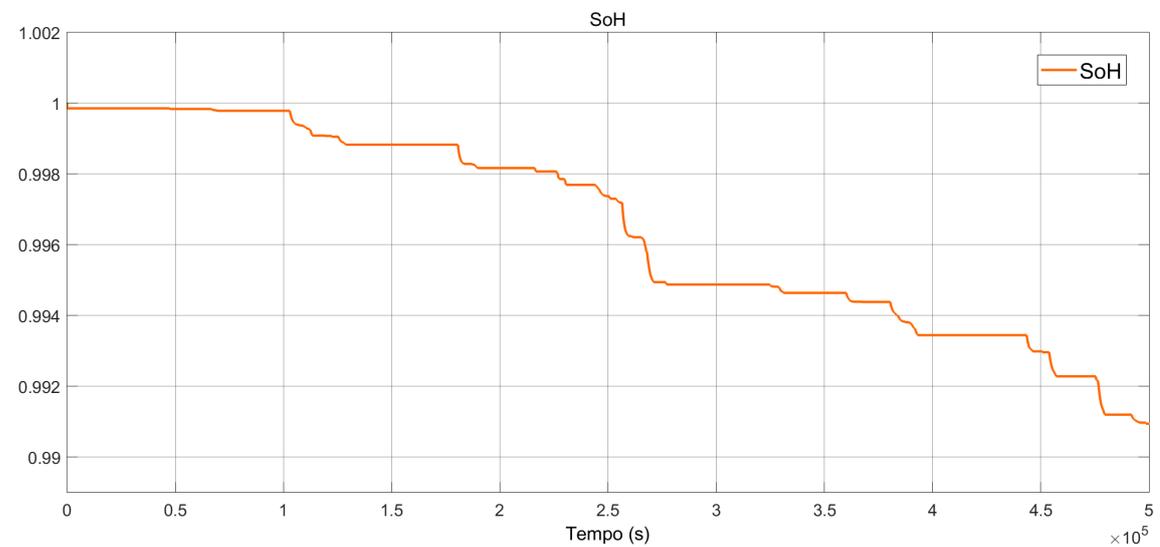
**Figura 66 – Erro percentual de estimação da capacidade (Bateria do VHF-Urbano)**



Fonte: Autoria própria (2025).

Dividindo a capacidade estimada pela capacidade nominal, obtém-se o SoH em tempo real da bateria, apresentado pela Figura 67.

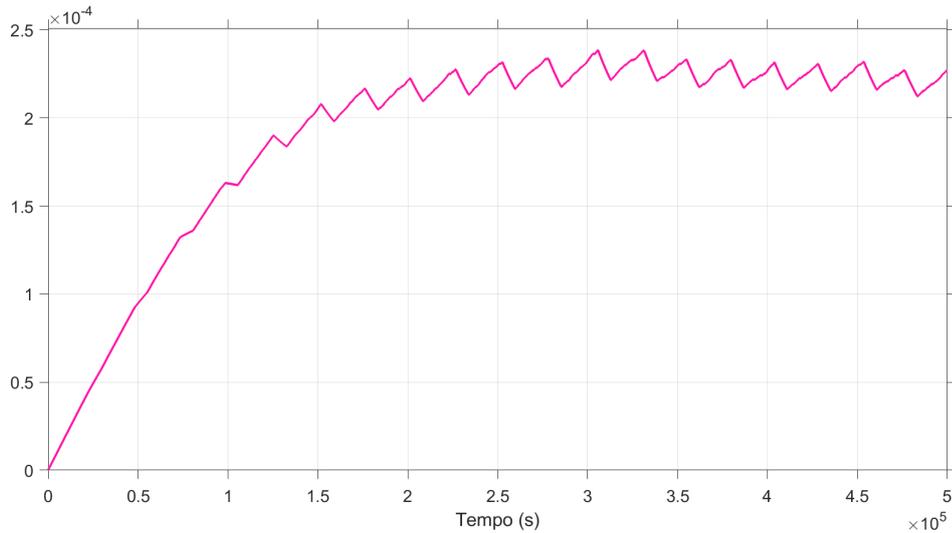
**Figura 67 – SoH estimado em tempo real (Bateria do VHF-Urbano)**



Fonte: Autoria própria (2025).

A Figura 68 apresenta o resultado da matriz de covariância ao longo do tempo relacionado a capacidade estimada.

**Figura 68 – Covariância relacionada a capacidade (Bateria do VHF-Urbano)**

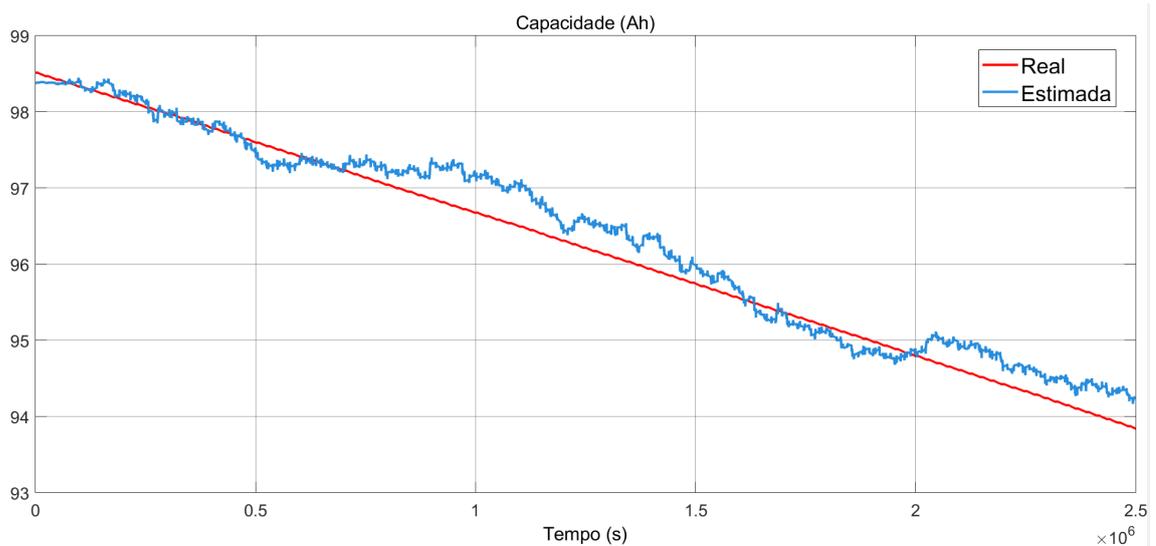


**Fonte: Autoria própria (2025).**

Analisando as Figuras 65 e 66 é possível observar que a capacidade é estimada um pouco mais ruidosa, mas também obteve um bom desempenho. A matriz de covariância apresentada pela Figura 68 mostra, após a convergência, um valor médio na ordem de  $2,3 \cdot 10^{-4}$ .

Uma simulação com um tempo de execução cinco vezes maior também foi realizada para observar o desempenho da estimação da capacidade mantendo-se a taxa de decaimento da capacidade da bateria. A Figura 69 mostra o resultado da capacidade estimada em comparação com a capacidade real.

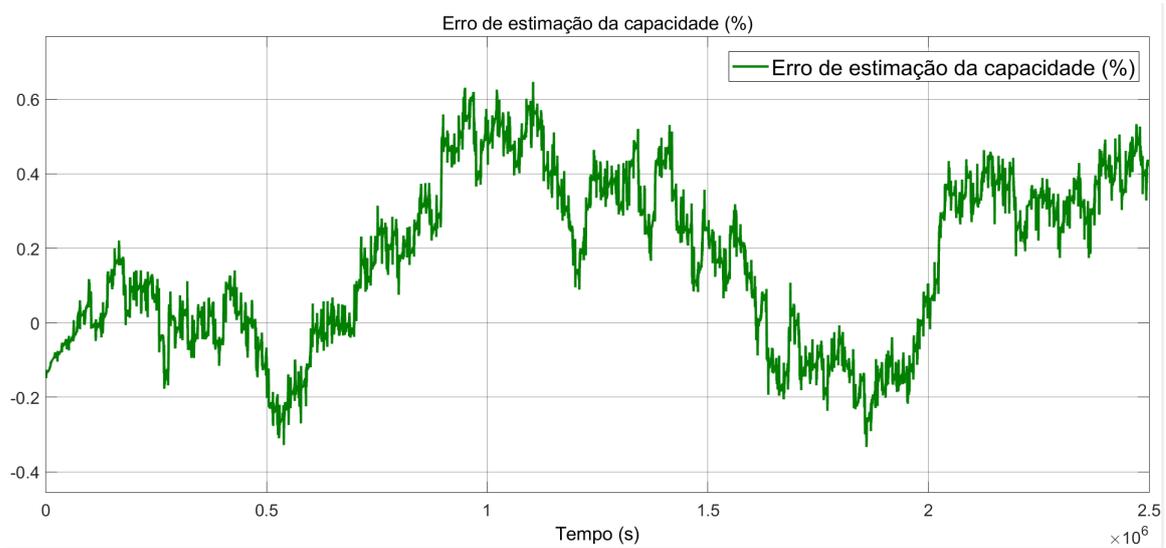
**Figura 69 – Capacidade real e capacidade estimada na simulação com tempo de execução maior (Bateria do VHF-Urbano)**



**Fonte: Autoria própria (2025).**

A Figura 70 apresenta o erro percentual entre a capacidade real e a capacidade estimada da bateria nesta simulação.

**Figura 70 – Erro percentual de estimação da capacidade na simulação com tempo de execução maior (Bateria do VHF-Urbano)**

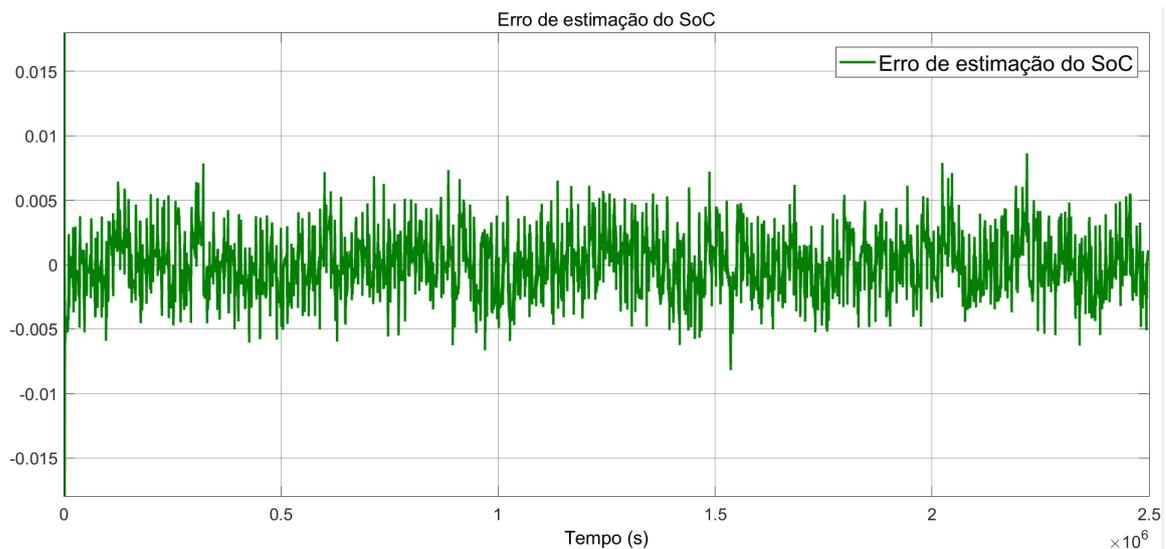


**Fonte: Autoria própria (2025).**

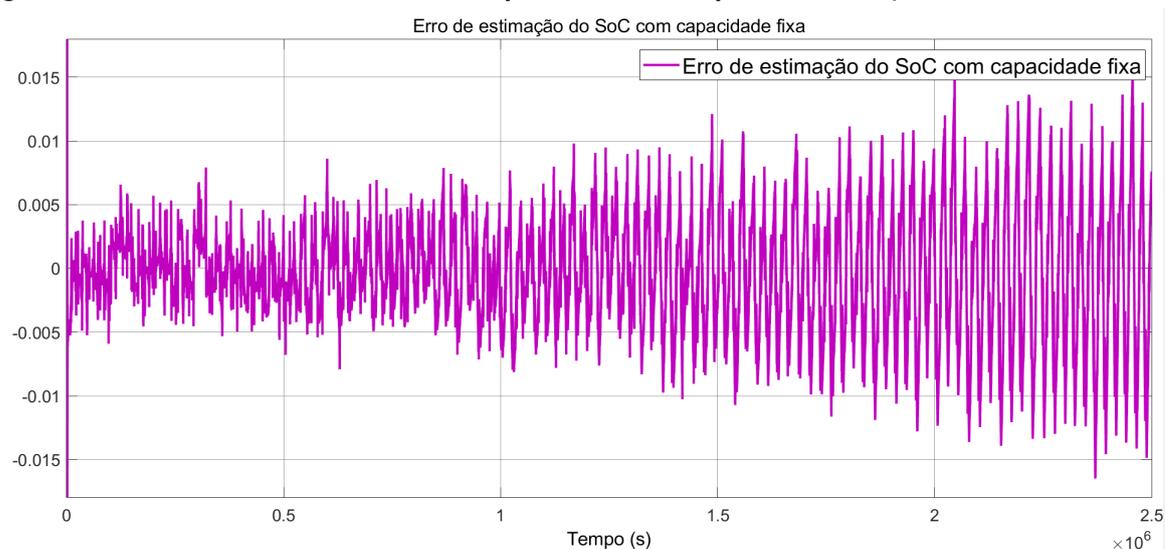
As Figuras 69 e 70 mostram que a capacidade estimada representa o decaimento real da bateria, com um erro percentual menor que 0,65%, demonstrando um bom desempenho do EKF na estimação da capacidade da bateria do VHF-Urbano.

Nesta simulação com tempo de execução cinco vezes maior, o EKF que não atualiza o valor da capacidade também foi adicionado na simulação para comparar o erro na estimação do SoC. As Figuras 71 e 72 apresentam o erro relativo da estimação do SoC do EKF com capacidade variável e do EKF com capacidade fixa durante esta simulação.

**Figura 71 – Erro relativo do SoC estimado pelo EKF com capacidade variável (Bateria do VHF-Urbano)**



**Fonte: Autoria própria (2025).**

**Figura 72 – Erro relativo do SoC estimado pelo EKF com capacidade fixa (Bateria do VHF-Urbano)**

**Fonte: Autoria própria (2025).**

Novamente fica evidente que o erro de estimação do SoC vai aumentando ao longo do tempo no EKF com capacidade fixa, chegando a mais de 1,7% de erro no valor do SoC neste tempo de execução. E o EKF com capacidade variável apresenta um resultado satisfatório para a estimação do SoC, mantendo o erro relativo próximo a zero.

## 5 CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

### 5.1 Conclusão

Este trabalho apresentou o desenvolvimento de uma metodologia simples para modelar baterias de íons de lítio como circuitos elétricos equivalentes baseados no modelo de Thévenin com dois pares RC e a utilização de filtros de Kalman estendido para a estimativa do SoC e do SoH em tempo real. O estudo contemplou o desenvolvimento da metodologia para duas tecnologias de baterias: óxido de alumínio, cobalto e níquel-lítio (NCA) e lítio-ferro-fosfato (LFP). A metodologia foi testada e validada para uma bateria NCA de 3 Ah e aplicada para uma bateria LFP de 100 Ah utilizada no subsistema de armazenamento do VHF-Urbano.

Inicialmente, uma revisão teórica detalhada foi realizada, abordando os conceitos fundamentais das baterias de íons de lítio, a modelagem elétrica equivalente e os algoritmos baseados em filtros de Kalman. Posteriormente, o modelo de Thévenin foi desenvolvido e validado por meio de simulações e experimentos com dados reais, demonstrando sua capacidade de representar de forma precisa o comportamento dinâmico da bateria. A implementação dos filtros de Kalman estendido mostrou-se eficaz na estimativa do SoC e do SoH, mesmo em condições adversas de ruídos e incertezas.

Os resultados obtidos confirmam a viabilidade da metodologia proposta, destacando-se:

- A simplicidade e eficiência computacional do modelo elétrico equivalente para representação dinâmica da bateria;
- A robustez dos filtros de Kalman estendido para a estimativa do SoC e da capacidade em tempo real;
- A capacidade do sistema desenvolvido de lidar com variações de condições operacionais e ruídos.

O erro na estimação do SoC afeta diretamente a estimação da capacidade da bateria na metodologia utilizada neste trabalho. Com isso, é demonstrado pelos resultados que a escolha do EKF com capacidade variável em conjunto com o EKF de estimação da capacidade contribuem para que as estimativas do SoC e do SoH tenham precisão durante o envelhecimento da bateria.

A aplicação do modelo e dos métodos propostos pode beneficiar significativamente setores como a indústria automobilística, sistemas de armazenamento de energia e dispositivos portáteis. Ademais, a simplicidade da metodologia facilita sua implementação em sistemas embarcados, tornando-o uma opção viável para aplicações em larga escala.

## 5.2 Trabalhos futuros

Embora os resultados deste trabalho sejam promissores, algumas limitações foram identificadas e podem ser abordadas em estudos futuros:

1. Modelagem térmica integrada: Incluir aspectos relacionados ao gerenciamento térmico das baterias para avaliar o impacto da temperatura no desempenho e na estimativa do SoC e da capacidade.
2. Validação experimental ampliada: Realizar testes adicionais com mais condições de operação da bateria, ampliando a robustez do modelo.
3. Explorar novos métodos de estimação: Explorar técnicas, como de aprendizado de máquina, para aprimorar a precisão das estimativas e possibilitar a detecção de falhas ou degradação da bateria.

Ao abordar essas questões, espera-se que futuros avanços contribuam ainda mais para o desenvolvimento de tecnologias de armazenamento de energia mais seguras, eficientes e sustentáveis. Assim, este trabalho representa um passo importante no campo do gerenciamento de baterias, estabelecendo bases sólidas para novas investigações e aplicações tecnológicas.

## REFERÊNCIAS

- ABADA, S. *et al.* Safety focused modeling of lithium-ion batteries: A review. **Journal of Power Sources**, v. 306, p. 178–192, 2016. ISSN 0378-7753.
- AZIS, N. A.; JOELIANTO, E.; WIDYOTRIATMO, A. State of charge (soc) and state of health (soh) estimation of lithium-ion battery using dual extended kalman filter based on polynomial battery model. *In: 2019 6th International Conference on Instrumentation, Control, and Automation (ICA)*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 88–93.
- BAMPI, S. **Estimativa em Tempo Real do Estado de Carga em Células de Íon de Lítio Utilizando Filtro de Kalman Estendido**. 2023. 196 p. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2023.
- BOSCH. **Infographic battery system**. 2018. BOSCH Media Service. Disponível em: <https://www.bosch-presse.de/pressportal/de/en/infographic-battery-system-147331.html>. Acesso em: 06 jun. 2024.
- CHRISTOPHERSEN, J. P. Battery test manual for electric vehicles, revision 3. 6 2015. Disponível em: <https://www.osti.gov/biblio/1186745>.
- DINI, P.; COLICELLI, A.; SAPONARA, S. Review on modeling and soc/soh estimation of batteries for automotive applications. **Batteries**, v. 10, n. 1, 2024. ISSN 2313-0105. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2313-0105/10/1/34>.
- FAN, C. *et al.* Battery pack state of charge estimation towards transportation electrification: Challenges and opportunities. **IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Industrial Electronics**, p. 1–17, 2025.
- FONT, C. H. I. **Desenvolvimento de sistemas de gerenciamento de energia para baterias de lítio com equalização de tensão**. [S.l.], 2019. 106 p. Relatório de Pós-Doutorado - Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, SC.
- GOODENOUGH, J. B.; PARK, K. S. The li-ion rechargeable battery: A perspective. **Journal of the American Chemical Society**, v. 135, n. 4, p. 1167–1176, 2013.
- GREWAL, M.; ANDREWS, A. **Kalman Filtering: Theory and Practice with MATLAB**. [S.l.]: Wiley, 2014. (IEEE Press). ISBN 9781118851210.
- HE, H.; XIONG, R.; FAN, J. Evaluation of lithium-ion battery equivalent circuit models for state of charge estimation by an experimental approach. **Energies**, v. 4, n. 4, p. 582–598, 2011. ISSN 1996-1073.
- HION SOLUÇÕES E TECNOLOGIA. **PRISMACT 100Ah LiFePO4 BATTERY SPECIFICATION**. [S.l.], 2023.
- HU, Y. *et al.* A technique for dynamic battery model identification in automotive applications using linear parameter varying structures. **Control Engineering Practice**, v. 17, n. 10, p. 1190–1201, 2009. ISSN 0967-0661.
- HUANG, K.; WANG, Y.; FENG, J. Research on equivalent circuit model of lithium-ion battery for electric vehicles. *In: 2020 3rd World Conference on Mechanical Engineering and Intelligent Manufacturing (WCMEIM)*. [S.l.: s.n.], 2020. p. 492–496.

- KALMAN, R. E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. **Journal of Basic Engineering**, v. 82, n. 1, p. 35–45, 03 1960. ISSN 0021-9223.
- KASSIM, M. R. M.; JAMIL, W. A. W.; SABRI, R. M. State-of-charge (soc) and state-of-health (soh) estimation methods in battery management systems for electric vehicles. *In: 2021 IEEE International Conference on Computing (ICOCO)*. [S.l.: s.n.], 2021. p. 91–96.
- KORTHAUER, R. **Lithium-Ion Batteries: Basics and Applications**. Springer Berlin Heidelberg, 2018. ISBN 9783662530719. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=Il1oDwAAQBAJ>.
- LADHAR, M. S.; WILLIAMSON, S. Lithium iron phosphate state of charge estimation, cycle life and capacity fading. *In: 2023 IEEE Transportation Electrification Conference Expo (ITEC)*. [S.l.: s.n.], 2023. p. 1–4.
- LEUTHNER, S. Lithium-ion battery overview. *In: KORTHAUER, R. (Ed.). Lithium-Ion Batteries: Basics and Applications*. [S.l.]: Springer Berlin Heidelberg, 2018. p. 11–17.
- LI, Q. *et al.* State estimation of lithium-ion battery at different temperatures based on dekf and rls. *In: 2021 IEEE 16th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*. [S.l.: s.n.], 2021. p. 1619–1624.
- LI, Z. *et al.* Investigation on the impact of the hppc profile on the battery ecm parameters' offline identification. *In: 2020 Asia Energy and Electrical Engineering Symposium (AEEES)*. [S.l.: s.n.], 2020. p. 753–757.
- LU, L. *et al.* A review on the key issues for lithium-ion battery management in electric vehicles. **Journal of Power Sources**, v. 226, p. 272–288, 2013. ISSN 0378-7753.
- MARQUES, T. M. B. *et al.* An overview of methods and technologies for estimating battery state of charge in electric vehicles. **Energies**, v. 16, n. 13, 2023. ISSN 1996-1073. Disponível em: <https://www.mdpi.com/1996-1073/16/13/5050>.
- MATSUKI K.; OZAWA, K. General concepts. *In: OZAWA, K. (Ed.). Lithium Ion Rechargeable Batteries: Materials, Technology, and New Applications*. [S.l.]: Wiley, 2012. p. 14–21.
- MOELLER, K.-C. Overview of battery systems. *In: KORTHAUER, R. (Ed.). Lithium-Ion Batteries: Basics and Applications*. [S.l.]: Springer Berlin Heidelberg, 2018. p. 1–6.
- NITTA, N. *et al.* Li-ion battery materials: present and future. **Materials Today**, v. 18, n. 5, p. 252–264, 2015.
- OLIVEIRA, V. A. D. e. a. Vhf-urbano desenvolvimento de um veículo urbano leve híbrido-flex. Proposta de projeto. 2021.
- PADDER, S. G. *et al.* Data-driven approaches for estimation of ev battery soc and soh: A review. **IEEE Access**, v. 13, p. 35048–35067, 2025.
- PILLER, S.; PERRIN, M.; JOSSEN, A. Methods for state-of-charge determination and their applications. **Journal of Power Sources**, v. 96, p. 113–120, 06 2001.
- PLETT, G. L. Extended kalman filtering for battery management systems of lipb-based hev battery packs: Part 1. background. **Journal of Power Sources**, v. 134, n. 2, p. 252–261, 2004. ISSN 0378-7753.
- PLETT, G. L. Extended kalman filtering for battery management systems of lipb-based hev battery packs: Part 3. state and parameter estimation. **Journal of Power Sources**, v. 134, n. 2, p. 277–292, 2004. ISSN 0378-7753.

SAMSUNG SDI CO. LTD. **SPECIFICATION OF PRODUCT: Lithium-ion rechargeable cell for power tools Model name : INR18650-30Q.** [S.l.], 2014.

THE MATHWORKS INC. **Characterize Battery Cell for Electric Vehicles.** Natick, Massachusetts, United States, 2024. Disponível em: <https://www.mathworks.com/help/simscape-battery/ug/battery-cell-characterization-for-ev.html>.

THE MATHWORKS INC. **MATLAB version: 24.2.0.2833386 (R2024b) Update 4.** Natick, Massachusetts, United States, 2024. Disponível em: <https://www.mathworks.com>.

THE MATHWORKS INC. **Simulink version: 24.2 (R2024b).** Natick, Massachusetts, United States, 2024. Disponível em: <https://www.mathworks.com>.

TRAN, N.-T. *et al.* Soc/soh estimation method for agm vrla battery by combining arx model for online parameters estimation and dekf considering hysteresis and diffusion effects. *In: 2015 9th International Conference on Power Electronics and ECCE Asia (ICPE-ECCE Asia).* [S.l.: s.n.], 2015. p. 1169–1175.

WAAG, W.; FLEISCHER, C.; SAUER, D. U. Critical review of the methods for monitoring of lithium-ion batteries in electric and hybrid vehicles. **Journal of Power Sources**, v. 258, p. 321–339, 2014. ISSN 0378-7753.

WU, Y. **Lithium-Ion Batteries: Fundamentals and Applications.** CRC Press, 2015. (ISSN). ISBN 9781498760065. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=-ZkoCwAAQBAJ>.

YAO, L. *et al.* A review of lithium-ion battery state of health estimation and prediction methods. **World Electric Vehicle Journal**, MDPI, v. 12, n. 3, p. 113, 2021.

ZHANG, X. *et al.* State of charge estimation of lithium-ion batteries based on adaptive extended kalman filter. **Journal of Power Sources**, v. 485, p. 229–320, 2021.

ZHONG, M. *et al.* Combined online estimation of state-of-charge and state-of-health of lithium-ion power battery based on dual extended kalman filters. *In: 2023 China Automation Congress (CAC).* [S.l.: s.n.], 2023. p. 1599–1604.