



## CONTROLE DO BALANCEAMENTO DE BATERIA E ESTIMAÇÃO DE ESTADO DE CARGA

André Abido Figueiró

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientadores: Ramon Romankevicius Costa  
Alessandro Jacoud Peixoto

Rio de Janeiro  
Dezembro de 2015

CONTROLE DO BALANCEAMENTO DE BATERIA E ESTIMAÇÃO DE  
ESTADO DE CARGA

André Abido Figueiró

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO  
ALBERTO LUIZ COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE  
ENGENHARIA (COPPE) DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE  
JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A  
OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA  
ELÉTRICA.

Examinada por:

---

Prof. Ramon Romankevicius Costa, D. Sc.

---

Prof. Maria Dias Bellar, Ph. D.

---

Prof. Walter Issamu Suemitsu, Dr.Ing.

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL  
DEZEMBRO DE 2015

Figueiró, André Abido

Controle do Balanceamento de Bateria e Estimação de Estado de Carga/André Abido Figueiró. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2015.

XI, 88 p.: il.; 29,7cm.

Orientadores: Ramon Romankevicius Costa

Alessandro Jacoud Peixoto

Dissertação (mestrado) – UFRJ/COPPE/Programa de Engenharia Elétrica, 2015.

Referências Bibliográficas: p. 70 – 74.

1. Equalização de Bateria. 2. Balanceamento de Células. 3. Estimação de Estado de Carga. 4. Sistema de Gerenciamento Bateria. I. Costa, Ramon Romankevicius *et al.* II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Elétrica. III. Título.

*"The gates of heaven are lightly locked,  
We do not guard our gold,  
Men may uproot where worlds begin,  
Or read the name of the nameless sin;  
But if he fail or if he win  
To no good man is told.  
The men of the East may spell the stars,  
And times and triumphs mark,  
But the men signed of the cross of Christ  
Go gaily in the dark."*

*— G.K. Chesterton,  
The Ballad of the White Horse*

# Agradecimentos

Gostaria de agradecer a Deus e minha família, que foram minha força nos momentos difíceis e minha alegria nos bons momentos. Agradeço também a todos que, de alguma forma, me aconselharam e me guiaram durante o Mestrado, sobretudo aos meus orientadores e a todos os colegas de Engenharia de Controle e Automação e dos laboratórios LEAD, LabCon e LabECA.

Resumo da Dissertação apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

## CONTROLE DO BALANCEAMENTO DE BATERIA E ESTIMAÇÃO DE ESTADO DE CARGA

André Abido Figueiró

Dezembro/2015

Orientadores: Ramon Romankevicius Costa  
Alessandro Jacoud Peixoto

Programa: Engenharia Elétrica

Essa Dissertação trata do problema de balanceamento de uma bateria composta de múltiplas células conectadas em série que consiste em equalizar os estados de carga das células. É desenvolvido um modelo dinâmico adequado da célula para o problema enfrentado baseado em circuito elétrico equivalente com dinâmica de terceira ordem para representar células de Lítio-Ferro-Fosfato ( $\text{LiFePO}_4$ ). Os parâmetros necessários para o modelo são identificados experimentalmente e são propostos dois algoritmos para balanceamento passivo, interpretando o balanceamento como um problema de rastreamento do estado de carga (*State of Charge*, SoC) mínimo ou médio dentre as células. A análise de estabilidade dos algoritmos é desenvolvida para o caso de realimentação de estados. Versões dos algoritmos de balanceamento via realimentação de saída para o caso de parâmetros conhecidos são obtidas utilizando estimativas do SoC por meio de filtros de Kalman (Filtro de Kalman Estendido e *Unscented*) e o correspondente desempenho em malha fechada é avaliado por simulações numéricas e por experimentos conduzidos em uma bancada com uma bateria composta de quatro células. Para o caso em que os parâmetros da bateria são desconhecidos é necessário estimar os parâmetros da célula em conjunto com o SoC, de forma que um estimador conjunto de parâmetros e SoC é proposto. Tal estimador baseia-se na injeção de uma corrente de excitação periódica. A impedância e a tensão em circuito aberto (OCV) da célula são estimadas demodulando o sinal de resposta a essa excitação e os correspondentes parâmetros e SoC são subsequentemente obtidos utilizando metodologia de mínimos quadrados.

Abstract of Dissertation presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

## STATE OF CHARGE ESTIMATION AND BATTERY BALANCING CONTROL

André Abido Figueiró

December/2015

Advisors: Ramon Romankevicius Costa

Alessandro Jacoud Peixoto

Department: Electrical Engineering

In this paper, the issue of battery cells state of charge (SoC) balancing is studied. An equivalent electric circuit dynamic model is proposed for a  $\text{LiFePO}_4$  battery cell. The model parameters are identified and two passive balancing algorithms are proposed, tracking the minimum and medium SoC among the cells. The stability analysis of the state feedback is done for the proposed algorithms. Output feedback versions of the balancing algorithms are implemented via Kalman Filters (Extended Kalman Filter and Unscented Kalman Filter) and the closed loop performance is evaluated via numeric simulations and experiments. For the case when the SoC is not available and, in addition, the cell parameters are unknown, a novel SoC/parameter joint estimator is developed for a class of nonlinear cells via amplitude demodulation and online normalized least squares estimation techniques.

# Sumário

<b>Lista de Figuras</b>	<b>x</b>
<b>1 Introdução e Motivação</b>	<b>1</b>
1.1 Revisão Bibliográfica . . . . .	2
1.2 Objetivo . . . . .	4
1.3 Visão Geral da Dissertação . . . . .	4
1.4 Notação e Terminologia . . . . .	5
<b>2 Modelagem das Células de Bateria</b>	<b>8</b>
2.1 Modelo de Terceira Ordem . . . . .	9
2.2 Tensão de Circuito Aberto . . . . .	11
2.3 Identificação de Parâmetros . . . . .	12
2.4 Efeitos Desconsiderados . . . . .	12
2.5 Modelo Simplificado de Primeira Ordem . . . . .	14
<b>3 Balanceamento Passivo: Formulação e Algoritmos</b>	<b>15</b>
3.1 Formulação do Problema . . . . .	17
3.2 Algoritmo de Controle e Equação do Erro . . . . .	19
3.3 Estabilidade do Algoritmo . . . . .	22
<b>4 Simulações Numéricas do Balanceamento Passivo</b>	<b>23</b>
4.1 Realimentação de Estados . . . . .	23
4.2 Realimentação de Saída . . . . .	25
4.2.1 Ruído de Medição . . . . .	27
4.2.2 Células Envelhecidas Uniformemente . . . . .	28
4.2.3 Célula Envelhecida Não Uniformemente . . . . .	31
<b>5 Resultados Experimentais</b>	<b>34</b>
5.1 <i>Hardware</i> e <i>Software</i> do Experimento . . . . .	34
5.2 Identificação dos Parâmetros . . . . .	41
5.3 Experimento de Balanceamento . . . . .	45
5.4 Identificação da Capacidade Real . . . . .	48

5.5	Identificação dos Parâmetros para Diferentes Baterias . . . . .	49
<b>6</b>	<b>Estimador Conjunto de SoC e Parâmetros do Modelo</b>	<b>58</b>
6.1	Estimador de OCV e Impedância Proposto . . . . .	60
6.2	Estimação dos Parâmetros . . . . .	62
6.2.1	Método de Mínimos Quadrados Normalizado . . . . .	63
6.2.2	Método Recursivo de Mínimos Quadrados . . . . .	64
6.2.3	Estimação dos Parâmetros da Célula e do Estado de Carga . . . . .	64
6.3	Resultados das Simulações . . . . .	65
<b>7</b>	<b>Conclusão e Trabalhos Futuros</b>	<b>67</b>
7.1	Trabalhos Futuros . . . . .	69
	<b>Referências Bibliográficas</b>	<b>70</b>
<b>A</b>	<b>Estimadores</b>	<b>75</b>
A.1	Filtro de Kalman . . . . .	76
A.2	Variantes do Filtro de Kalman . . . . .	78
A.2.1	Filtro de Kalman Estendido . . . . .	79
A.2.2	Filtro de <i>Kalman Unscented</i> . . . . .	81
<b>B</b>	<b>Características dos Diferentes Tipos de Baterias</b>	<b>84</b>
B.1	Baterias de Chumbo-Ácido . . . . .	85
B.2	Baterias de Níquel . . . . .	86
B.3	Baterias de Íon de Lítio . . . . .	87
B.4	Seleção para Estudo . . . . .	88

# Lista de Figuras

2.1	Modelo elétrico da célula de bateria. . . . .	9
2.2	Exemplo de valores medidos para tensão na célula (abscissa) em função do SoC (ordenada) durante a recarga de uma célula de LiFePO <sub>4</sub> . . . . .	11
2.3	Modelo elétrico da célula de bateria com impedância em paralelo para modelar o surgimento do desbalanceamento. . . . .	13
2.4	Modelo elétrico simplificado da célula de bateria. . . . .	14
3.1	Exemplo de conexões das células para um sistema de balanceamento por chaveamento. Note que por meio das chaves eletrônicas é possível fazer com que qualquer conjunto de células seja conectado à carga primária ou à carga secundária. . . . .	16
3.2	Exemplo de uma bateria com balanceamento passivo. As chaves são ligadas e desligadas para descarregar as células. . . . .	16
3.3	Exemplo de uma bateria com balanceamento ativo, note que as células são conectadas por meio de conversores CC/CC a um barramento. . . . .	17
4.1	SoC das células de uma bateria para diferentes algoritmos e condições de balanceamento. . . . .	25
4.2	Resultados para o balanceamento por realimentação de saídas. . . . .	27
4.3	Resultados para o balanceamento por realimentação de saídas com ruído nas medidas de tensão e corrente. . . . .	28
4.4	Resultados para o balanceamento por realimentação de saídas com erro no parâmetro $R_{3,i}$ . . . . .	29
4.5	Resultados para o balanceamento por realimentação de saídas com erro no parâmetro $Q$ . . . . .	30
4.6	Resultados da simulação para bateria com resistência (parâmetro $R_3$ ) envelhecida desigualmente. . . . .	32
4.7	Resultados da simulação para bateria com capacidade (parâmetro $Q$ ) envelhecida desigualmente. . . . .	33

5.1	Representação esquemática dos componentes e algoritmos utilizados na bancada de testes . . . . .	35
5.2	Circuito do regulador de corrente controlado por PWM. . . . .	36
5.3	Esquema de ligação dos relés para inversão de corrente, possibilitando a recarga e descarga da bateria. . . . .	36
5.4	Formas de onda do regulador de corrente. . . . .	37
5.5	Montagem do experimento. . . . .	38
5.6	Circuito de balanceamento passivo para uma célula $i$ . . . . .	38
5.7	Circuito da eletrônica de balanceamento para uma das células. . . . .	39
5.8	Fluxograma referente ao programa executado pelo microcontrolador. . . . .	40
5.9	Captura de tela da interface com o usuário. . . . .	41
5.10	Curvas de recarga da célula resultante dos parâmetros identificados. . . . .	44
5.11	Curvas de descarga da célula resultante dos parâmetros identificados. . . . .	45
5.12	Resultados para o experimento de balanceamento por realimentação de saídas. . . . .	47
5.13	Resultados do experimento de identificação da capacidade com recarga e descarga contínua. . . . .	49
5.14	Recálculo dos SoC para o experimento de balanceamento com as capacidades ajustadas para descarga e recarga. . . . .	50
5.15	Curva de descarga normalizada para as baterias de $\text{LiFePO}_4$ , Ni-MH e $\text{LiMn}_2\text{O}_4$ . . . . .	53
5.16	Curva de OCV normalizada (linha em vermelho), energia utilizada (área em azul) e energia desperdiçada quando utilizado um regulador linear (área em verde). . . . .	53
5.17	Curva de recarga normalizada para as baterias de $\text{LiFePO}_4$ , Ni-MH e $\text{LiMn}_2\text{O}_4$ . . . . .	55
6.1	Modelo elétrico simplificado da célula de bateria com parâmetros iguais para recarga e descarga. . . . .	58
6.2	Esquema de demodulação. As estimativas $\hat{h}$ e $\hat{g}$ são obtidas por $\hat{\alpha}_1$ e $\hat{\alpha}_2$ (6.13). A corrente de entrada $u$ da célula é a soma da corrente principal $I$ com a senoide $a \sin(\omega t)$ . . . . .	61
6.3	Valores simulados e estimativas para a impedância $g$ e OCV $h$ da célula. . . . .	63
6.4	Parâmetros do modelo da célula (linha vermelha contínua) e as estimativas correspondentes obtidas por NLS (linha verde tracejada) e RLS (linha azul pontilhada). . . . .	66

# Capítulo 1

## Introdução e Motivação

Tanto no meio acadêmico quanto em aplicações industriais, a presença de sistemas acionados por baterias apresenta importância significativa. Sistemas operados por baterias permitem reduzir ou eliminar a necessidade do uso de cabos para alimentação, sobretudo nos casos nos quais é possível estabelecer comunicações sem fio ou no caso de sistemas autônomos. Além disso, as baterias têm se tornado cada dia mais importantes no contexto de energias renováveis, para armazenamento de energia e a alimentação de cargas em locais sem acesso à rede elétrica ou com baixa confiabilidade da rede. Sistemas de gerenciamento de baterias são fundamentais para o adequado funcionamento de determinadas baterias, tornando-se mais relevante em função do número de células, configuração e composição química das baterias.

Sistemas de gerenciamento de baterias são responsáveis por controlar a recarga e descarga destas, otimizando o uso de baterias segundo critérios de eficiência, segurança e vida útil. Além disso, tais sistemas devem prover para o usuário as informações dos parâmetros da bateria, como potência máxima e carga útil, de forma a permitir o uso inteligente da energia disponível. As principais dificuldades no gerenciamento de baterias estão relacionadas à correta estimação do estado de carga (SoC) das células, assim como o correto balanceamento (também conhecido como equalização) do SoC entre as células.

Tratar-se-á nessa dissertação do problema de balanceamento passivo para baterias, tendo como foco as baterias de lítio, especificamente de Lítio-Ferro-Fosfato  $\text{LiFePO}_4$ . Escolhe-se esse tipo de bateria devido ao fato de a estimação do SoC e balanceamento dessas baterias apresentar maior dificuldade do que em outros tipos de bateria. Relacionam-se com o problema de balanceamento a estimação do SoC e a modelagem das células de bateria. Vale notar, que, embora tal tipo de bateria tenha sido considerado, os métodos e modelos desenvolvidos podem ser utilizados para outros tipos de baterias.

Para sistemas de bateria compostos de múltiplas células o balanceamento de baterias é um tema de fundamental importância. Durante a operação de um sistema

de baterias os SoC de suas células podem desbalancear, sobretudo devido às diferenças físico-químicas entre as células, ao armazenamento ou ao envelhecimento. Se as baterias forem utilizadas sem um sistema adequado de balanceamento, a tendência é que a bateria se torne mais desbalanceada com o passar do tempo, o que acarreta numa redução significativa da capacidade útil da bateria [1].

Ao consumir a carga armazenada em determinadas células ou em transferir a carga entre as células o balanceamento faz com que todos os SoC das células de bateria convirjam para um mesmo valor, maximizando assim a capacidade útil da bateria [2]. O controle de balanceamento é implementado a partir de estimativas dos SoC das células. Um estimador é desenvolvido a partir do modelo das células e se utiliza de medições de tensão e corrente nestas para estimação do SoC. Em geral os sistemas de balanceamento de bateria podem ser classificados em três grupos: passivo, ativo e por chaveamento (de carga). No balanceamento passivo, resistores ou outros componentes eletrônicos são utilizados para consumir a carga de células específicas, ao passo que para o balanceamento ativo conversores de tensão (conversores CC/CC) são utilizados para transferir carga entre as células [3]. O balanceamento por chaveamento conecta/desconecta as células a uma ou mais cargas (i.e.: os sistemas e dispositivos a serem alimentados pela bateria) de modo a equalizar os SoC sem que a carga seja diretamente transferida entre as células [4]. Vale notar que enquanto no balanceamento passivo a carga é dissipada, no balanceamento por chaveamento ela é consumida pelo sistema a ser alimentado pela bateria, aumentando, assim, o aproveitamento da energia da bateria.

## 1.1 Revisão Bibliográfica

Estão disponíveis na literatura os dados relevantes acerca dos tipos de baterias e suas respectivas vantagens e desvantagens técnicas [5] assim como resumos dos tipos mais comuns de baterias recarregáveis, bem como referências quanto à utilização destas [6]. Há também exemplos de análises para aplicações práticas em sistemas estacionários [7] e automotivos [8] e [9]. Os resultados da pesquisa acerca dos diferentes tipos de bateria são apresentados no Anexo B, sendo nessa dissertação avaliados métodos voltados para baterias de lítio, como de  $\text{LiFePO}_4$ ,  $\text{LiCoO}_2$  e  $\text{LiMn}_2\text{O}_4$ .

Há trabalhos tratando dos sistemas necessários para um sistema de gerenciamento de bateria, inclusive o sistema de balanceamento [1]. As deficiências de um sistema de balanceamento baseado em tensão (estimador baseado em função estática) e não em estimadores adequados para o SoC são abordadas [3], frisa-se sobretudo que nos tipos de baterias recarregáveis compostas de lítio a pequena variação de tensão em função do SoC dificulta tal abordagem. No entanto, métodos para balanceamento baseado na tensão podem ser desenvolvidos por meio de redes

neurais ([10] e [11]). Os métodos para balanceamento por redes neurais utilizam de estimadores sem o uso de modelos explícitos para as células, sendo os estimadores ajustados (i.e.: treinados) a partir de dados experimentais.

Diversos modelos de células podem ser encontrados na literatura, alguns destes tratando somente da relação estática entre SoC e a tensão da célula ([12] e [13]) e outros consistindo em modelos dinâmicos que descrevem a evolução do SoC ao longo do tempo conforme fatores como a corrente fornecida e a temperatura. Quando uma descrição extremamente precisa é necessária, modelos eletroquímicos [14] ou baseados em redes neurais [15] se tornam relevantes. Modelos dinâmicos são em geral descritos por meio de circuitos elétricos equivalentes, com a corrente da célula como entrada, o SoC como um dos estados do sistema e a tensão entre os terminais da célula como saída. Boa parte dos modelos não-lineares baseados em circuitos elétricos apresentam dinâmica de terceira ordem ([16], [17], [18] e [19]), mas sistemas com dinâmica de primeira ordem podem ser considerados [20]. Comparações entre os diferentes modelos também são realizadas ([12] e [13]). Métodos para a identificação de parâmetros para os modelos citados estão disponíveis na literatura ([17], [13] e [21]).

Diferentes métodos estão disponíveis para estimar o SoC, entre eles a estimação por Filtro de Kalman Estendido (*Extended Kalman Filter* - EKF), dos quais alguns se utilizam de modelo elétrico semelhante ao proposto ([22], [23] e [24]) ao passo que outros se utilizam de modelos mais complexos ([25], [26] e [27]). O Filtro de Kalman *Unscented* (*Unscented Kalman Filter* - UKF) é apresentado em [28] e pode ser utilizado para estimação do SoC ([29] e [30]). Os Filtros de Kalman estendido e *unscented* são explicados no Anexo A. A estimação pode ser feita por outros métodos, baseados em estimadores por  $H-\infty$  e modo deslizante ([31], [32]).

Considerando o problema de estimação do SoC usando um estimador baseado em modelo é sabido que os parâmetros podem se alterar com o tempo, devido a um fenômeno conhecido como envelhecimento ([19], [33], [34] e [35]), de forma que é útil o desenvolvimento de estimadores conjuntos de SoC/Parâmetros. Diferentes abordagens podem ser usadas para o estimador conjunto, como o Filtro de Kalman Estendido Conjunto (*Dual Extended Kalman Filter*, [36], [37]) o Filtro de Kalman *Unscented* Conjunto (*Dual Unscented Kalman Filter*, [38]) ou abordagens por Redes Neurais [15] e com Filtro por método de Monte Carlo [39]. A abordagem desenvolvida nesse trabalho para o estimador conjunto baseia-se em acrescentar um ruído à corrente da célula [40]. Em relação ao método de estimação conjunta apresentado em [40] essa dissertação contribui com métodos que permitem a estimação dos parâmetros e SoC em tempo real e na substituição do tratamento estatístico para estimação da impedância e OCV (necessárias para a estimação dos parâmetros/SoC da célula) por uma abordagem baseada em modulação/demodulação.

Há diferentes meios de balanceamento ativo, passivo ([41], [42], [43] e [44]) e por chaveamento [4]. Os textos encontrados na literatura em relação a balanceamento tratam sobretudo dos circuitos necessários e da comparação entre tais circuitos.

## 1.2 Objetivo

O **objetivo** geral dessa Dissertação é desenvolver um algoritmo de controle de **balanceamento do SoC** das células de uma bateria, aumentando, assim, a capacidade útil desta. Um algoritmo adequado de balanceamento depende necessariamente de estimativas do SoC de cada célula, de forma que **estimar o SoC** é um aspecto fundamental do problema. De posse de parâmetros conhecidos busca-se estimar o SoC a partir de medições de tensão/corrente e do modelo identificado para realizar adequadamente o balanceamento. Um **modelo dinâmico** das células é necessário para o desenvolvimento do esquema de balanceamento e estimador adequados. Além disso, devido ao fenômeno conhecido como envelhecimento, faz-se necessário o desenvolvimento de estimadores para o SoC e para os parâmetros. Tal estimador pode ser utilizado para balanceamento quando os parâmetros das células se alteram com o tempo.

Para alcançar o objetivo geral, os seguintes objetivos específicos serão considerados:

- Desenvolver um algoritmo de controle de balanceamento do SoC das células de uma bateria de íon de lítio.
- Desenvolver a análise de estabilidade do sistema de controle.
- Propor um modelo para as células de uma bateria de íon de lítio e identificá-lo experimentalmente.
- Propor um estimador adequado para o SoC quando os parâmetros da célula são conhecidos.
- Desenvolver simulações para validação dos algoritmos e métodos.
- Implementar o algoritmo em uma bancada experimental.
- Propor um estimador conjunto para SoC e parâmetros de uma célula.

## 1.3 Visão Geral da Dissertação

No Capítulo 2 é desenvolvido um modelo não linear de terceira ordem baseado em circuito elétrico equivalente, ao passo que no Capítulo 3 é desenvolvida uma estratégia de balanceamento baseada em realimentação de estados. Prova-se que o

balanceamento das células é atingido para a estratégia proposta, a partir de quaisquer condições iniciais de SoC das células. O desempenho do controle é observado por meio de simulações numéricas no Capítulo 4. Diferentes variantes do Filtro de Kalman são usadas como estimadores para o SoC quando os parâmetros das células são conhecidos, sendo avaliado o impacto de condições adversas no desempenho do algoritmo. No Capítulo 5 são conduzidos os experimentos. É conduzida a identificação de parâmetros para uma célula seguida por um experimento de balanceamento por realimentação de saída. Vale notar que os parâmetros identificados para a célula foram utilizados nas simulações do Capítulo 4, de forma a vincular tais simulações com uma situação real observada. Um outro experimento é realizado para avaliar especificamente a precisão do modelo e seu estimador, sendo proposta uma melhoria no uso do modelo interno do estimador.

Para o caso no qual os parâmetros das células não são conhecidos, é proposto no Capítulo 6 um algoritmo integrado para identificar simultaneamente os parâmetros e o SoC de uma célula, considerando-se um modelo dinâmico simplificado (com dinâmica de primeira ordem). Simulações numéricas ilustram a aplicabilidade do estimador conjunto de SoC/Parâmetros proposto. No Apêndice A apresenta-se uma breve explicação sobre estimadores e no Apêndice B são estudadas as características dos diferentes tipos de bateria, de forma a avaliar as diferenças entre estas e motivando a escolha da célula de  $\text{LiFePO}_4$  para essa Dissertação.

Uma contribuição dessa dissertação é a formalização do problema de balanceamento e de algoritmos de balanceamento baseados em SoC, abordando o problema a partir de um modelo elétrico das células. É provada a convergência para os algoritmos propostos e são realizadas simulações e experimentos comprovando a validade destes.

## 1.4 Notação e Terminologia

Uma *Célula* é o menor elemento composto de eletrólito e eletrodos capaz de fornecer potencial elétrico. Uma célula está *totalmente carregada* (*descarregada*) quando a tensão de circuito aberto (*Open Circuit Voltage*, OCV) em estado permanente alcança o limite máximo (mínimo), limite este que é em geral determinado pelo fabricante da célula em função da composição da célula. A tensão nos terminais da célula bem como seus limites máximo e mínimo depende da composição do eletrólito, catodo e anodo.

Por motivos de ordem prática um grupo de células semelhantes conectadas em paralelo são tratadas como uma única célula. Uma *Bateria* é considerada como um conjunto de células conectadas em série. Uma bateria está *totalmente carregada* (*descarregada*) quando ao menos uma de suas células está *totalmente carregada* (*des-*

carregada).

A *Carga Útil* (em **mAh**) de uma bateria ou célula é a carga máxima que esta pode fornecer a partir do estado considerado até ser totalmente descarregada, sem que ocorra recarga ou balanceamento. A *Capacidade Útil* (em **mAh**) de uma célula ou bateria é a carga máxima que esta pode fornecer entre os estados totalmente carregado e totalmente descarregado sem que esta seja recarregada ou balanceada, ou seja, a capacidade útil é a carga útil de uma bateria totalmente carregada. O *Estado de Carga* (adimensional) denotado por SoC se refere à razão entre a carga útil e a capacidade útil de uma célula ou bateria, possuindo valores limitados entre 0 (0 %) e 1 (100 %).

A *Capacidade Total* (em **mAh**) de uma bateria se refere à quantidade de carga que pode ser fornecida por esta entre os estados totalmente carregado e totalmente descarregado sem que haja recarga, considerando baterias perfeitamente balanceadas (nas quais todas as células possuem o mesmo SoC). Note que para uma célula a capacidade total e a capacidade útil por definição coincidem.

A *Tensão Nominal* (em **V**) da célula corresponde à tensão definida pelo fabricante da célula considerando uma situação definida como padrão. Já a **Tensão de Circuito Aberto** (OCV) da célula corresponde à tensão medida nos terminais da célula quando não há corrente circulando nesta, e varia de acordo com o SoC e o estado de integridade. Em geral entende-se como OCV a tensão em aberto quando os demais estados da célula que não o SoC sejam nulos, quando então diz-se que a célula está **Relaxada** ou **Em Estado Estacionário**.

A *Capacidade Nominal* (em **mAh**) de uma célula corresponde ao dado fornecido pelo fabricante, que idealmente reflete a quantidade de carga que pode ser fornecida por uma célula de bateria (ou seja, refletiria a *Capacidade Útil* ou *Total* de uma célula, mas divergências podem ser observadas na prática).

O número de *Ciclos Úteis* (adimensional) de uma célula corresponde ao número de ciclos de recarga e descarga que uma bateria comporta sem que haja significativa alteração de suas características eletroquímicas.[45]

A *Constante de Descarga* (em  $\text{h}^{-1}$ ) de uma bateria determina a corrente máxima de descarga de uma célula, sendo definida como a corrente que a célula pode fornecer (em Ampères) dividida pela capacidade nominal da célula (em Ampères-Hora). Da forma semelhante, a **Constante de Recarga** corresponde à corrente que pode ser fornecida pelo carregador à célula em relação à capacidade nominal desta. São normalmente definidas pelo fabricante em função de características eletroquímicas das células, sendo comercialmente chamadas de "constante-C" (*C-Constant*) ou "taxa-C" (*C-rate*).

A *Densidade Energética Nominal* (em **Wh/kg**) da célula é a relação entre a capacidade nominal e a massa desta. Já a relação entre a capacidade nominal

e o volume é denominada *Energia Específica* (em **Wh/L**) . Ainda, a *Densidade Energética Útil* (em **Wh/kg**) é a relação entre a capacidade útil e a massa da célula, ao passo que a *Energia Específica Útil* (em **Wh/L**) é a relação entre a capacidade útil e o volume da célula.

A *Densidade de Potência* (em **W/kg**) da célula é a relação entre a potência nominal e a massa desta. Já a relação entre a capacidade nominal e o volume é denominada **Potência Específica** (em **W/L**).

## Capítulo 2

# Modelagem das Células de Bateria

Para modelar adequadamente uma bateria é necessário desenvolver um modelo para as células individuais, sendo relevante frisar que um conjunto de células semelhantes conectadas em paralelo pode ser representado por um modelo semelhante ao de uma célula (sendo alterados somente os parâmetros segundo o circuito elétrico equivalente). O modelo é uma formulação do sistema capaz de representar o SoC e a tensão de uma célula a partir de medidas de corrente e dos parâmetros da célula. Os parâmetros a considerar são os valores das propriedades dos componentes do modelo, como capacitâncias e resistências (no caso do modelo baseado em circuito elétrico). Tais parâmetros devem ser válidos para que o modelo represente matematicamente a célula por um certo número de ciclos, de forma a não se alterarem em um período de tempo demasiadamente curto para isto, sendo considerados constantes por parte do modelo [18].

Os parâmetros podem ser estimados em tempo real ou identificados *a priori* e fornecidos para o modelo. Tais parâmetros podem variar lentamente, num efeito conhecido como envelhecimento da célula, descrito em [46], além disso, nem sempre é possível identificar os parâmetros *offline*, sendo portanto relevante a estimação dos parâmetros em tempo real.

Tendo em vista o desenvolvimento do sistema de balanceamento de bateria, é necessário o desenvolvimento de um modelo para a célula que represente adequadamente o comportamento do SoC. Em uma primeira abordagem considera-se que os parâmetros do modelo possam ser obtidos por um experimento de identificação de parâmetros anterior à operação da bateria, de forma que tais parâmetros não variem significativamente durante a realização dos experimentos.

Diversos modelos dinâmicos estão disponíveis na literatura, sendo responsáveis por descreverem a evolução no tempo do SoC e outros estados da célula em função de entradas como a corrente circulando na célula e sua temperatura. Quando é necessário um modelo mais preciso passam a ser relevantes modelos mais complexos, como modelos eletroquímicos [14] ou baseados em redes neurais [15]. Já quando

uma precisão tão grande não é importante, modelos baseados em circuito elétrico equivalente são utilizados. Um elemento importante dos modelos dinâmicos são suas equações de saída, que consistem numa função (em geral não-linear) que relaciona o SoC e demais estados da célula com a tensão entre os terminais da célula e a corrente circulando nesta. Algumas equações de saída serão apresentadas na Seção 2.2, sendo proposta uma equação para ser utilizada nessa Dissertação. Dentre as funções de saída presentes na literatura destacam-se as de *Shepherd*, *Unnewehr* e *Nernst* [12].

Trata-se a seguir de um modelo dinâmico baseado em circuito elétrico equivalente, partindo de um modelo elétrico de terceira ordem inspirado em [18], embora seja importante notar que há outros modelos elétricos disponíveis na literatura com dinâmicas de diferentes ordens [12].

## 2.1 Modelo de Terceira Ordem

Primeiramente representa-se a impedância equivalente de saída da célula como um sistema dinâmico de segunda ordem composto por dois circuitos RC-paralelos, ambos representados na Figura 2.1, com resistências  $R_1$  e  $R_2$  (em  $\Omega$ ) e capacitâncias  $C_1$  e  $C_2$  (em F). Os estados  $x_1$  e  $x_2$  são as tensões dos capacitores. Tais dinâmicas são uma representação simplificada de efeitos físico-químicos como o transporte de íons na célula [26].

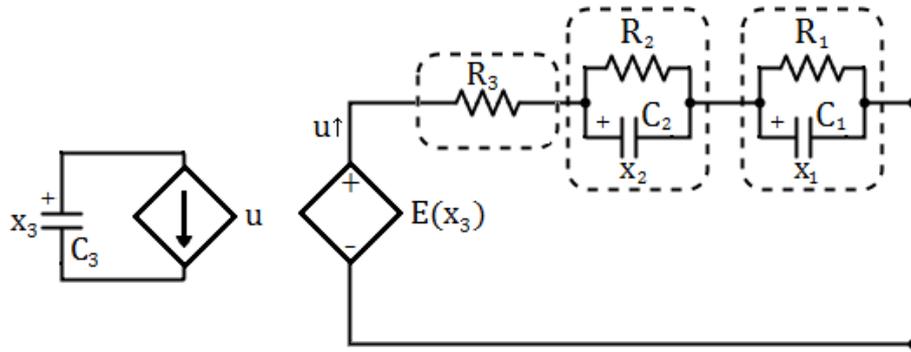


Figura 2.1: Modelo elétrico da célula de bateria.

As duas dinâmicas dos circuitos RC, com estados  $x_1$  e  $x_2$  são dadas por:

$$\dot{x}_1 = -\frac{1}{R_1 C_1} x_1 + u \frac{1}{C_1}, \quad (2.1)$$

$$\dot{x}_2 = -\frac{1}{R_2 C_2} x_2 + u \frac{1}{C_2}, \quad (2.2)$$

onde  $u$  é a corrente de descarga, considerada como entrada do sistema. Tendo  $x_3$  como a tensão (em V) sobre o capacitor  $C_3$  (em F) torna-se claro que a dinâmica

de  $x_3$  pode ser escrita como  $\dot{x}_3 = u/C_3$ . Lembrando que o SoC é definido como a razão entre a carga armazenada  $C_3x_3$  e a capacidade total  $Q$

$$Q := C_3x_3|_{x_3=1V}, \quad (2.3)$$

tem-se que

$$SoC := \frac{C_3x_3}{Q} \quad (2.4)$$

é uma medida adimensional. Para  $0V \leq x_3 \leq 1V$  o SoC da célula está limitado entre 0 (ou 0 %) e 1 (ou 100 %). O SoC de 0 % corresponde ao capacitor  $C_3$  totalmente descarregado ao passo que 100 % corresponde ao capacitor  $C_3$  totalmente carregado (com tensão de  $1V$ ).

A partir de (2.3) se torna claro que  $Q$  é numericamente igual a  $C_3$ , i.e.,  $Q = C_3$ . Portanto, de (2.4) pode-se concluir que  $x_3$  e o SoC também são numericamente iguais e diz-se que  $x_3$  representa o SoC da célula quantitativamente. De fato, como  $\dot{x}_3 = u/C_3$ , a partir de (2.4) pode-se escrever  $\frac{d}{dt}(SoC) = u/Q$ . Além disso, permitindo certo abuso de notação sem perda de generalidade posteriormente assume-se que  $x_3 \equiv SoC$  de forma que a dinâmica de  $x_3$  pode ser escrita como

$$\dot{x}_3 = -\frac{u}{Q}, \quad (2.5)$$

Finalmente, a tensão de saída  $y$  pode ser descrita por:

$$y = E(x_3) - R_3u - x_1 - x_2, \quad (2.6)$$

onde  $E(x_3)$  é a OCV (em estado estacionário, quando  $x_1 = x_2 = 0$ ), expressa em  $V$  e  $R_3$  é expresso em  $\Omega$ . A OCV em estado estacionário  $E := \mathbb{R}^+ \rightarrow \mathbb{R}^+$ , é uma função positiva, contínua e crescente a ser estudada na Seção 2.2.

Considerando o vetor de estados  $X := [x_1 \ x_2 \ x_3]^T$ , a representação em espaço de estados é dada por:

$$\dot{X} = A_c X + B_c u, \quad y = \mathcal{H}_c(X, u), \quad (2.7)$$

com

$$A_c = \begin{bmatrix} -\frac{1}{R_1 C_1} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{1}{R_2 C_2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, B_c = \begin{bmatrix} \frac{1}{C_1} \\ \frac{1}{C_2} \\ -\frac{1}{C_3} \end{bmatrix}, \quad (2.8)$$

$$\mathcal{H}_c(X, u) = E(x_3) - x_1 - x_2 - R_3 u, \quad (2.9)$$

Pode-se considerar ruídos aditivos  $v$  para medição e  $w$  para o processo<sup>1</sup>, resultando em:

$$\dot{X} = A_c X + B_c u + w, \quad y = \mathcal{H}_c(X, u, v), \quad (2.10)$$

com mesmos  $A_c$  e  $B_c$  e com  $\mathcal{H}_c$  dado por:

$$\mathcal{H}_c(X, u, v) = E(x_3) - x_1 - x_2 - R_3 u + v, \quad (2.11)$$

## 2.2 Tensão de Circuito Aberto

Os modelos matemáticos para a tensão de circuito aberto relacionam a OCV da célula com o SoC desta por meio do uso de uma função estática, representada no modelo considerado por  $E(x_3)$ . Tal função pode ser representada por diferentes equações a serem ajustadas empiricamente de acordo com medidas de tensão e estimativas do SoC. Apresenta-se a seguir algumas equações disponíveis na literatura, propondo ao final uma equação a ser utilizada nessa Dissertação.

Em geral a função  $E(x_3)$  é semelhante à curva apresentada na Figura 2.2. O modelo estático de *Shepherd* visa aproximar esta curva na região de baixo SoC por  $E(x_3) := E_0 - \mu/x_3(t)$ , sendo  $E_0$  e  $\mu$  parâmetros positivos e constantes. Um outro

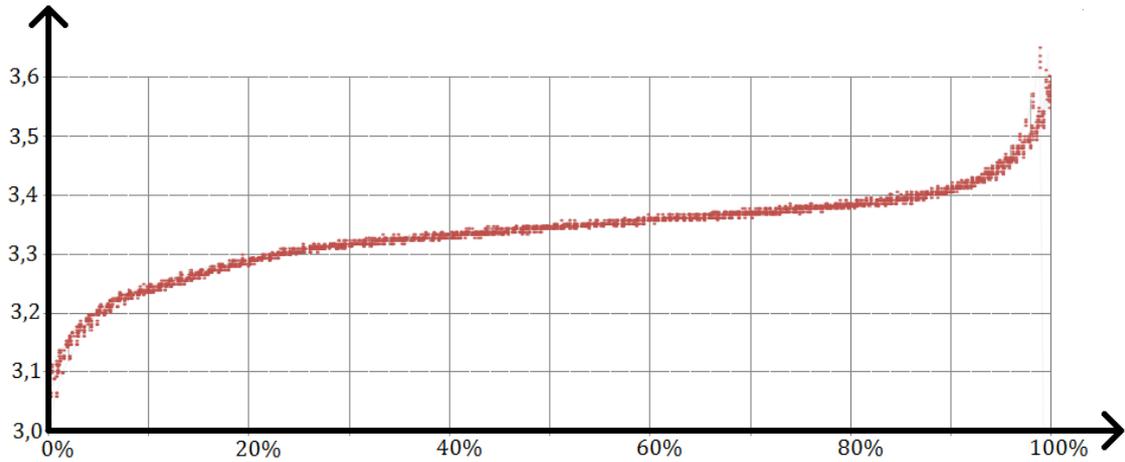


Figura 2.2: Exemplo de valores medidos para tensão na célula (abscissa) em função do SoC (ordenada) durante a recarga de uma célula de  $\text{LiFePO}_4$ .

modelo de saída proposto é o de *Unnewehr*, que busca aproximar a OCV em função do SoC por uma função linear  $E(x_3) := E_0 - \mu x_3$ , buscando aproximar a curva  $E(x_3)$  na região de SoC intermediário.

<sup>1</sup>A definição de tais ruídos segue a formulação convencional para Filtro de Kalman. Para maiores detalhes ver o Apêndice A

Já a equação de *Nernst* é dada por  $E(x_3) := E_0 + \mu_1 \ln(x_3) + \mu_2 \ln(1 - x_3)$ . Nota-se que tal equação apresenta um parâmetro extra em relação aos anteriores, de forma que a função que descreve a tensão  $E(\cdot)$  pode ser melhor adaptada aos dados experimentais.

Finalmente a equação a ser utilizada é dada por

$$E(x_3) : E_0 - (\mu_1/(x_3 + \delta_1)) - \mu_2(\log(1 - x_3 - \delta_2)), \quad (2.12)$$

englobando características da função de *Nernst* e de *Shepherd* e atendendo às definições de uma célula totalmente carregada e totalmente descarregada mediante o ajuste dos parâmetros  $\delta_1$  e  $\delta_2$ .

## 2.3 Identificação de Parâmetros

Considerando as equações de 2.7 e 2.12 e conforme experimentos descritos no Capítulo 5.2, os parâmetros identificados para o modelo da célula são:

$$\begin{bmatrix} E_0 & \mu_1 & \mu_2 & \delta_1 & \delta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3,31V & 0,025V & 0,022V & 2\% & 1\% \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

e

$$\begin{bmatrix} C_1 & C_2 & R_1 & R_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 400F & 14000F & 0,07\Omega & 0,04\Omega \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

para todas as células testadas ao passo que as impedâncias  $R_3$  para as células  $i = 1, \dots, 4$  foram determinadas individualmente para quatro diferentes células, resultando nos valores  $0,2\Omega$ ,  $0,225\Omega$ ,  $0,245\Omega$  e  $0,225\Omega$  e a capacidade  $Q$  das células foi considerada como o valor nominal da capacidade fornecido pelo fabricante,  $Q = 700mAh$  e, portanto,  $C_3 = 700mAh/V = 2520F$ . Vale notar que as capacitâncias não se referem a capacitores fisicamente existentes nas células, mas representam efeitos físico-químicos presentes na dinâmica destas, de forma que justifica-se os altos valores destas capacitâncias.

## 2.4 Efeitos Desconsiderados

Com o intuito de simplificar o modelo e viabilizar a análise do problema de balanceamento, alguns efeitos presentes nas células de bateria foram desconsiderados. Sabe-se, no entanto, que para algumas aplicações tais efeitos podem ser consideráveis [5].

Sabe-se que há significativa influência da temperatura de operação em alguns tipos de células de bateria. Em geral a operação em baixas temperaturas reduz

a capacidade  $Q$  das células, sendo tal efeito dependente da composição química da célula. Há também influência da corrente média de descarga na capacidade da célula, de forma que uma bateria quando descarregada por correntes muito altas apresenta menor capacidade do que uma bateria descarregada por correntes mais baixas. Pode-se considerar também capacidades diferentes da célula para recarga e descarga ou, equivalentemente, considerar um fator de eficiência da recarga inferior à unidade, de forma que a quantidade total de carga fornecida à célula durante a recarga seja superior à fornecida pela célula durante a descarga. Tal efeito é tratado no experimento do Capítulo 5 (Seção 5.4).

Em relação à impedância em série equivalente da célula ( $R_1$ ,  $R_2$  e  $R_3$ ), observa-se certa variação em função do SoC desta, de forma que uma célula com SoC próximo de 0% e de 100% apresenta maior impedância do que em SoC intermediário, sendo tal efeito estudado experimentalmente para diferentes células no Capítulo 5 (Seção 5.5).

Finalmente vale notar que o modelo apresentado não é capaz de explicar a causa do desbalanceamento, de forma que nesse trabalho considera-se um desbalanceamento já existente sem modelar seu surgimento. Para explicar a existência do desbalanceamento em uma bateria é necessário considerar a existência de uma impedância paralela no modelo da célula, de forma que a variação entre as impedâncias das diferentes células faz com que a corrente circulando no capacitor  $C_3$  seja diferente para as diferentes células de uma bateria. Tal impedância em paralelo da célula é representada por  $C_P$  e  $R_P$  na Figura 2.3, única diferença em relação à Figura 2.1. Note que diferenças entre o resistor  $R_P$  das diversas células fazem com que a bateria se desbalanceie com o tempo (como quando é armazenada por alguns meses) ao passo que diferenças na capacitância  $C_P$  fazem com que pulsos de corrente com componentes em alta frequência desbalanceiem a bateria.

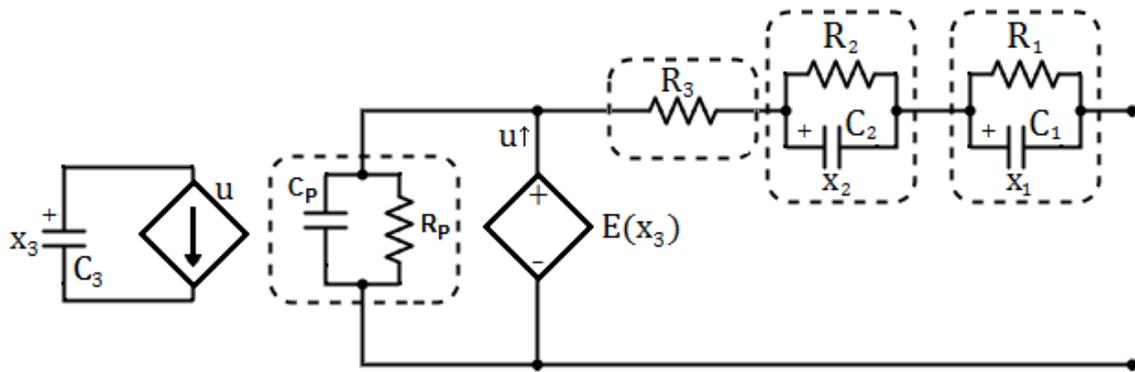


Figura 2.3: Modelo elétrico da célula de bateria com impedância em paralelo para modelar o surgimento do desbalanceamento.

## 2.5 Modelo Simplificado de Primeira Ordem

Considere o modelo de primeira ordem a seguir como a simplificação do modelo de terceira ordem presente na Seção 2.1. Um modelo simplificado para a célula pode ser descrito por um sistema dinâmico de primeira ordem com o SoC como um dos estados do modelo. A dinâmica do SoC é a mesma de (2.5), sendo tal modelo representado na Figura 2.4, na qual  $E_d(x)$  é a OCV da célula e  $R_d(x)$  a resistência em série equivalente para recarga ( $d = 0$ ) e descarga ( $d = 1$ ).

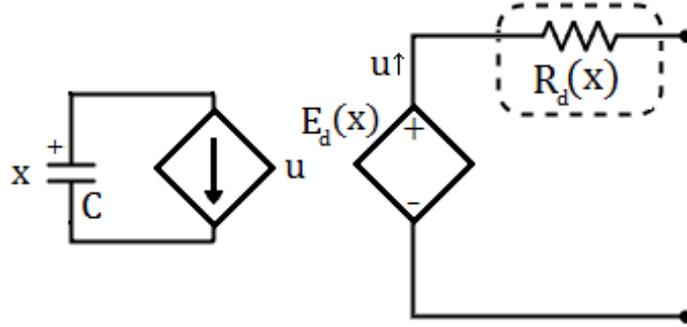


Figura 2.4: Modelo elétrico simplificado da célula de bateria.

Portanto, a dinâmica do SoC pode ser representada por

$$\dot{x} = -\frac{u}{Q}, \quad (2.15)$$

lembrando que o SoC é definido como a razão entre a carga armazenada  $Cx$  e a capacidade total  $Q$

$$Q := Cx|_{x=1V}, \quad (2.16)$$

tem-se que

$$SoC := \frac{Cx}{Q} \quad (2.17)$$

é uma medida adimensional. Para  $0V \leq x_3 \leq 1V$  o SoC da célula está limitado fisicamente entre 0 (ou 0 %) e 1 (ou 100 %). O SoC de 0 % corresponde ao capacitor  $C$  totalmente descarregado ao passo que 100 % corresponde ao capacitor  $C$  totalmente carregado, onde  $x = SoC$  é o estado,  $u$  é a entrada da planta (corrente na célula) ao passo que a tensão da célula  $y$  (saída do sistema) é descrita por  $y = E_d(x) - R_d(x)u$ .

## Capítulo 3

# Balanceamento Passivo: Formulação e Algoritmos

Como mencionado anteriormente, durante a operação de uma bateria composta de células ou módulos em série esta pode se tornar desbalanceada. O desbalanceamento resulta de diferenças físico-químicas entre as células devido a variações no processo produtivo, armazenamento ou envelhecimento destas e é significativo sobretudo para baterias compostas de células de íon de lítio. Embora tais diferenças sejam pequenas, sem um sistema adequado de balanceamento, o desbalanceamento tende a aumentar ao longo do tempo, reduzindo a capacidade total da bateria [1], [2].

Em geral os sistemas de balanceamento podem ser divididos em três tipos. O balanceamento passivo se utiliza de resistores ou outros componentes eletrônicos para dissipar a carga de determinadas células até balancear a bateria, ao passo que para o balanceamento ativo conversores CC/CC são utilizados para transferir carga entre as células [3]. Já o balanceamento por chaveamento conecta e desconecta as células em diferentes configurações, de forma a fazer com que as células forneçam mais ou menos carga ao sistema a ser alimentado, de acordo com os SoC de cada uma. Vale notar que o balanceamento por chaveamento é uma ampliação do conceito de bateria, podendo ser interpretado como um conjunto de baterias com topologia dinâmica, ou seja, o sistema de balanceamento se utiliza de mais de uma bateria (que consiste num conjunto de células conectadas em série) e as células ora são conectadas como parte de uma bateria e ora como parte de outra. Um exemplo de sistema de balanceamento por chaveamento, proveniente de [4] é representado na Figura 3.1, onde dois sistemas, representados pelos resistores de carga primária e secundária, são alimentados por um par de baterias nas quais as células são reconfiguráveis (i.e.: podem ser conectadas ora como parte de uma bateria e ora como parte da outra). Diferentes métodos para balanceamento ativo e passivo são apresentados em [41] e [44] ao passo que um método de balanceamento por chaveamento é apresentado em [4]. O balanceamento passivo é exemplificado para uma bateria de quatro células na

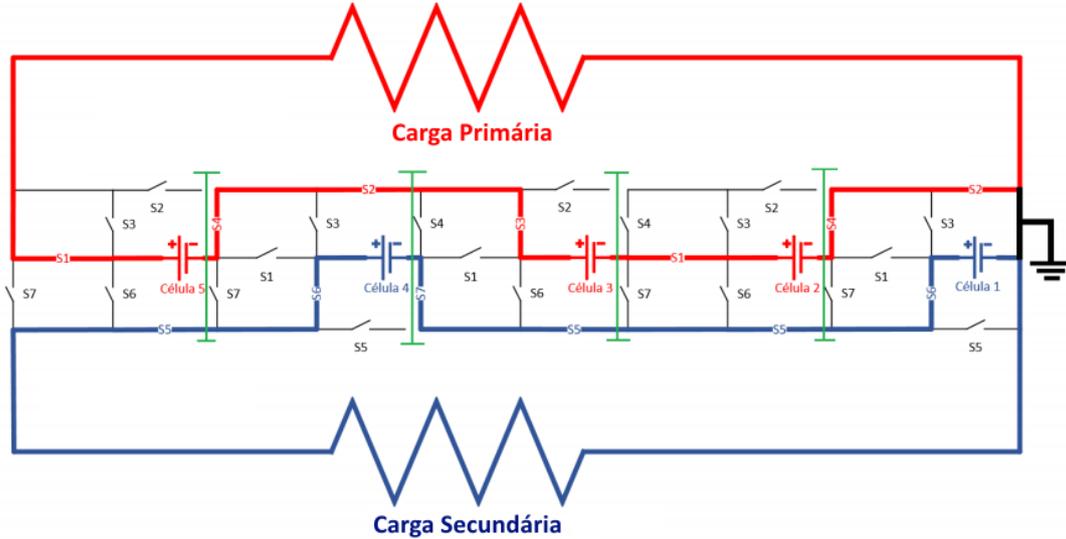


Figura 3.1: Exemplo de conexões das células para um sistema de balanceamento por chaveamento. Note que por meio das chaves eletrônicas é possível fazer com que qualquer conjunto de células seja conectado à carga primária ou à carga secundária.

Figura 3.2, sendo  $I$  a corrente de descarga da bateria e  $v_i, i = 1, \dots, 4$  as correntes de balanceamento, que são controladas pelas chaves. Já um exemplo de balanceamento ativo é apresentado na Figura 3.3, sendo os conversores CC/CC bidirecionais controlados de forma a equalizar os SoC das células. Note que nesse caso  $\sum_{i=1}^N v_i = 0$  devido ao fato de o barramento no qual os conversores estão conectados não estar conectado à carga, mas inúmeras outras formas de balanceamento ativo são possíveis. No que segue nesta Dissertação será considerado apenas o balanceamento passivo.

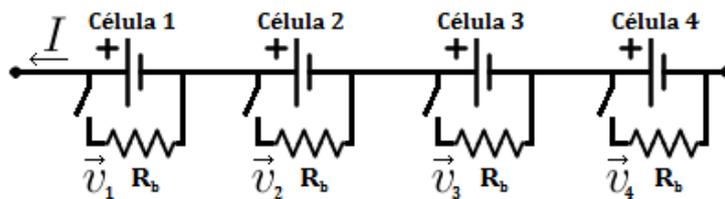


Figura 3.2: Exemplo de uma bateria com balanceamento passivo. As chaves são ligadas e desligadas para descarregar as células.

Neste capítulo considera-se o modelo de terceira ordem apresentado em (2.1), avaliando matematicamente o problema de balanceamento. São propostas duas formas de algoritmos de balanceamento, provando-se a estabilidade destas para o caso de realimentação de estados.

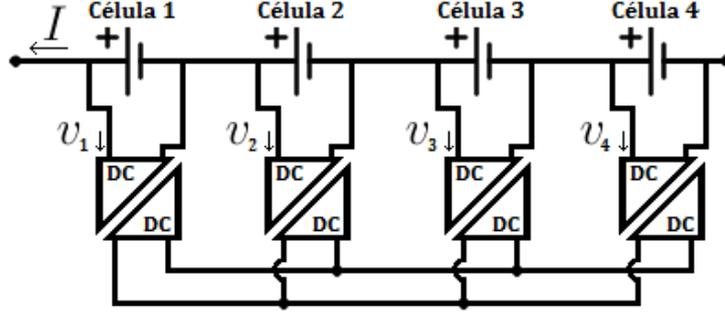


Figura 3.3: Exemplo de uma bateria com balanceamento ativo, note que as células são conectadas por meio de conversores CC/CC a um barramento.

### 3.1 Formulação do Problema

Considere o modelo apresentado em (2.1). O modelo para a bateria consiste num grupo de  $N$  células conectadas em série. Cada célula é modelada por um sistema de terceira ordem, possuindo capacidade  $Q$ , sendo considerados parâmetros iguais para todas as células. Considere também para o SoC  $x_3$  de cada célula  $i$  a notação  $x_{3,i}$ , com  $(i = 1, \dots, N)$ . Os demais estados são representados da mesma forma ( $x_{2,i}$  e  $x_{1,i}$ ) ao passo que a corrente (para cada célula  $i$ ) é representada por  $u_i$  e a tensão entre os terminais da célula por  $y_i$ .

Portanto, a equação para o SoC de bateria é:

$$\dot{x}_{3,i} = -\frac{u_i}{Q}, \quad Q = C_3, \quad (3.1)$$

Considerando os demais estados e reescrevendo as equações (2.1) e (2.2) obtém-se:

$$\dot{x}_{1,i} = -\frac{1}{R_1 C_1} x_{1,i} + u_i \frac{1}{C_1}, \quad (3.2)$$

$$\dot{x}_{2,i} = -\frac{1}{R_2 C_2} x_{2,i} + u_i \frac{1}{C_2}, \quad (3.3)$$

Com tensão de saída dada por:

$$y_i = E(x_{3,i}) - R_3 u_i - x_{1,i} - x_{2,i}, \quad (3.4)$$

Note que para tal sistema, de acordo com as definições, a carga armazenada na bateria é:

$$Q_B = \frac{Q}{N} \sum_{i=1}^N x_{3,i}, \quad (3.5)$$

ao passo que a carga útil é dada por:

$$Q_U = Q \min_{i=1,\dots,N} \{x_{3,i}\}, \quad (3.6)$$

lembrando que a bateria está totalmente carregada ou descarregada quando uma de suas células o tiver.

Chama-se uma bateria de balanceada quando todas as células apresentam o mesmo SoC ( $x_i = x_d, i = 1, \dots, N$ ), de forma que nesse caso  $Q_B = Q_U = Q x_i$ . O desbalanceamento  $\Delta x \geq 0$  é definido como a máxima diferença entre os SoC das células, ou seja:

$$\Delta x := \max_{i=1,\dots,N} \{x_{3,i}\} - \min_{i=1,\dots,N} \{x_{3,i}\}, \quad (3.7)$$

Note que como a bateria é composta por células em série, todas as células são carregadas pela mesma corrente até que ao menos uma das células fique totalmente carregada, quando então tem-se  $x_i = 1$  para algum  $i$ , de acordo com a definição da bateria totalmente carregada (1.4) e, portanto,  $\max_{i=1,\dots,N} \{x_{3,i}\} = 1$ . Nesta situação, a bateria está totalmente carregada,  $\min_{i=1,\dots,N} \{x_{3,i}\} = 1 - \Delta x$  e a carga útil  $Q_U$  alcança seu valor *máximo* para esta condição de desbalanceamento, correspondendo à capacidade útil  $Q_{Umax}$  dada por:

$$Q_U = Q_{Umax} = Q(1 - \Delta x), \quad (3.8)$$

Note que para uma bateria balanceada  $\Delta x = 0$  e, portanto  $Q_{Umax} = Q$ . Desta forma, justifica-se que se busque uma forma adequada de eliminar o desbalanceamento  $\Delta x$  entre as células, de forma a aumentar a capacidade útil da bateria.

O algoritmo de balanceamento é desenvolvido para convergir os SoC das células conectadas em série para o mesmo valor  $x_d$ . O problema pode ser enfrentado como um problema de rastreamento, definindo o SoC desejado  $x_d(t)$  como a média dos SoC das células ou como o mínimo SoC dentre todas as células para um dado momento  $t$ . O **erro de rastreamento** é definido por

$$e_i := x_d - x_{3,i}, \quad i = 1, \dots, N, \quad (3.9)$$

onde o sinal desejado  $x_d$  será definido posteriormente.

É considerado o balanceamento passivo, sendo nesse método as diferenças de carga responsáveis pelo desbalanceamento dissipadas por um resistor  $R_b$ . O **objetivo de controle** consiste em encontrar um sinal de controle tal que o erro de rastreamento tenda a zero conforme  $t \rightarrow \infty$ .

## 3.2 Algoritmo de Controle e Equação do Erro

Sem perda de generalidade assuma que a bateria como um todo é descarregada através de uma carga que drena uma corrente  $I$ . A *lei de controle* proposta é dada por:

$$\begin{aligned} u_i &= I + v_i, \quad \text{com} \\ v_i &= \begin{cases} 0, & \text{se } e_i \geq 0, \\ R_b^{-1}y_i, & \text{se } e_i < 0, \end{cases} \end{aligned} \quad (3.10)$$

Considerando o erro  $e_i$ , as células são separadas nos seguintes grupos::  $J = \{j \in \mathcal{I} \mid x_{3,j} \leq x_d\}$  e  $K = \{k \in \mathcal{I} \mid x_{3,k} > x_d\}$ , sendo  $\mathcal{I} := \{1, \dots, N\}$ . De (3.1), obtém-se o seguinte sistema em malha fechada:

$$\dot{x}_{3,i} = \begin{cases} -I/Q, & i \in J, \\ -(R_b^{-1}y_i + I)/Q, & i \in K, \end{cases} \quad (3.11)$$

Portanto, a dinâmica de erro é dada por:

$$\dot{e}_i = \begin{cases} \dot{x}_d + I/Q, & i \in J, \\ \dot{x}_d + (R_b^{-1}y_i + I)/Q, & i \in K, \end{cases} \quad (3.12)$$

Considere a seguinte hipótese:

**(H1)** Cada célula  $i$  está sujeita a uma corrente que satisfaz  $|u_i(t)| < u^*$ ,  $\forall t$ , com

$$u^* = \frac{E(0)}{R}, \quad R = R_1 + R_2 + R_3, \quad (3.13)$$

e condições iniciais para  $x_{1,i}$  e  $x_{2,i}$  limitadas por:

$$\begin{aligned} |x_{1,i}(0)| &< \frac{E(0)}{R} R_1, \\ |x_{2,i}(0)| &< \frac{E(0)}{R} R_2, \end{aligned} \quad (3.14)$$

Note que a limitação na corrente de entrada imposta por **(H1)** não é restritiva, uma vez que a partir de estimativas dos parâmetros das células é possível projetar a corrente máxima de recarga  $I_r^*$  e de descarga  $I_d^*$  que garantam que as amplitudes das correntes das células se mantenham limitadas por  $u^*$ . Tais correntes são dadas por:

$$I_d^* = \frac{E(0)}{R} \left(1 + \frac{R_3}{R_b} - \frac{R_1+R_2}{R_b}\right) - \frac{E(1)}{R_b}, \quad (3.15)$$

$$I_r^* = \left(\frac{E(0)}{R} \left(1 + \frac{R}{R_b} - \frac{R_1+R_2}{R_b}\right)\right) \frac{R_b}{R_b - R_3}, \quad (3.16)$$

A restrição imposta por **(H1)** nas condições iniciais  $x_{1,i}$  e  $x_{2,i}$  assegura que  $y_i(t) > 0$  para o correto funcionamento do controle. O sinal de controle  $v_i$  para as células a serem descarregadas (grupo  $K$ ) é proporcional à tensão  $y_i$ , de forma que a inversão desta tensão faz com que o controle tenha seu sentido invertido também, o que impede o correto funcionamento do controle.

Seja uma função  $f_i(t) := 1 - \frac{u_i(t)}{u^*}$ . É fácil perceber que, como  $|u_i(t)| < u^*$ ,  $\forall t$  de acordo com **(H1)**, tem-se que:

$$0 \leq f_i(t) \leq 2, \quad \forall t, \quad (3.17)$$

Além disso, de (3.2), (3.3), **(H1)** e denotando  $\tau = R_1 C_1$ , tem-se que:

$$\begin{aligned} x_{1,i}(t) &= e^{-t/\tau} x_{1,i}(0) + \int_0^t e^{(\theta-t)/\tau} \frac{1}{C_1} u(\theta) d\theta, \\ x_{1,i}(t) &= e^{-t/\tau} x_{1,i}(0) + \int_0^t e^{(\theta-t)/\tau} \frac{1}{C_1} u^* (1 - f_i(\theta)) d\theta, \end{aligned} \quad (3.18)$$

Agora, resolvendo a integral  $\int_0^t e^{(\theta-t)/\tau} \frac{1}{C_1} u^* d\theta$ , pode-se escrever:

$$x_{1,i}(t) = e^{-t/\tau} x_{1,i}(0) + \frac{E(0)R_1}{R} (1 - e^{-t/\tau}) - \int_0^t e^{(\theta-t)/\tau} \frac{1}{C_1} u^* f_i(\theta) d\theta, \quad (3.19)$$

Como  $f_i(t) \geq 0$ ,  $\forall t$ , tem-se que  $\int_0^t e^{(\theta-t)/\tau} \frac{1}{C_1} u^* f_i(\theta) d\theta \geq 0$ . E considerando também os limites de  $x_{1,i}(0)$  dados em (3.14) tem-se que:

$$\begin{aligned} x_{1,i}(t) &< e^{-t/\tau} x_{1,i}(0) + \frac{E(0)R_1}{R} (1 - e^{-t/\tau}), \\ x_{1,i}(t) &< e^{-t/\tau} \frac{E(0)R_1}{R} + \frac{E(0)R_1}{R} (1 - e^{-t/\tau}), \\ x_{1,i}(t) &< \frac{E(0)R_1}{R}, \end{aligned} \quad (3.20)$$

Além disso, como  $f_i(t) \leq 2$ ,  $\forall t$ , pode-se escrever que  $-\int_0^t e^{(\theta-t)/\tau} \frac{1}{C_1} u^* f_i(\theta) d\theta \geq -\int_0^t e^{(\theta-t)/\tau} \frac{1}{C_1} u^* 2 d\theta = -2 \frac{E(0)R_1}{R} (1 - e^{-t/\tau})$ . Logo, considerando também os limites

de  $x_{1,i}(0)$  dados em (3.14) tem-se que:

$$\begin{aligned}
x_{1,i} &> -e^{-t/\tau} \frac{E(0)R_1}{R} + \frac{E(0)R_1}{R} (1 - e^{-t/\tau}) - \int_0^t e^{(\theta-t)/\tau} \frac{1}{C_1} u^* 2 d\theta, \\
x_{1,i} &> -e^{-t/\tau} \frac{E(0)R_1}{R} - \frac{E(0)R_1}{R} (1 - e^{-t/\tau}), \\
x_{1,i} &> -\frac{E(0)R_1}{R},
\end{aligned} \tag{3.21}$$

Seguindo o mesmo raciocínio para  $x_{2,i}$  tem-se que  $x_{1,i}$  e  $x_{2,i}$  são limitados por:

$$\begin{aligned}
|x_{1,i}(t)| &< \frac{E(0)}{R} R_1, \quad \forall t, \\
|x_{2,i}(t)| &< \frac{E(0)}{R} R_2, \quad \forall t,
\end{aligned} \tag{3.22}$$

Lembrando que  $E : \mathbb{R}^+ \rightarrow \mathbb{R}^+$  é uma função crescente com valor mínimo portanto em  $E(0)$  e considerando (3.4) tem-se:

$$y_i(t) > E(0) - u^* R, \quad \forall t > 0, \quad (i = 1, \dots, N), \tag{3.23}$$

e como  $u^* = E(0)/R$  pode-se assegurar que:

$$y_i(t) > 0, \quad \forall t > 0, \quad (i = 1, \dots, N), \tag{3.24}$$

Duas abordagens diferentes foram utilizadas para o balanceamento passivo com diferentes sinais de referência  $x_d$ . A primeira abordagem utiliza o SoC médio dentre as células como o valor desejado  $x_d$  e as células com SoC superior à média são descarregadas por resistores  $R_b$ . A segunda abordagem usa o SoC mínimo dentre as células como o valor desejado  $x_d$ . Nesse segundo caso todas as células com SoC diferentes de  $x_d$  são descarregadas por resistores  $R_b$ . Note que outras escolhas são possíveis para  $x_d$ , desde que este seja sempre inferior ao maior e superior ou igual ao menor SoC dentre as células da bateria.

Na **primeira abordagem**, o sinal de referência é dado por:

$$x_d := \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{3,i}, \tag{3.25}$$

ao passo que na **segunda abordagem** o sinal de referência é definido por:

$$x_d := \min\{x_{3,1}, \dots, x_{3,N}\}, \tag{3.26}$$

### 3.3 Estabilidade do Algoritmo

O resultado principal de estabilidade pode ser resumido no seguinte teorema:

**Teorema 1.** *Considere o sistema linear incerto (3.1) com lei de controle (3.10) e erro de rastreamento  $e_i$  em (3.9). Sendo (H1) válido para ambas as abordagens tem-se que a dinâmica de  $e_i$  (3.12) é assintoticamente estável.*

*Demonstração.* Considere a seguinte função de *Lyapunov* e a correspondente derivada temporal ao longo das trajetórias da equação de erro (3.12):

$$2V = \sum_{i=1}^N e_i^2, \quad \dot{V} = \sum_{i=1}^N e_i \dot{e}_i, \quad (3.27)$$

De acordo com a equação (3.12) pode-se reescrever  $\dot{V}$  em (3.27) como

$$\dot{V} = (\dot{x}_d + I/Q) \sum_{i=1}^N e_i + \sum_{i \in K} e_i R_b^{-1} y_i / Q, \quad (3.28)$$

Para a *primeira abordagem*, pela definição de  $x_d$  em (3.25) e lembrando que  $e_i = x_d - x_{3,i}$ , pode-se verificar que  $\sum_{i=1}^N e_i = Nx_d - \sum_{i=1}^N x_{3,i} = 0$ . Portanto, escreve-se:

$$\dot{V} = \sum_{i \in K} e_i R_b^{-1} y_i / Q, \quad (3.29)$$

Lembrando que **(H1)** implica  $y_i > 0, \forall i \in \mathcal{I}$ , fica evidente que  $\dot{V} < 0$ , uma vez que  $e_i < 0, \forall i \in K$ .

Para a *segunda abordagem*, a lei de controle também é dada por (3.10), mas  $x_d$  é dado pelo mínimo SoC dentre as células, de acordo com (3.26). Como  $x_d = x_j, \forall j \in J$  tem-se que  $\dot{x}_d = \dot{x}_{3,j}$ , e, portanto,  $\dot{x}_d = -I/Q$ . Então a derivada temporal  $\dot{V}$  em (3.28) também satisfaz (3.29). Sendo assim, a dinâmica do erro é assintoticamente estável.

# Capítulo 4

## Simulações Numéricas do Balanceamento Passivo

Neste capítulo serão realizadas simulações numéricas para avaliar os algoritmos de balanceamento em diferentes condições. Aplica-se ambos os algoritmos para realimentação de estados e saída (utilizando Filtro de Kalman). Avalia-se também o impacto resultante da presença de ruídos de medição e incerteza paramétrica, bem como do envelhecimento das células.

### 4.1 Realimentação de Estados

Foram realizadas simulações para avaliar o sistema de controle proposto, considerando primeiramente o balanceamento por realimentação de estados. A bateria é modelada por quatro células iguais conectadas em série e representadas pelo modelo de terceira ordem. As células foram inicializadas com diferentes SoC  $x_{3,i}(0)$ , a saber: 100%, 90%, 80% e 70% para  $i = 1 \dots 4$ , de forma a simular um desbalanceamento acentuado na bateria, e demais estados iniciais  $x_{2,i}(0) = x_{1,i}(0) = 0, i = 1 \dots 4$ , simulando uma situação de repouso das células. Para o modelo foi utilizada uma OCV  $E(x_3)$  segundo (2.12), repetida abaixo para conveniência:

$$E(x_3) = E_0 - (\mu_1/(x_3 + \delta_1)) - \mu_2 * (\log(1 - x_3 - \delta_2)), \quad (4.1)$$

com parâmetros

$$\begin{bmatrix} E_0 & \mu_1 & \mu_2 & \delta_1 & \delta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3,31V & 0,025V & 0,022V & 2\% & 1\% \end{bmatrix}, \quad (4.2)$$

Já os parâmetros utilizados para o modelo elétrico da célula são

$$\begin{bmatrix} C_1 & C_2 & C_3 & R_1 & R_2 & R_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 400F & 14000F & 700mAh/V & 0,07\Omega & 0,04\Omega & 0,2\Omega \end{bmatrix}, \quad (4.3)$$

Vale notar que tais parâmetros foram de fato identificados para uma célula real, conforme pode ser verificado no Capítulo 5.

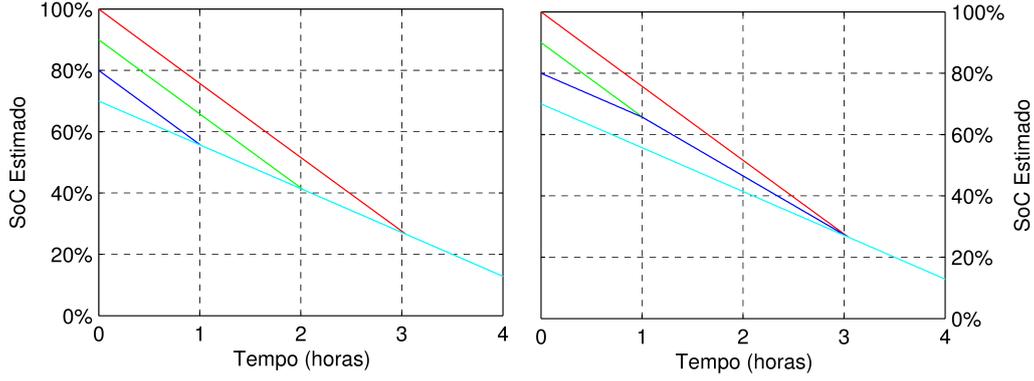
Para o balanceamento passivo por realimentação de estados foram testados ambos os algoritmos, de rastreamento de média e de mínimo, resultando no comportamento dos SoC apresentado na Figura 4.1. Note que, como as células de maior SoC e de menor SoC apresentam comportamento semelhante em ambos os algoritmos, a capacidade útil da bateria é aproximadamente igual para cada instante para ambos os casos, sendo o tempo de balanceamento (tempo de operação do sistema de balanceamento até que a bateria seja balanceada) virtualmente o mesmo para ambos os casos.

Por outro lado, duas diferenças se apresentam entre os algoritmos. Primeiramente, o balanceamento por mínimo apresenta um número máximo de  $N - 1$  ciclos de chaveamento (sendo  $N$  o número de células do sistema, para  $N$  células iguais) ao passo que o balanceamento por média apresenta chaveamento em alta frequência sempre que o SoC de uma das células chega ao valor rastreado. Outra diferença consiste na energia total dissipada pelo chaveamento, nota-se uma ligeira diferença entre os algoritmos que se justifica pelo fato de que as tensões das células variam conforme o SoC destas.

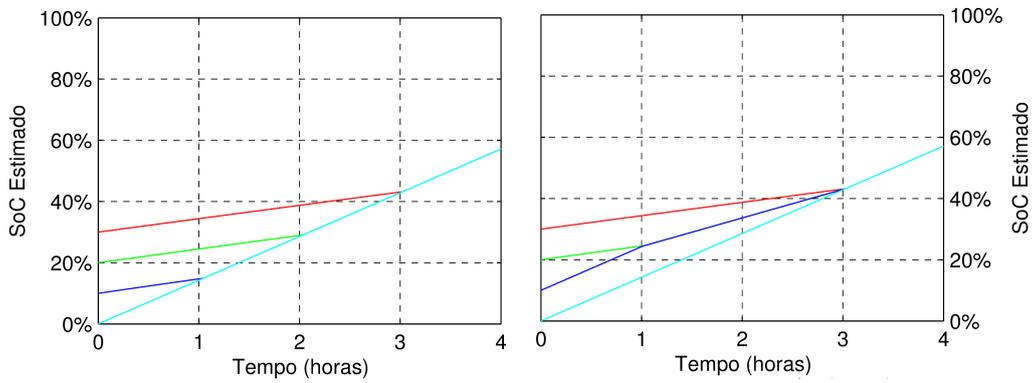
Para avaliar a diferença de energia dissipada entre os dois algoritmos, foram realizadas simulações nas quais o balanceamento se completa em apenas um semiciclo de descarga e em apenas um semiciclo de recarga. Para tanto o resistor de balanceamento utilizado foi de  $R_b = 47\Omega$  e a corrente de descarga e recarga de  $I = \pm 0,1A$ , sendo o algoritmo de balanceamento executado ora somente na descarga ( $I = +0,1A$ ) e ora somente na recarga ( $I = -0,1A$ ), conforme a Figura 4.1.

As energias dissipadas pelo sistema de balanceamento para o ciclo de descarga foram de  $4903J$  para o balanceamento por mínimo e de  $4895J$  para o balanceamento por média, de forma que o balanceamento por média se mostra vantajoso por desperdiçar menos energia da bateria. Já durante a recarga o balanceamento por mínimo se mostra vantajoso, dissipando  $4888J$  contra os  $4923J$  dissipados pelo balanceamento por média.

Um possível desenvolvimento em relação aos algoritmos de balanceamento pode ser feito no sentido de buscar o algoritmo ótimo que minimize uma função custo, função esta que pondere a energia dissipada na recarga, a energia dissipada na descarga e o tempo de balanceamento.



(a) Balanceamento por mínimo durante a descarga. (b) Balanceamento por média durante a descarga.



(c) Balanceamento por mínimo durante a recarga. (d) Balanceamento por média durante a recarga.

Figura 4.1: SoC das células de uma bateria para diferentes algoritmos e condições de balanceamento.

## 4.2 Realimentação de Saída

Nas simulações a seguir utiliza-se o modelo de terceira ordem para as células de bateria, considerando a curva  $E(x_3)$  proposta em (4.1) e os parâmetros de (4.2) e (4.3). O SoC é obtido via Filtro de Kalman Estendido (EKF) ou Filtro de Kalman *Unscented* (UKF), assumindo parâmetros **conhecidos**. Como ambos os filtros operam em tempo discreto, o modelo de terceira ordem com ruído aditivo (2.10) é discretizado para cada célula  $i$  utilizando o método de retenção de ordem zero (ZOH), com período de amostragem  $T = 0,1s$ , resultando em:

$$X_{t,i} = AX_{t-1,i} + Bu_{t,i} + w_{t,i}, \quad y_{t,i} = \mathcal{H}(X_{t,i}, u_{t,i}, v_{t,i}), \quad (4.4)$$

com  $A = e^{A_c T}$ ,  $B = \int_0^T e^{A_c s} ds B_c$  e  $\mathcal{H}(X_{t,i}, u_{t,i}, v_{t,i}) = E(x_{3,i}) - x_{1,i} - x_{2,i} - R_3 u_{t,i} + v_{t,i}$ . Note que  $\mathcal{H} = \mathcal{H}_c$

O EKF consiste num estimador recursivo para o vetor de estados  $X_{t,i} := [x_{1,i} \ x_{2,i} \ x_{3,i}]^T$  do sistema por meio de uma aproximação de primeira ordem por

série de Taylor para a função de saída  $\mathcal{H}(X_{t,i}, u_{t,i}, v_{t,i})$ . O segundo estimador utilizado é o UKF, que usa a transformada *unscented* [28] para calcular os momentos da variável aleatória (média e variância) necessários para o cálculo do ganho do estimador, sendo tais estimadores abordados brevemente no Apêndice A. Os resultados apresentados pelo EKF foram ligeiramente melhores. O EKF é implementado com base nas equações de predição (para os estados (A.27) e covariância (A.28)), do ganho (A.29) e de correção (para os estados (A.30) e covariância (A.31)). O UKF é descrito pelas equações de predição (A.32), do ganho (A.36) e de correção (para os estados (A.37) e covariância (A.38)). Vale notar que as diferenças entre esses estimadores consistem no modo como linearizam a função  $E(x_{3,i})$ , de forma que o desempenho dos estimadores depende desta função.

Foi implementado o algoritmo de balanceamento por rastreamento de mínimo SoC para uma bateria com quatro diferentes SoC iniciais ( $x_{3,i}(0)$ ), sendo eles 5%, 30%, 60% e 90% para  $i = 1 \dots 4$ . Os demais estados iniciais foram  $x_{2,i}(0) = x_{1,i}(0) = 0$ ,  $i = 1 \dots 4$ , simulando uma situação de repouso das células. Já  $E(x_{3,i})$  utilizado foi o mesmo da simulação por realimentação de estados. A simulação foi realizada utilizando ambos os estimadores citados (média e mínimo).

Foram implementados quatro estimadores, um para cada célula, baseados na discretização por ZOH do modelo da célula. Dentre os parâmetros utilizados para o filtro a covariância do processo e de medição são respectivamente  $H = \begin{bmatrix} 10^{-7} & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-7} & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-7} \end{bmatrix}$  e  $G = 5e - 3$  (ver Apêndice A). O modelo discreto da célula foi amostrado com frequência de  $10Hz$ .

Os estimadores são inicializados com os mesmos valores para todas as células, sendo as estimativas iniciais  $\hat{x}_{3,i}(0) = 50\%$  e  $\hat{x}_{2,i}(0) = \hat{x}_{1,i}(0) = 0$  e matriz de covariância inicial para tais estados  $P_i(0) = \begin{bmatrix} 0,2 & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-4} & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-4} \end{bmatrix}$ , com  $i = 1 \dots 4$ .

Os resultados de tal simulação são apresentados na Figura 4.2, valendo notar que o erro absoluto de estimação é sempre menor que 2% do SoC, sendo mais acentuado nas regiões de SoC intermediário. Tal efeito justifica-se pelo fato de que a dependência da OCV da célula em relação ao SoC ( $\frac{dE}{dx_{3,i}}$ ) é menor nessas regiões, de forma que as medidas das tensões das células trazem menos informação a respeito do SoC.

Por motivos de ordem prática o sistema de balanceamento opera com tolerância de 1% para as simulações a seguir, ou seja, o sistema de balanceamento só atua no sentido de descarregar uma célula se o SoC estimado superar o SoC rastreado em um valor superior à tolerância de 1%. Uma outra possibilidade seria vincular tal

tolerância às matrizes de covariância  $P$  dos estimadores ao longo do tempo.

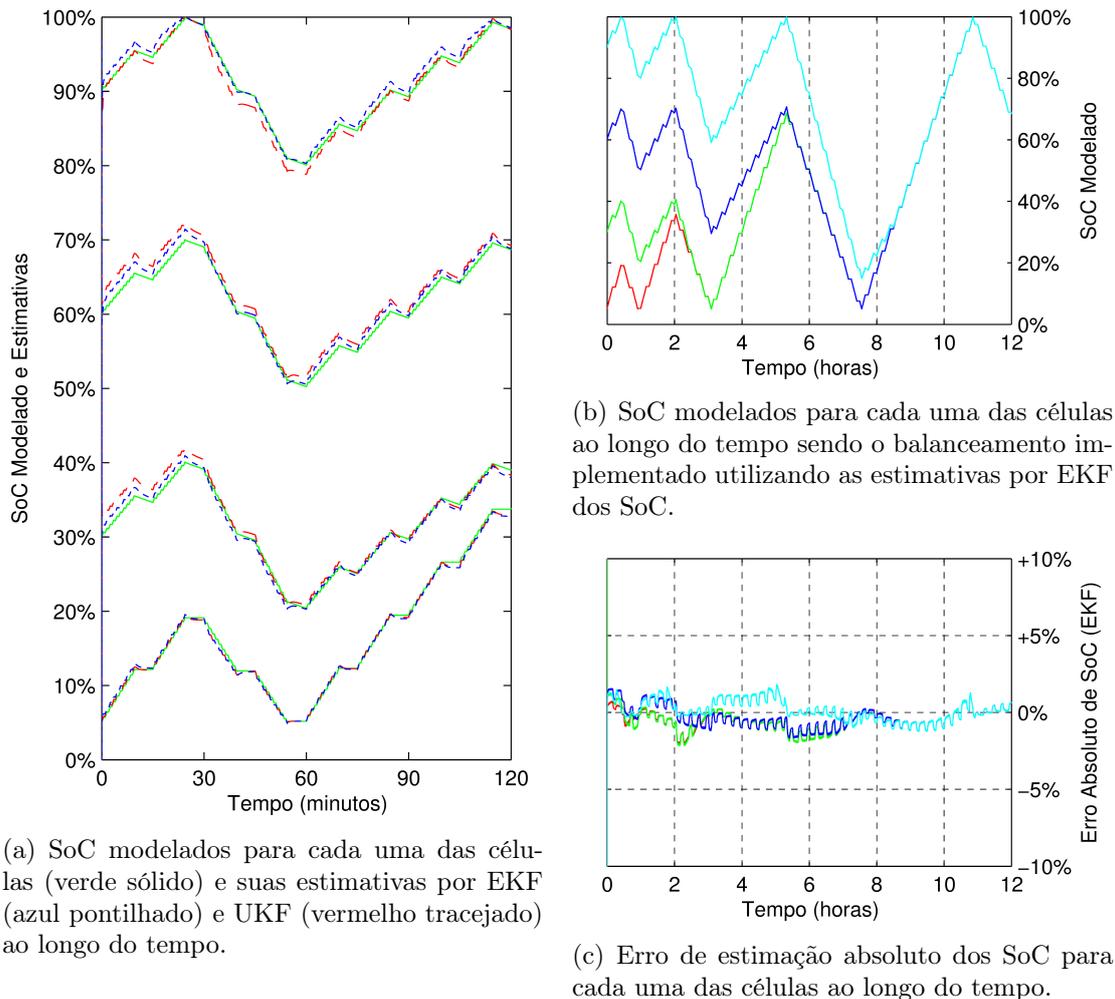
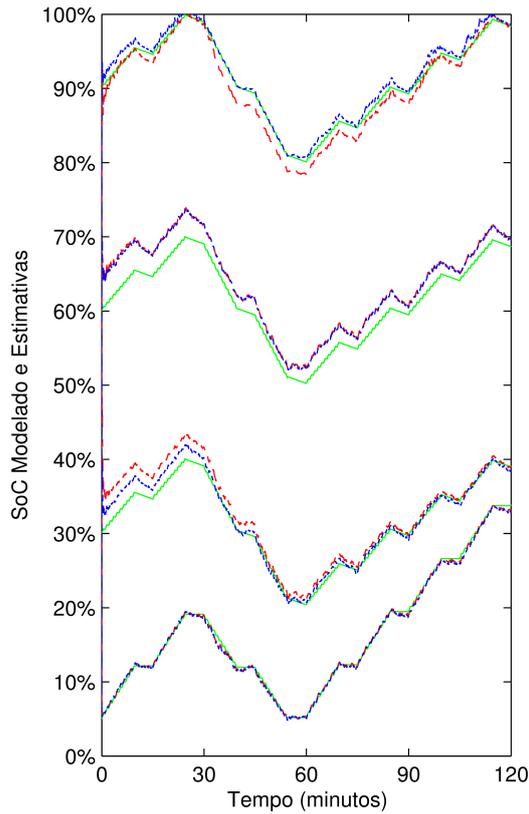


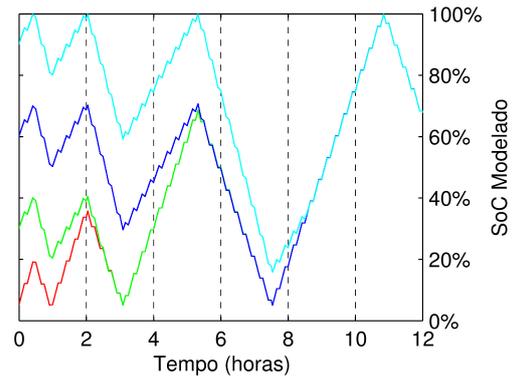
Figura 4.2: Resultados para o balanceamento por realimentação de saídas.

### 4.2.1 Ruído de Medição

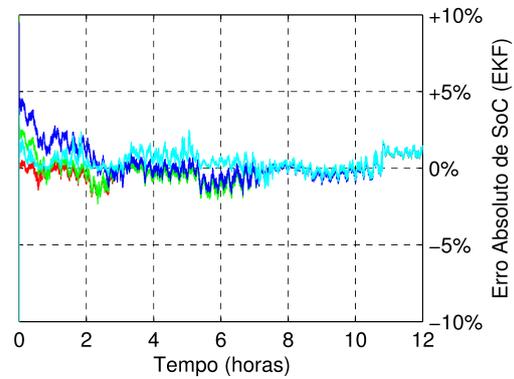
Para avaliar o efeito do ruído de medição de tensão e corrente foi adicionado um ruído gaussiano de média nula e variância  $5 \cdot 10^{-4}$  aos sinais de tensão ( $V$ ) e corrente ( $A$ ) que são fornecidos ao estimador. Notou-se que a convergência se torna um pouco mais lenta e os erros ligeiramente maiores, mas sem impacto significativo sobre o algoritmo de balanceamento. Tal efeito de certa forma é previsível, visto que ruídos de medição dessa ordem já são considerados por parte do estimador e não devem impactar significativamente no desempenho deste (uma estimativa dos ruídos de medição e de processo fornece as variâncias  $H$  e  $G$ ). Os resultados são apresentados na Figura 4.3



(a) SoC modelados para cada uma das células (verde sólido) e suas estimativas por EKF (azul pontilhado) e UKF (vermelho tracejado) ao longo do tempo.



(b) SoC modelados para cada uma das células ao longo do tempo sendo o balanceamento implementado utilizando as estimativas por EKF dos SoC.



(c) Erro de estimação absoluto dos SoC para cada uma das células ao longo do tempo.

Figura 4.3: Resultados para o balanceamento por realimentação de saídas com ruído nas medidas de tensão e corrente.

## 4.2.2 Células Envelhecidas Uniformemente

Um cenário possível em um sistema real de baterias é o envelhecimento das células da bateria. Tal fenômeno é responsável por aumentar a impedância interna da célula e reduzir a capacidade da célula após um grande número de ciclos de operação ou grandes períodos de tempo. Avalia-se a seguir a influência da alteração da impedância e da capacidade das células em um sistema de balanceamento de bateria por realimentação de estados cujos estimadores desconsiderem tais alterações.

### Resistência Interna Incrementada

Para simular um envelhecimento das células, as resistências  $R_{3,i}$  das células  $i = 1 \dots 4$  foram incrementadas em 10%, causando uma diferença entre o parâmetro utilizado pelo estimador e o parâmetro real. Os ruídos de medição foram mantidos como na simulação anterior. Na simulação observa-se um incremento significativo para os erros de estimação, havendo significativa sobre-estimação para os SoC intermediários durante as primeiras horas de simulação. Tal erro de estimação pode ser prejudicial

ao balanceamento se a resistência interna se alterar descasadamente entre as células de forma que o SoC de algumas células seja sobre-estimado e o de outras não. Esta situação será analisada na Subseção 4.2.3. Vale notar que a sobre-estimação dos SoC na simulação é explicada pelo fato de que uma maior resistência interna  $R_{3,i}$  das células implica em maior tensão média da célula durante a recarga do que a fornecida pelo modelo considerado, de forma que uma sub-estimação é esperada para situações nas quais a simulação é iniciada com uma descarga, já que nesse caso a tensão média das células seria inferior à esperada pelo modelo. Após algumas horas de simulação erros significativos de estimação ainda podem ser observados, com preponderância nos SoC extremos (próximos a 100% e 0%). Os resultados da simulação podem ser vistos na Figura 4.4.

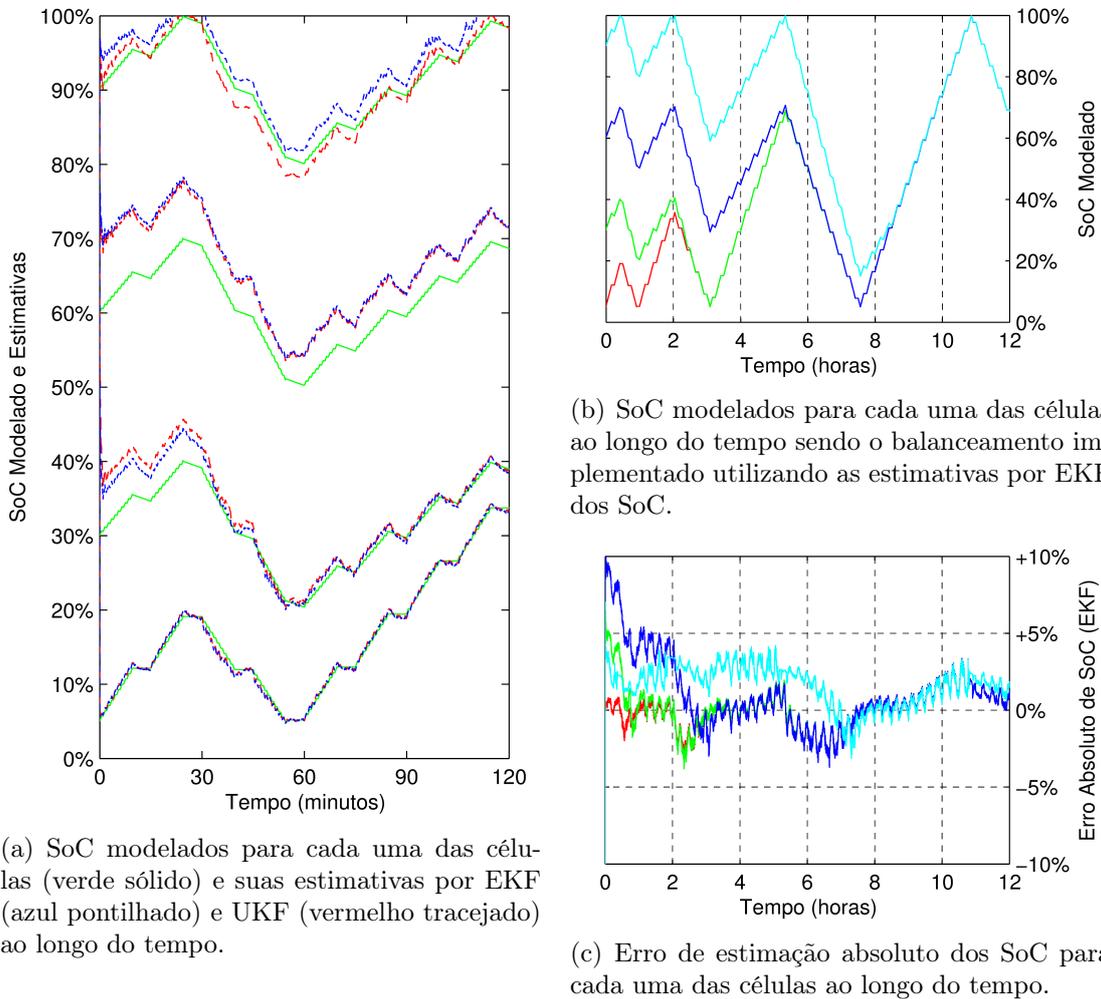


Figura 4.4: Resultados para o balanceamento por realimentação de saídas com erro no parâmetro  $R_{3,i}$ .

### Capacidade Reduzida

Para simular outro aspecto do envelhecimento das células, as capacidades  $Q = C_{3,i}$  das células foram reduzidas em 10%, causando um descasamento entre o parâmetro

utilizado pelo estimador e o parâmetro real. Os ruídos de medição foram mantidos como na simulação anterior. Na simulação observa-se em relação ao caso anterior uma tendência de convergência mais rápida, mas maiores erros de estimação após algumas horas de simulação. Nota-se ao fim da simulação uma clara preponderância dos erros nos SoC intermediários, alcançando picos de cerca de  $\pm 4\%$  e reduzindo drasticamente nos SoC extremos. Os resultados da simulação podem ser vistos na

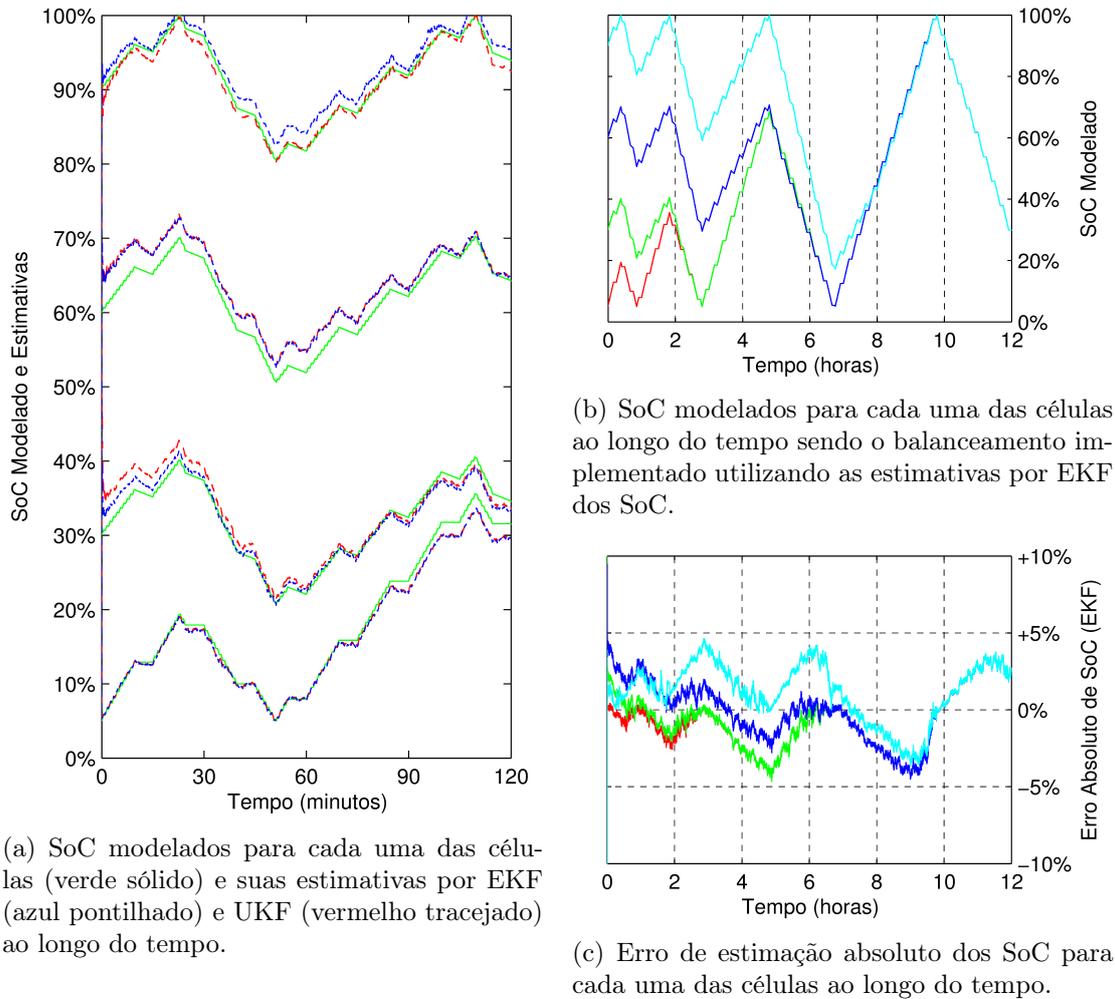


Figura 4.5: Resultados para o balanceamento por realimentação de saídas com erro no parâmetro  $Q$ .

Figura 4.5. Embora erros significativos de estimação sejam observados, estes não influem de forma significativa no balanceamento, visto que os erros atuam de forma comum em todas as células, não afetando o algoritmo de balanceamento. Vale notar que a capacidade útil e energia armazenável da bateria são reduzidas na mesma proporção que a redução da capacidade da célula. Uma análise com as capacidades desbalanceadas será realizada na Subseção 4.2.3 onde será avaliado o efeito do erro de medição para este caso.

### 4.2.3 Célula Envelhecida Não Uniformemente

Considerando o envelhecimento das células, há a possibilidade de que tal fenômeno se dê de uma forma não uniforme entre as células de uma bateria. Avalia-se a seguir o impacto no caso de apenas uma das células do sistema tendo seus parâmetros alterados, de forma a simular um envelhecimento não uniforme da bateria.

#### Resistência Interna Desbalanceada

Para avaliar o efeito de um envelhecimento desigual das células, foi utilizada uma bateria com uma das células (a célula  $i = 1$ ) com resistência  $R_{3,i}$  incrementada em 10% (portanto,  $R_{3,1} = 0,22\Omega$ ). A mudança do parâmetro resulta em uma contínua perda de energia e carga armazenada na célula devido à constante atuação do sistema de balanceamento. Tal efeito não é observado nos casos anteriores, nos quais o sistema de balanceamento não volta a atuar uma vez que a bateria esteja balanceada. A energia total dissipada pelo sistema de balanceamento é altamente dependente da tolerância determinada para o sistema de balanceamento.

A energia fornecida para a carga em cada ciclo foi de  $31,88KJ(8,85Wh)$  para o balanceamento por mínimo e  $31,23KJ(8,68Wh)$  para balanceamento por média, ao passo que na bateria sem a alteração na resistência da célula esta energia é de  $32,27KJ(8,99Wh)$  e no caso de todas as resistências incrementadas igualmente em 10% esta energia é de  $32,25KJ(8,96Wh)$ . Já a carga fornecida pela bateria é reduzida de  $700mAh$  (que é o caso para um envelhecimento por igual) para  $691,6mAh$  com o envelhecimento desigual e balanceamento por SoC mínimo e para  $674,9mAh$  com o balanceamento por SoC médio.

Nota-se, portanto que o prejuízo causado por um envelhecimento desigual das resistências internas das células é maior do que o de um envelhecimento por igual. É relevante frisar que este prejuízo não é devido às características da bateria, mas aos erros de estimação resultantes do envelhecimento desigual das células. Tais erros de estimação são menos prejudiciais ao balanceamento por mínimo do que ao balanceamento por média, conforme pode ser observado nos resultados apresentados na Figura 4.6.

#### Capacidade Desbalanceada

Para o caso de perda desigual de capacidade considera-se uma das células (a célula  $i = 1$ ) com capacidade reduzida em 10% (portanto,  $C_{3,1} = 630mAh/V$ ), utilizado-se uma tolerância de 1% para o algoritmo de balanceamento. A mudança do parâmetro resulta em uma perda de capacidade de igual magnitude na bateria, visto que no balanceamento passivo a carga não pode ser transferida entre as células.

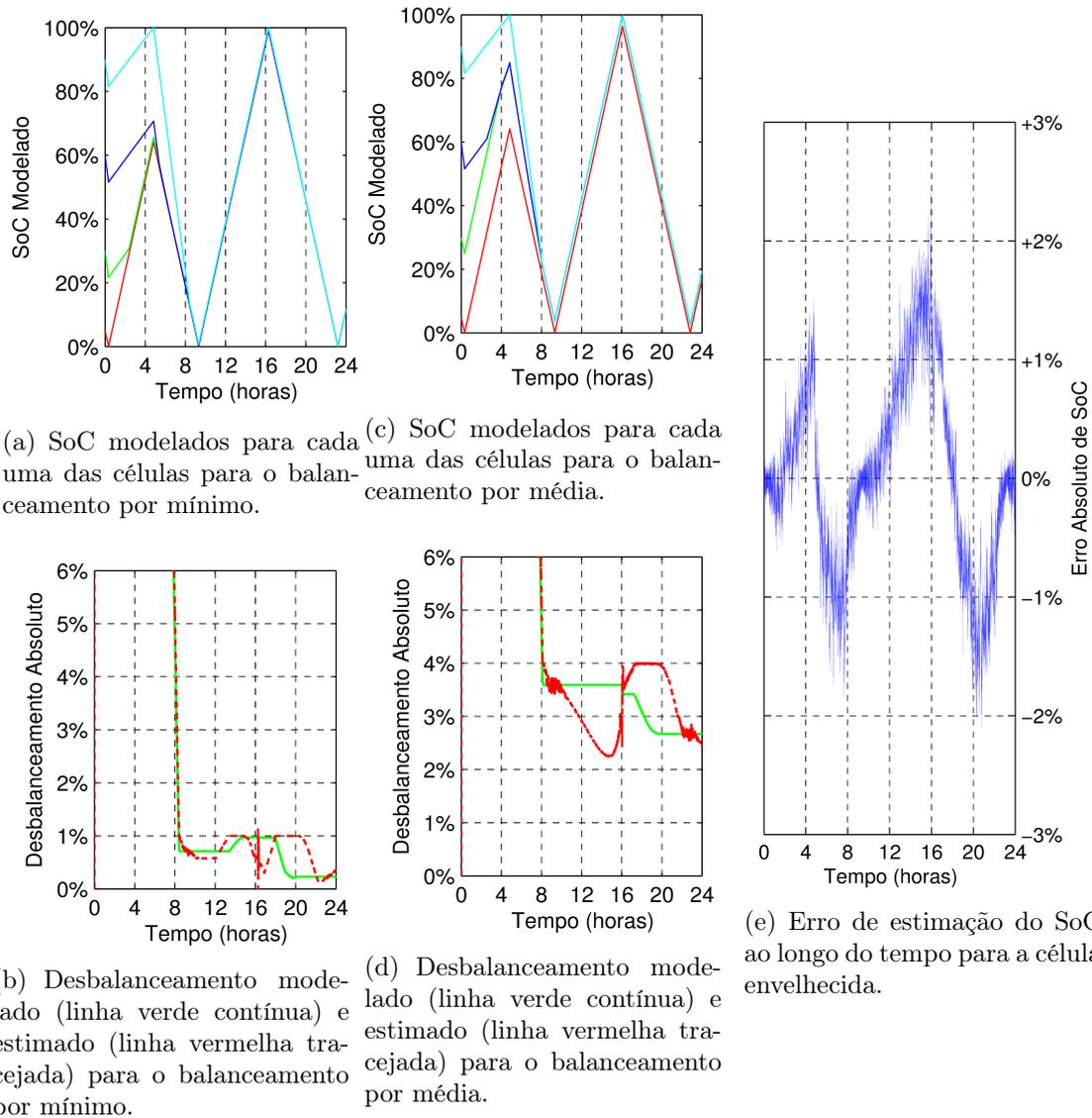


Figura 4.6: Resultados da simulação para bateria com resistência (parâmetro  $R_3$ ) envelhecida desigualmente.

A energia fornecida para a carga em cada ciclo foi de  $29,06KJ(8,07Wh)$  para o balanceamento por mínimo e  $29,14KJ(8,09Wh)$  para balanceamento por média. Vale notar que no caso da bateria sem a alteração na capacidade da célula esta energia é de  $32,27KJ(8,99Wh)$  e no caso de todas as capacidades reduzidas igualmente em 10% esta energia é de  $29,05KJ(8,07Wh)$ .

Já a carga fornecida pela bateria é reduzida de  $630mAh$  (que é o caso para um envelhecimento por igual) para  $628,9mAh$  com o balanceamento por SoC mínimo e para  $628,4mAh$  com o balanceamento por SoC médio.

Nota-se, portanto que o prejuízo causado por um envelhecimento desigual da capacidade das células não é significativamente superior ao envelhecimento por igual de mesma magnitude. Não há também diferença significativa de performance entre os algoritmos no que se refere à carga e energia fornecidas pela bateria, embora o

balanceamento por média permita um maior desbalanceamento entre as células. Os resultados relevantes são apresentados na Figura 4.7.

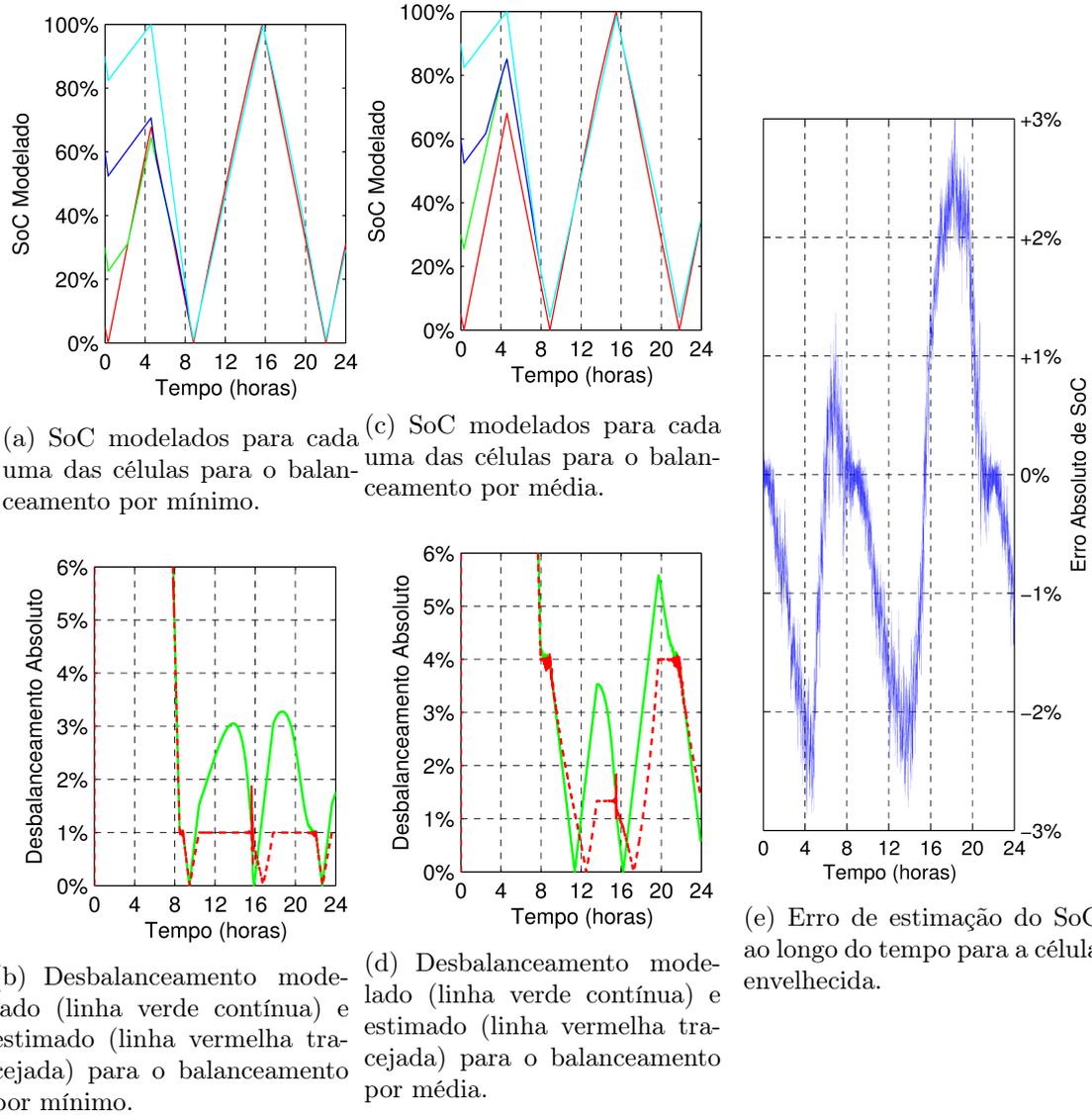


Figura 4.7: Resultados da simulação para bateria com capacidade (parâmetro  $Q$ ) envelhecida desigualmente.

# Capítulo 5

## Resultados Experimentais

Neste capítulo descrevem-se os experimentos realizados de acordo com o sistema de controle de balanceamento passivo desenvolvido no Capítulo 3. Na Seção 5.1 será descrito o *Hardware* e *Software* desenvolvido para o experimento enquanto que na Seção 5.2 apresenta-se o experimento para identificação dos parâmetros das células considerando um mesmo modelo de terceira ordem para recarga e descarga com uma célula de  $\text{LiFePO}_4$ . Na Seção 5.3 é apresentado um experimento para o sistema de controle de balanceamento passivo desenvolvido no Capítulo 3. Utiliza-se a segunda configuração proposta (rastreamento de SoC mínimo). Na Seção 5.4 é realizado um experimento para a estimação do SoC, avaliando-se o impacto do parâmetro  $Q$  (capacidade da célula) nas estimativas. Na Seção 5.5 são identificados os parâmetros para diferentes tipos de células, considerando modelos com parâmetros distintos para recarga e descarga.

### 5.1 *Hardware e Software* do Experimento

Uma bateria composta de quatro células de  $\text{LiFePO}_4$  (com tensões nominais de  $3,2V$ ) conectadas em série é carregada e descarregada por meio de uma fonte de corrente controlada por um sinal modulado por PWM. Um conjunto de relés é responsável pela inversão do sentido da corrente. Um sistema de balanceamento conecta ou desconecta resistores entre os terminais das células da bateria e uma eletrônica de condicionamento é usada para medir a tensão de cada célula. Um microcontrolador (AtMega 2560) é utilizado para interfacear a eletrônica de condicionamento e balanceamento com um computador via comunicação serial. O microcontrolador controla a amplitude e o sentido da corrente na fonte de corrente e adquire os sinais provenientes da eletrônica de condicionamento, além de enviar os comandos para a eletrônica de balanceamento. A bancada é representada esquematicamente na Figura 5.1, englobando: a fonte de corrente (que é composto pelo regulador de corrente, e pelos relés de inversão), a eletrônica de balanceamento, a eletrônica de

medição/condicionamento e a eletrônica microcontrolada.

e uma fotografia pode ser vista na Figura 5.5. Na foto a placa da esquerda contém o microcontrolador e um conversor UART-USB e é responsável por comandar a fonte de corrente e os relés de inversão, além de tratar da comunicação com o PC. A placa de baixo contém outro conversor UART-USB e a placa da direita contém os relés de inversão e o circuito de potência da fonte de corrente. A placa de cima contém os sistemas de medição e balanceamento, além do circuito de controle da fonte de corrente. As baterias podem ser vistas ao centro, sendo conectadas à fonte de corrente e ao sistema de balanceamento, ao passo que uma fonte no canto superior direito fornece os 20V necessários para a operação do sistema. Um osciloscópio foi utilizado para calibração do regulador de corrente e um PC foi utilizado para executar o algoritmo de balanceamento e registro de dados.

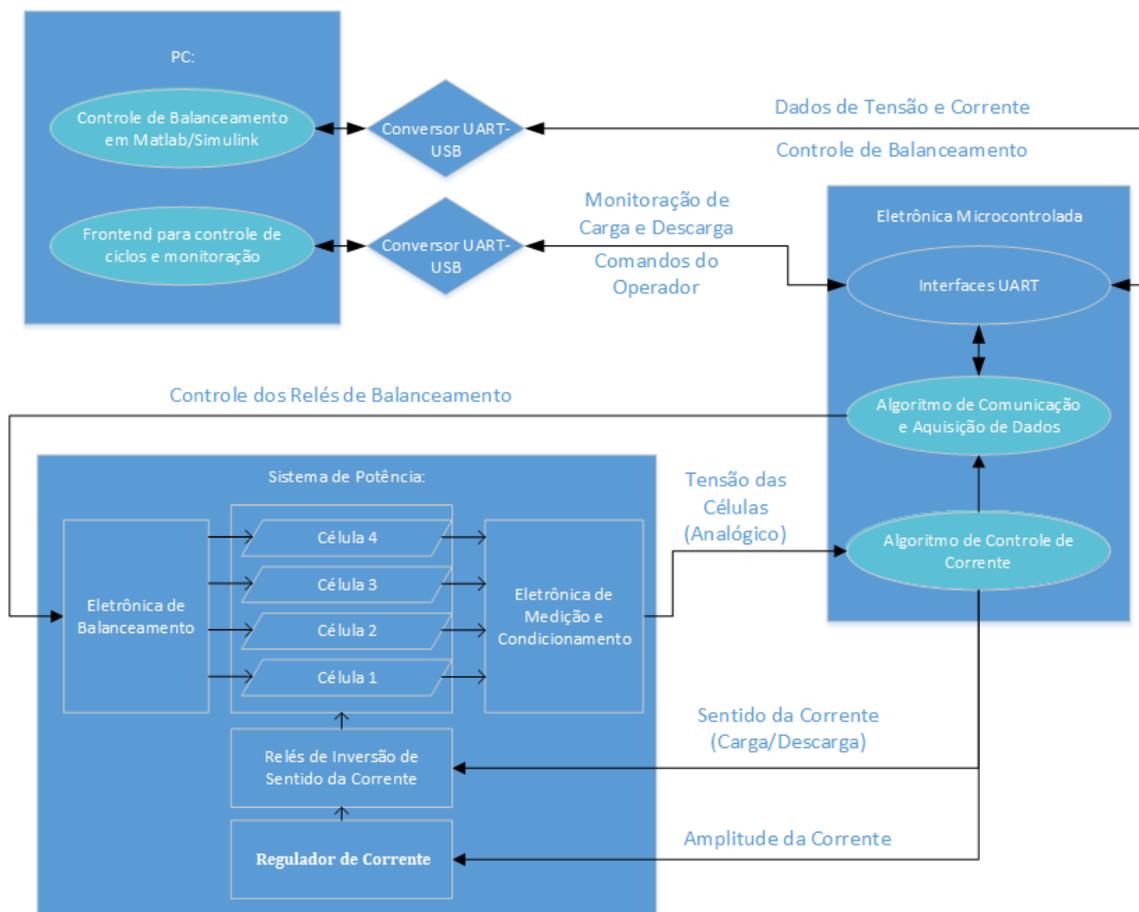


Figura 5.1: Representação esquemática dos componentes e algoritmos utilizados na bancada de testes

### Fonte de Corrente

A fonte de corrente é composta pelo regulador de corrente e pelos relés de inversão. O esquema do regulador de corrente pode ser visto na Figura 5.2 ao passo que a

ligação dos relés para inversão de sentido da corrente é apresentada na Figura 5.3.

As formas de onda relativas ao regulador de corrente são exibidas na Figura 5.4. o sinal PWM original (exemplificado na Figura 5.4-a) oriundo do microcontrolador é amplificado e tem sua referência alterada para  $V_{ref}$ , apresentado na Figura 5.4-b. O sinal com referência em  $V_{ref}$  é então atenuado por um divisor de tensão com ajuste na resistência  $R_{adj}$  do potenciômetro. Tal sinal é conectado à entrada de um amplificador operacional que atua como um seguidor de tensão (*buffer*), sendo sua saída filtrada por um circuito  $RC$ , de forma a gerar uma tensão proporcional ao ciclo de trabalho do sinal PWM, sinal este apresentado na Figura 5.4-c para diferentes ajustes de  $R_{adj}$ .

Esta tensão é então comparada por um segundo amplificador operacional com a tensão nos terminais do resistor  $R_{fb}$  (que é proporcional à sua corrente). A saída do segundo amplificador operacional atua na porta (*gate*) de um MOSFET de forma a igualar a tensão do sinal de controle filtrado, conforme a figura 5.4-d.

Os relés de inversão de corrente, ilustrados na Figura 5.3, são atuados simultaneamente e alteram as conexões entre o regulador de corrente e a bateria, de forma a inverter o sentido da corrente na bateria e, portanto, permitir que esta seja carregada ou descarregada.

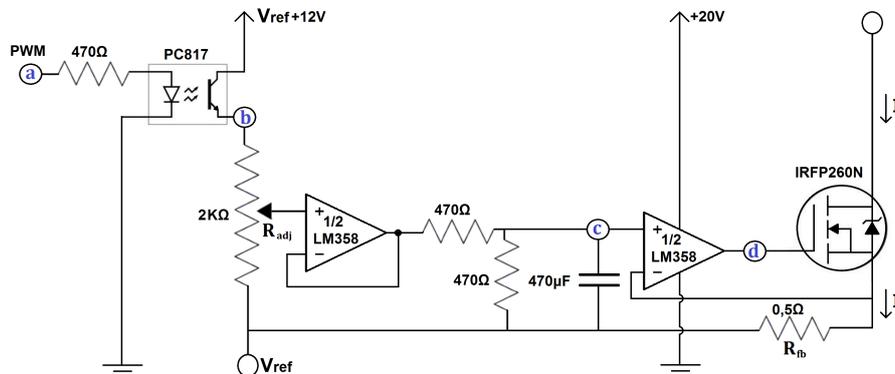


Figura 5.2: Circuito do regulador de corrente controlado por PWM.

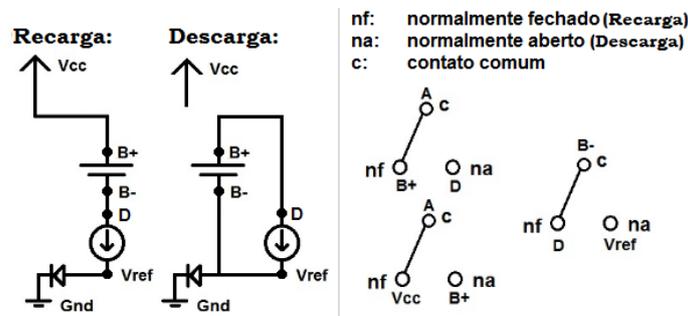
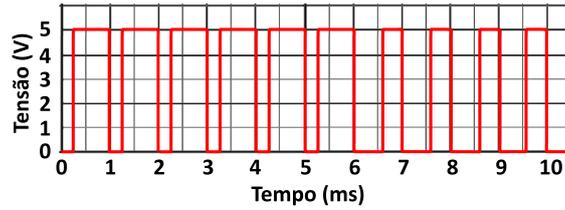
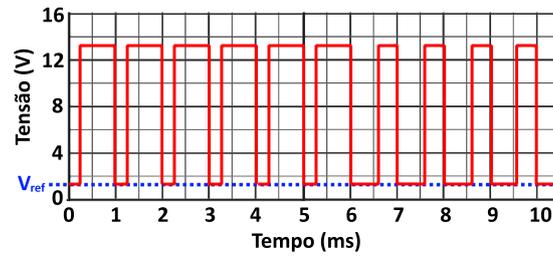


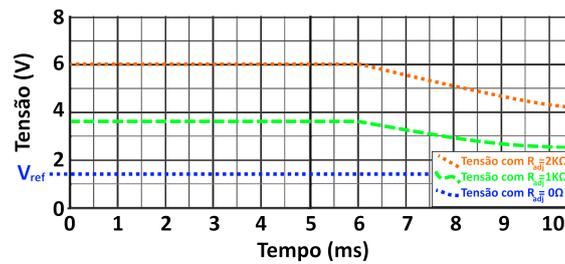
Figura 5.3: Esquema de ligação dos relés para inversão de corrente, possibilitando a recarga e descarga da bateria.



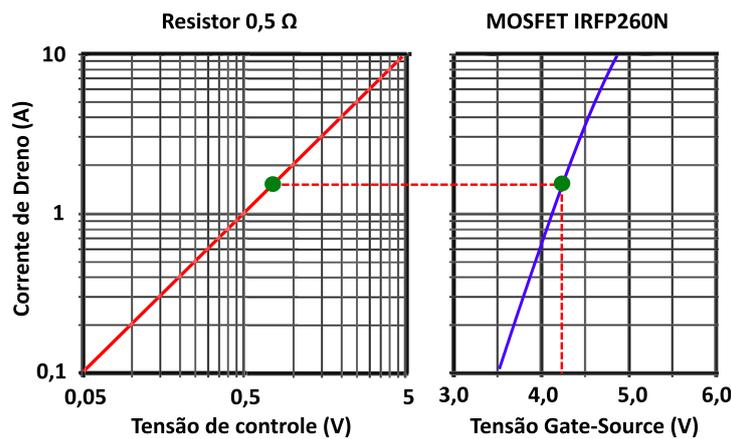
(a) Exemplo de sinal PWM oriundo do microcontrolador.



(b) Sinal PWM amplificado com referência em  $V_{ref}$ .



(c) Sinal atenuado pelo divisor de tensão e filtrado pelo circuito  $RC$ , para diferentes ajustes de  $R_{adj}$ , note que a ondulação (*ripple*) é desconsiderada.



(d) Corrente no resistor  $R_{fb}$  em função do sinal de controle filtrado e tensão Gate-Source do MOSFET ajustada pelo amplificador operacional em função do sinal da corrente no resistor  $R_{fb}$ .

Figura 5.4: Formas de onda do regulador de corrente.

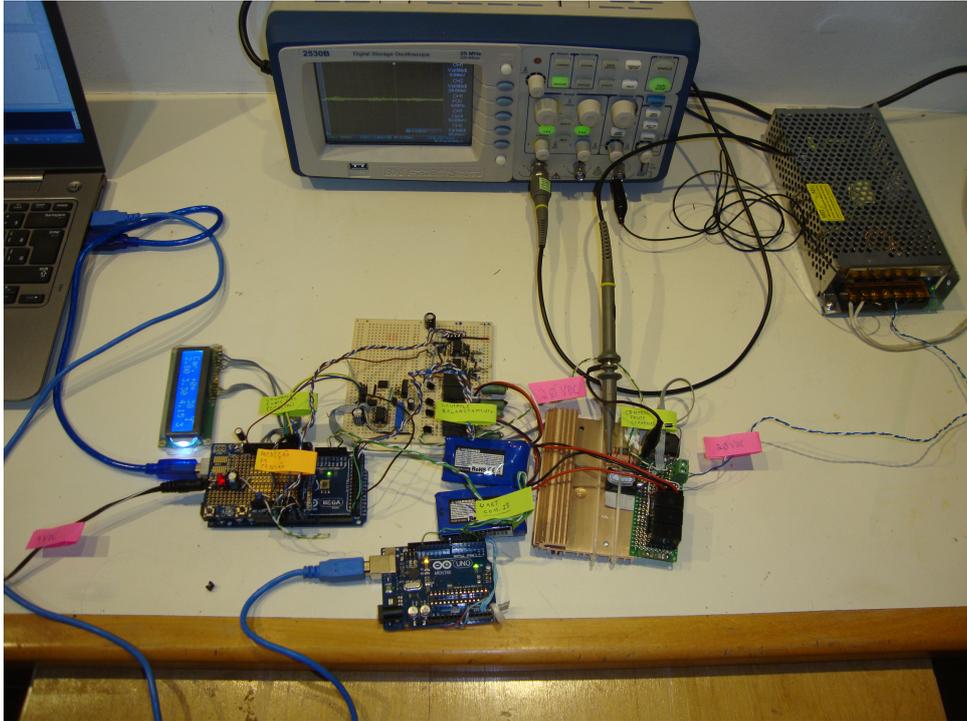


Figura 5.5: Montagem do experimento.

### Eletrônica de Balanceamento

A eletrônica de balanceamento consiste, para cada uma das quatro células, em um resistor e um relé eletromecânico, relé este atuado pelo microcontrolador por meio de um transistor operado como chave digital. O relé conecta ou desconecta o resistor de descarga à célula, drenando uma corrente de descarga na célula. A corrente de balanceamento não é medida, mas estimada a partir da tensão sobre o resistor de balanceamento. Os resistores são previamente medidos com precisão que garanta uma boa estimativa da corrente. Utilizou-se resistores de  $47\Omega$  sobre-dimensionados em termos de potência (de forma a evitar variações de resistência devido a grandes mudanças na temperatura destes). O circuito de balanceamento para uma célula  $i$  é demonstrado na Figura 5.6, sendo o sinal de controle proveniente do microcontrolador.

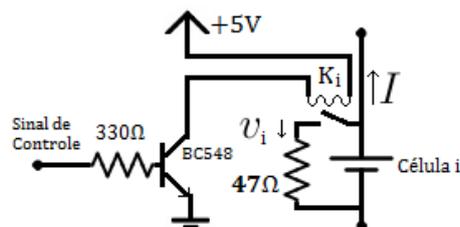


Figura 5.6: Circuito de balanceamento passivo para uma célula  $i$ .

## Eletrônica de Medição/Condicionamento

A eletrônica de condicionamento consiste, para cada uma das células, em um amplificador operacional em modo subtrator, de modo que a saída do amplificador em relação ao terra ( $Gnd$ ) é proporcional à diferença da tensão entre os terminais negativo e positivo de cada célula. Vale notar que em qualquer situação a tensão mínima em um terminal de uma célula será superior a  $V_{ref}$  e inferior a  $V_{cc} = 20V$  (definidos na Figura 5.2), de forma que o amplificador sempre opere em sua faixa linear. A eletrônica de condicionamento para uma das células é mostrada na Figura 5.7.

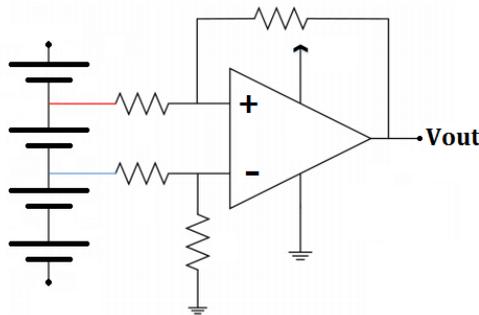


Figura 5.7: Circuito da eletrônica de balanceamento para uma das células.

## Eletrônica Microcontrolada para Comunicação/Acionamento

O microcontrolador gera o sinal PWM para controle do regulador de corrente, os sinais para os relés de inversão e para o sistema de balanceamento. Também mede as tensões por meio de seus conversores analógicos-digitais conectados à eletrônica de condicionamento. O microcontrolador se comunica com o computador por meio de duas portas seriais (UART) conectadas cada uma a um conversor UART-USB. Uma das conexões seriais é utilizada para enviar os sinais de tensão e corrente para o sistema de controle implementado em Matlab/Simulink e receber o sinal de controle de balanceamento correspondente. A segunda conexão serial é utilizada para enviar dados para monitoração por parte do operador e para registro de dados, bem como para receber comandos do usuário para alterar parâmetros de funcionamento do sistema. O período de amostragem do sistema é de 1s.

## Software

O microcontrolador executa dois algoritmos principais, sendo um deles responsável por enviar e receber as informações pelas portas UART, interpretar os comandos do usuário e o sinal de controle de balanceamento e codificar as medições de tensão e o sinal de corrente para envio. O segundo algoritmo é responsável por gerar os sinais de amplitude e sentido de corrente, de forma a gerar pulsos de corrente

com largura definida intercalados com tempos de relaxamento para as células. O segundo algoritmo é também responsável por monitorar as tensões das células, de forma a alternar o sentido da corrente quando uma das células alcançar a tensão máxima ou mínima pré-definidas para operação. Uma visão geral do programa do microcontrolador é apresentada na Figura 5.8, sem entrar nos detalhes referentes ao algoritmo de comunicação.

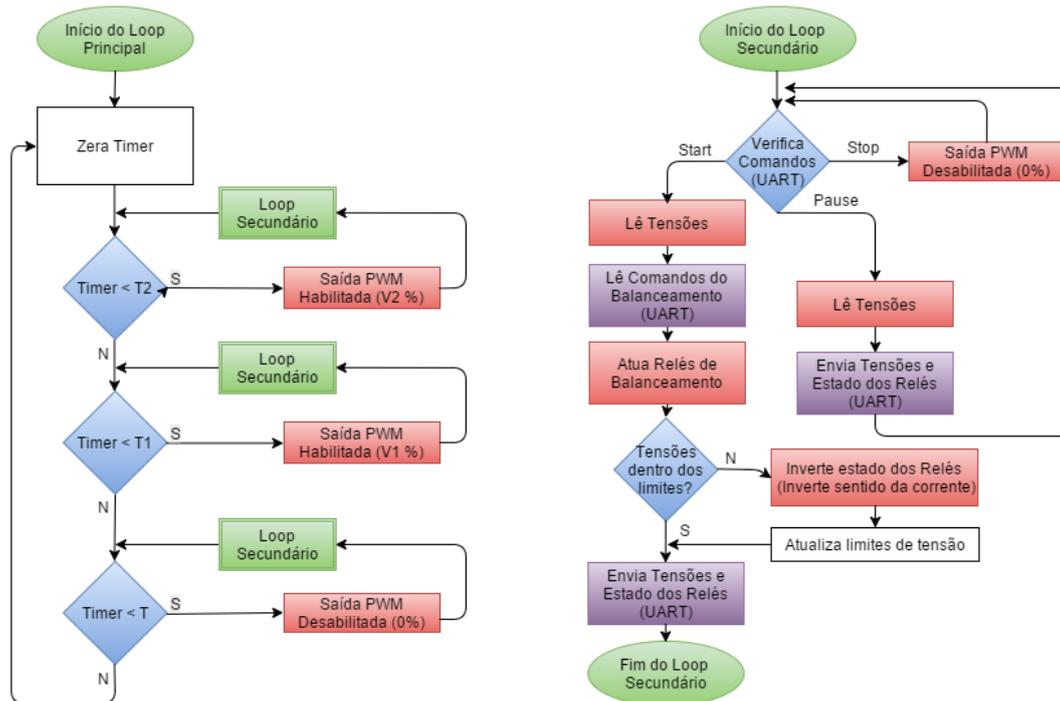


Figura 5.8: Fluxograma referente ao programa executado pelo microcontrolador.

O computador executa dois programas distintos, responsáveis cada um por uma conexão serial. O programa executado em MatLab/Simulink, o **controle de balanceamento**, é responsável por receber as informações de tensão e corrente das células e utilizá-las para estimar os estados de carga. Para cada uma das quatro células um estimador obtém o SoC, executando o algoritmo de balanceamento resultante. O programa também envia o sinal de controle dos relés de balanceamento para o microcontrolador por interface serial. O segundo programa, a **interface com o usuário**, executado em um ambiente de desenvolvimento baseado na linguagem de programação *Processing* é responsável por ler os dados de monitoração, exibí-los em forma amigável ao operador e registrá-los em arquivo texto. É responsável também por enviar comandos do usuário como início e parada dos semiciclos de recarga e descarga. A comunicação serial reservada à monitoração pode também ser utilizada para alterar o algoritmo em execução no microcontrolador sem que seja necessário interromper a simulação do Matlab/Simulink. Uma captura de tela da **interface com o usuário** pode ser vista na Figura 5.9.

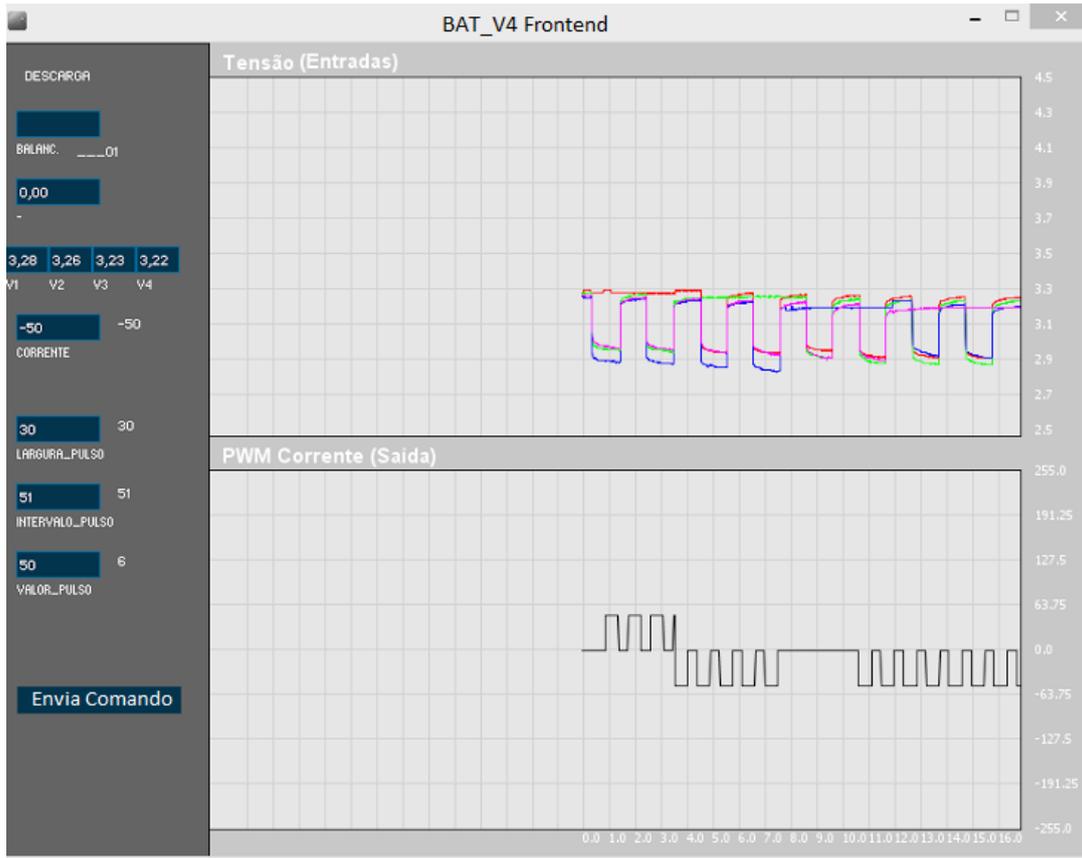


Figura 5.9: Captura de tela da interface com o usuário.

## 5.2 Identificação dos Parâmetros

Trata-se a seguir da identificação dos parâmetros para o modelo de terceira ordem (2.1). Por motivos de ordem prática a capacidade  $Q$  não será estimada, sendo utilizado o valor nominal desta fornecido pelo fabricante.

Como mencionado anteriormente, a bancada de teste para identificação dos parâmetros das células utiliza um microcontrolador atuando num regulador de corrente que carrega e descarrega cada célula de  $\text{LiFePO}_4$ . É gerado um trem de pulsos com amplitude  $u_p$  constante durante um intervalo de comprimento  $t_p$  seguido de uma corrente nula por um intervalo de tempo  $t_e$  (denominado tempo de extinção). A duração dos pulsos é fixa em  $t_p = 30s$  e a amplitude varia para descarga ( $u_p = 587mA$ ) e recarga ( $u_p = -897mA$ ). Utilizou-se um tempo de extinção em circuito aberto  $t_e = 30s$ .

Após cada dez pulsos é dado um intervalo de relaxamento (com corrente nula) de  $t_r = 330s$ , para permitir uma melhor avaliação das dinâmicas da célula. Seja um pulso completo o pulso formado por um intervalo  $t_p$  seguido do seu intervalo de tempo de extinção  $t_e$ . Além disso, seja  $t$  um instante de tempo pertencente a algum intervalo de extinção ou de relaxamento e  $n$  o número de intervalos  $t_p$  (corrente diferente de zero) contidos no intervalo  $[0, t]$ . Note que a integral dos pulsos de

corrente ( $Q_p$ ) é dada por:

$$Q_p := - \int_0^t u(\tau) d\tau = -t_p u_p n, \quad (5.1)$$

Portanto, se o experimento for iniciado com um SoC conhecido para a célula ( $x_3(0)$ ), é possível obter o SoC para cada momento subsequente  $x_3(t)$  por meio de (5.1). De fato, de (2.5), repetido a seguir por conveniência:

$$\dot{x}_3 = -\frac{u}{Q}, \quad (5.2)$$

e considerando  $u$  dado pelo trem de pulsos, tem-se, para um número  $n$  de pulsos completos, que:

$$x_3(t) = x_3(0) - (t_p u_p n)/Q, \quad (5.3)$$

Além de controlar os pulsos de corrente o microcontrolador adquire a tensão da célula a uma taxa constante de 1s. As tensões medidas são transmitidas para um computador por meio de interface serial para análise posterior.

### Identificação da Capacidade e da Curva de Tensão de Circuito Aberto

Para determinar a curva de OCV em função do SoC realiza-se experimentos carregando e descarregando a célula e medindo as tensões durante e nos intervalos entre os pulsos de corrente [17]. A curva (4.1), repetida a seguir por conveniência, é determinada ajustando-se aos pontos referentes às tensões ao final de cada intervalo de relaxamento.

$$E(x_3) = E_0 - (\mu_1/(x_3 + \delta_1)) - \mu_2 * (\log(1 - x_3 - \delta_2)),$$

Note que o intervalo  $t_r$  é dimensionado de forma a permitir que os estados  $x_1$  e  $x_2$  alcancem estado estacionário, de forma que a curva de OCV  $E(x_3)$  possa ser determinada.

Cada um dos parâmetros da curva possui uma função bem definida, de forma que tais parâmetros podem ser ajustados empiricamente sem grandes dificuldades.  $E_0$  é responsável pela tensão da célula em SoC intermediário,  $\mu_1$  responsável pela intensidade da queda de tensão da célula em baixo SoC ao passo que  $\mu_2$  é responsável por determinar o nível de incremento de tensão da célula em alto SoC. Finalmente,  $\delta_1$  e  $\delta_2$  são responsáveis por ajustar as tensões definidas para os limites de SoC 0% e 100%, respectivamente.

Lembrando que a capacidade da célula ( $Q$ ) se refere à carga fornecida entre os estados totalmente carregado e totalmente descarregado,  $Q$  pode ser obtido pelo procedimento a seguir. A célula é totalmente recarregada e então totalmente des-

carregada aplicando pulsos de corrente tais que  $Q = Q_p$ . Os SoC de 100% e 0% podem ser obtidos pelos limites de OCV previamente definidos.

Além disso, partindo de uma célula totalmente carregada (ou descarregada) e considerando (5.3), pode-se obter o SoC da célula  $x_3(t)$ ,  $\forall t$ . As amostras  $y_k$  da tensão da célula  $y(t)$  são obtidas em  $t = k(t_p + t_e) + t_p + t_\Delta$ , ou seja,  $y_k = y(t)|_{t=k(t_p + t_e) + t_p + t_\Delta}$ , não havendo corrente circulando na célula entre os instantes  $t = k(t_p + t_e) + t_p$  e  $t = k(t_p + t_e) + t_p + t_\Delta$ , de forma que o intervalo  $t_r$  seja adequadamente dimensionado, com  $t_r > t_\Delta$ .

O SoC  $x_3(t)$  é obtido por (5.3), completando, assim, os pares de dados para SoC/tensão. Utilizando esse conjunto de dados a função  $E(x_3)$  pode ser diretamente identificada por (2.6) utilizando mínimos quadrados [13] ou ajustando empiricamente. De fato, de (2.6) pode-se escrever para  $k = 0, 1, \dots$ :

$$y(t) \approx E(x_3(t)), \quad t = k(t_p + t_e) + t_p + t_\Delta, \quad (5.4)$$

considerando que o tempo  $t_\Delta$  seja grande o suficiente para que os termos  $x_1(t)$  e  $x_2(t)$  possam ser negligenciados (ou seja, que  $x_1(t)$  e  $x_2(t)$  alcancem seus valores em estado permanente, que, para  $u = 0$  são  $x_{1SS} = x_{2SS} = 0$ ). Os parâmetros para a estimativa da curva de OCV  $\hat{E}(\cdot)$  para as células testadas obtidos foram:

$$\begin{bmatrix} \hat{E}_0 & \hat{\mu}_1 & \hat{\mu}_2 & \hat{\delta}_1 & \hat{\delta}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3,31V & 0,025V & 0,022V & 2\% & 1\% \end{bmatrix} \quad (5.5)$$

## Parâmetros Identificados

Os parâmetros dinâmicos dos circuitos  $RC$  foram estimadas a partir das curvas de tensão nos períodos de relaxamento de  $t_r$  e  $t_e$  e a partir da histerese entre os ciclos de recarga e descarga da célula. Vale notar que as estimativas buscam refletir os comportamentos em ordem de grandeza somente, até porque certa variação entre estes pode ser observada entre diferentes células e entre diferentes SoC. Os parâmetros considerados são:

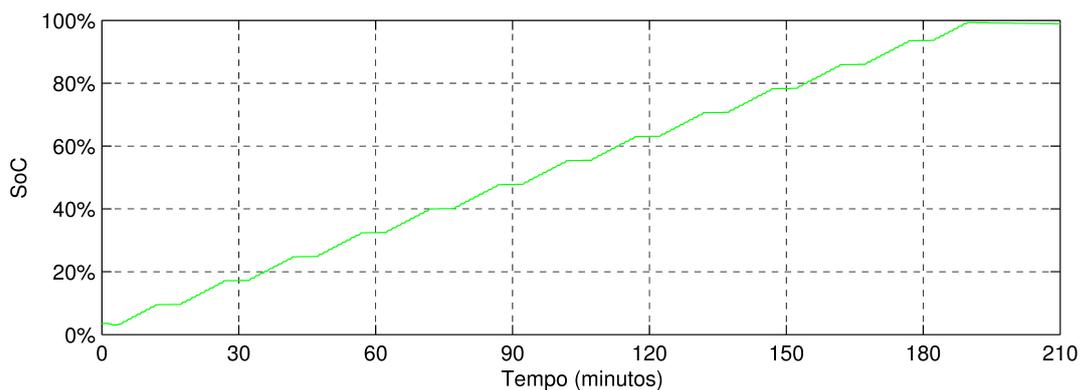
$$\begin{bmatrix} C_1 & C_2 & R_1 & R_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 400F & 14000F & 0,07\Omega & 0,04\Omega \end{bmatrix} \quad (5.6)$$

Os parâmetros de capacidade da célula  $Q$  não foram identificados devido ao tempo necessário para identificar tais parâmetros e pelo fato de ser disponível o valor nominal deste, fornecido pelo fabricante. Como a capacidade nominal fornecida pelo fabricante é de  $700mAh$ , este valor foi utilizado para os modelos subsequentes, de forma a simplificar a implementação dos estimadores. Vale notar que para estimação desse parâmetro são necessárias curvas completas de recarga e descarga individualmente para cada célula, de forma que em um sistema composto de muitas

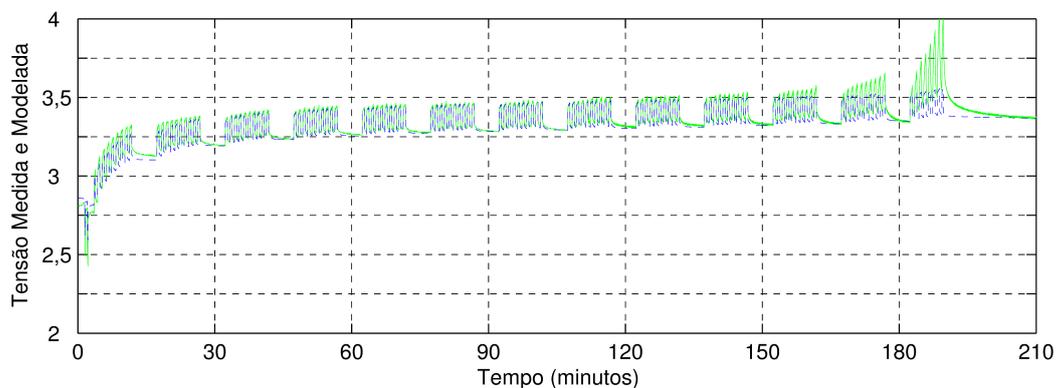
células se torna inviável estimar  $Q$  para todas as células, o que justifica o uso de um valor nominal padrão para o modelo das células.

Finalmente, para as impedâncias internas  $R_3$  foram medidas as variações de tensão em cada célula nas transições dos pulsos (transições entre períodos  $t_p$  e  $t_e$ ), de forma que os valores para as células de 1 a 4 são  $0,2\Omega$ ,  $0,225\Omega$ ,  $0,245\Omega$  e  $0,225\Omega$ . Ao contrário de  $C_3 = Q$  este parâmetro pode ser estimado observando-se a resposta da tensão da célula para poucos pulsos de corrente, de forma que sua rápida identificação permite o uso de valores individuais para cada modelo de célula. Note que os parâmetros da célula coincidem com os parâmetros utilizados para as simulações anteriores, de forma que aqueles foram escolhidos de acordo com os valores identificados da célula.

As tensões medidas e estimadas pelo modelo, considerando os parâmetros identificados, são comparadas conforme o SoC é alterado nos ciclos de recarga e descarga. Os resultados são apresentadas para uma das células nas Figuras 5.10 e 5.11. Vale notar que para tal curva foi considerada a capacidade  $Q$  identificada para tal célula e não a capacidade nominal.

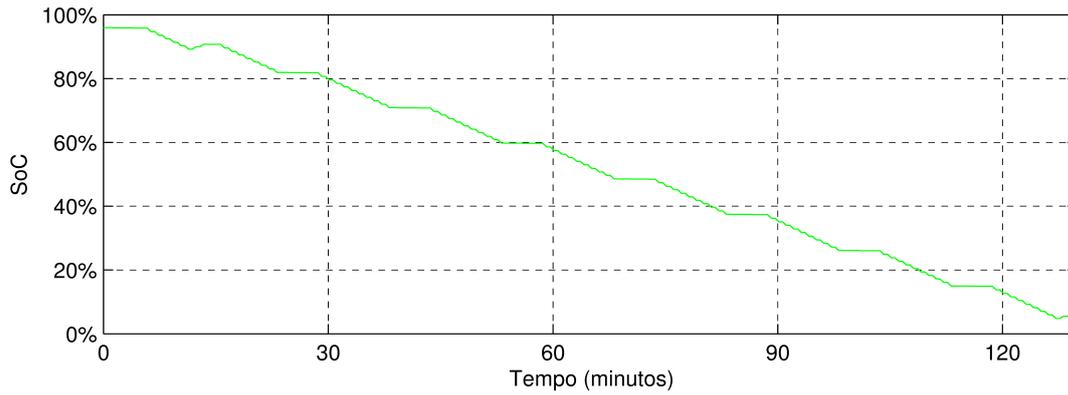


(a) SoC ao longo do tempo para a célula estudada durante o semiciclo de recarga.

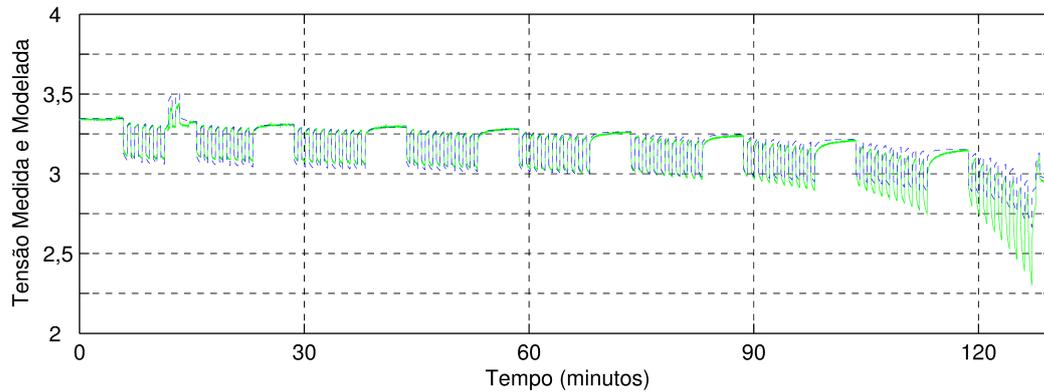


(b) Tensão medida na célula (em linha verde contínua) e a tensão gerada pelo modelo (em linha azul pontilhada).

Figura 5.10: Curvas de recarga da célula resultante dos parâmetros identificados.



(a) SoC ao longo do tempo para a célula estudada durante o semiciclo de descarga.



(b) Tensão medida na célula (em linha verde contínua) e a tensão gerada pelo modelo (em linha azul pontilhada).

Figura 5.11: Curvas de descarga da célula resultante dos parâmetros identificados.

### 5.3 Experimento de Balanceamento

O experimento de balanceamento se utiliza de pulsos de mesma forma dos utilizados para identificação do modelo. A bateria é previamente desbalanceada e então submetida a dois ciclos completos de descarga e recarga. O experimento é conduzido de forma a interromper a recarga quando o SoC de uma das células se aproximar de 100% e a interromper a descarga quando o SoC de uma das células se aproximar de 5%. Tais limites são implementados através da monitoração das tensões das células, tomando vantagem do fato de que tais tensões apresentam acentuada dependência do SoC para valores próximos a tais limites. Vale notar que, devido à grande quantidade de tempo necessária para executar a recarga e descarga da célula, o experimento foi automatizado, de forma a iniciar sempre a descarga após finalizar a recarga e vice-versa.

A figura de mérito para descrever o SoC ao longo do tempo se baseia em um modelo com os SoC iniciais conhecidos no início e fim de cada semiciclo de recarga ou descarga. Tais SoC iniciais podem ser obtidos de duas formas:

- permitindo que as células repousem (i.e. permaneçam sem circulação de cor-

rente) durante um tempo superior ao tempo de assentamento de  $x_1$  e  $x_2$  ( $x_1 = x_2 = 0$ ). Mede-se as tensões das células após este período, comparando as tensões  $y$  com as curvas de OCV das células  $E(x_3)$ .

- medindo as tensões  $y$  das células próximo aos limites de 100% e 0% e comparando-as com valores previamente estabelecidos. A grande dependência das tensões  $y$  em função dos SoC  $x_3$  nesses limites garantem uma boa estimativa do SoC somente com a medida de tais tensões e a comparação com as tensões em ciclos anteriores, ainda que  $x_1$  e  $x_2$  não sejam desprezíveis.

Uma vez estabelecidos os SoC iniciais e finais para cada semiciclo de recarga ou descarga, a capacidade considerada para referência é ajustada para cada semiciclo de forma a garantir que a referência possua os mesmos SoC conhecidos ao início e fim de cada semiciclo.

Tal expectativa pode ser comparada às estimativas dos SoC para avaliar a qualidade das estimativas. Já o balanceamento em si pode ser avaliado pela diferença entre o tempo de duração da descarga da bateria antes e depois do balanceamento, gerando um resultado mensurável do ganho de capacidade proveniente do balanceamento da bateria.

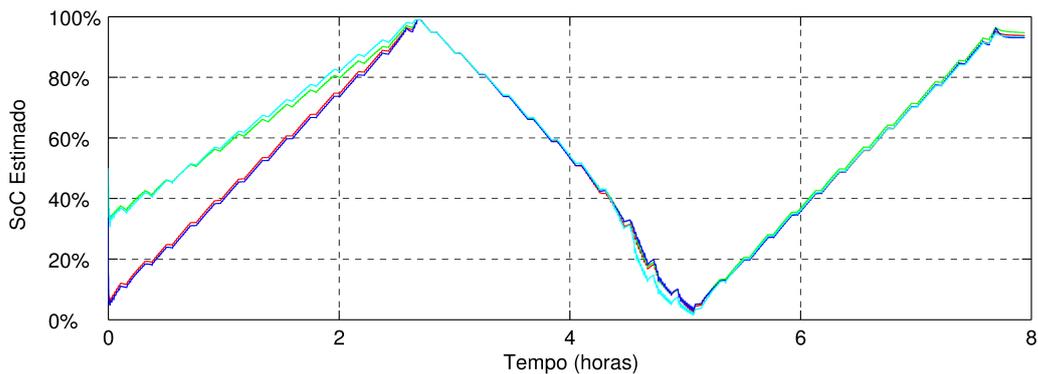
Como estimador para os estados foi utilizado um Filtro de Kalman Estendido para cada uma das células, baseado numa discretização por ZOH dos modelos de terceira ordem destas. As estimativas para os SoC são comparadas entre si e um algoritmo de balanceamento por mínimo é aplicado considerando uma zona morta de 1%, ou seja, o balanceamento só é ativado se a diferença entre os SoC das células for superior a 1%. O estimador em Matlab/Simulink possui comunicação serial com o microcontrolador, recebendo as medidas de tensão e corrente das células a uma taxa de  $1Hz$  e enviando o sinal de atuação para os relés de balanceamento a essa mesma taxa. Devido à menor taxa de dados disponíveis, o modelo é discretizado à mesma taxa de  $1Hz$ .

Ao início do experimento todas as células foram individualmente carregadas até 100% de SoC. As células 1, 3 e 4 foram descarregadas até 74%, 66% e 89% respectivamente, sendo deixadas em repouso (sem corrente circulando) durante cerca de 20 minutos. Tal repouso permite que o SoC seja verificado. Já a célula 2 foi mantida totalmente carregada (SoC de 100%). Posteriormente a bateria como um todo foi descarregada até que uma das células alcançasse 5% de SoC, o que ocorreu para a célula 3, conforme era de se esperar. O tempo de descarga foi de 2 horas, 4 minutos e 42 segundos em um total de 95 pulsos.

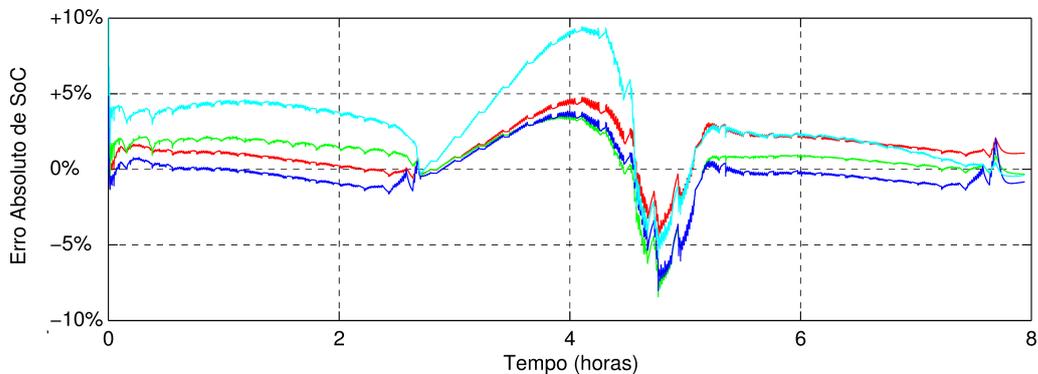
Em seguida iniciou-se a execução do algoritmo de balanceamento por mínimo e a recarga da bateria simultaneamente. A recarga durou 2 horas, 41 minutos e 59 segundos em um total de 130 pulsos (notando que a amplitude do pulso de descarga é

inferior ao de recarga) e, ao final desta, as estimativas já indicavam o balanceamento como completo (diferença entre qualquer SoC  $x_{3,i}$  e  $x_d$  menor que 1%). A descarga e recarga posteriores duraram respectivamente 2 horas, 36 minutos e 40 segundos num total de 115 pulsos e 2 horas, 21 minutos e 54 segundos num total de 125 pulsos, indicando ganhos de capacidade durante a descarga da bateria da ordem de 21%. Os SoC estimados para as células e os erros absolutos entre os SoC estimados e esperados podem ser vistos na Figura 5.12.

Com esse experimento conclui-se, com base em dados quantitativos, que há significativo ganho na capacidade da bateria após o balanceamento, em um incremento de 95 pulsos para 125 pulsos. Foi possível também observar erros relativamente grandes nas estimativas dos SoC (num máximo de 4% a 10%, dependendo da célula), mas tais erros não impactaram significativamente no desempenho do balanceamento. Observou-se, para o SoC de referência, diferentes capacidades  $Q$  da célula nos semiciclos de descarga e recarga, de forma que um ajuste no modelo deve ser feito para permitir que se considere  $Q$  com diferentes valores para cada semiciclo. Tal ajuste é considerado no experimento seguinte



(a) SoC estimados para cada uma das células ao longo do tempo, sendo o balanceamento implementado utilizando as estimativas por EKF dos SoC.



(b) Erro de estimação absoluto dos SoC para cada uma das células ao longo do tempo.

Figura 5.12: Resultados para o experimento de balanceamento por realimentação de saídas.

## 5.4 Identificação da Capacidade Real

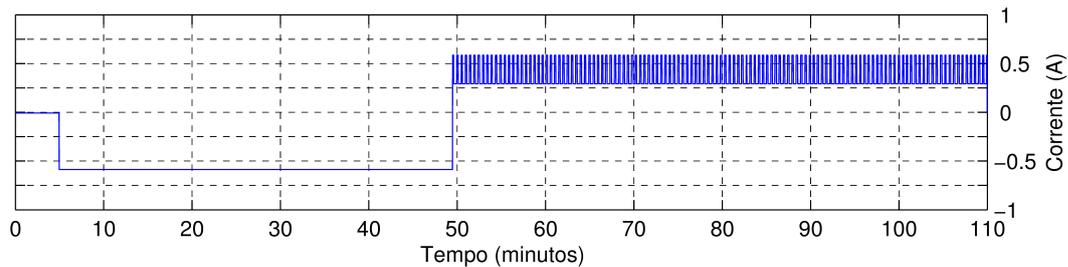
Um segundo experimento é realizado para avaliar a dependência da qualidade da estimativa do SoC conforme se interrompe ou não a corrente nas células. Para tanto uma bateria foi deixada em repouso por cerca de 20 minutos antes que o estimador fosse iniciado, de forma que os SoC iniciais puderam ser obtidos a partir das OCV das células. Uma vez iniciado o estimador, a corrente é mantida em zero até que a estimativa do estimador convirja, o que ocorre em cerca de 2 minutos. Posteriormente a bateria é carregada e descarregada sem que as correntes fossem interrompidas em momento algum.

Considerou-se o estimador baseado no modelo de terceira ordem, com os mesmos parâmetros do experimento anterior e com  $C_3 = 700mAh/V$  e  $R_3 = 0,2\Omega$ . Observou-se que a estimativa para o SoC da célula se desvia do valor de referência para o SoC, sendo tal desvio incrementado com o tempo. Baseado nos SoC iniciais e finais de cada semiciclo, notou-se que o valor de  $C_3$  difere para o modelo durante os semiciclos de recarga e descarga, de forma que o estimador foi re-executado utilizando tais parâmetros. Na Figura 5.13 observa-se estimativas para o SoC com os valores para o parâmetro  $C_3$  apresentados na Tabela 5.1.

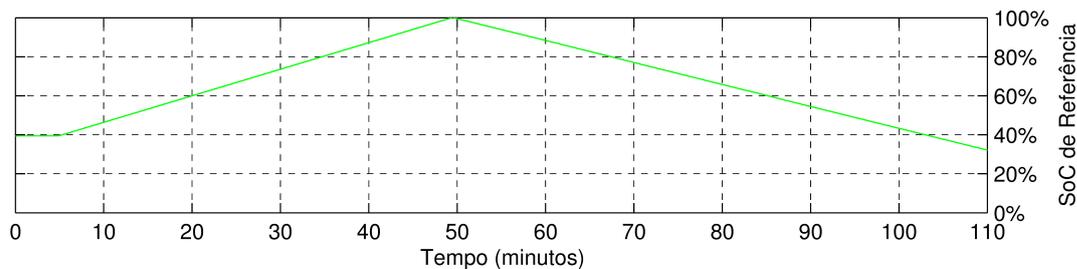
-	$C_3$ na recarga	$C_3$ na descarga
$C_3$ Nominal	$700mAh/V$	$700mAh/V$
$C_3$ Ajustado	$719mAh/V$	$578mAh/V$
$C_3$ Médio	$648,5mAh/V$	$648,5mAh/V$

Tabela 5.1: Relação dos valores utilizados para  $C_3$  utilizados.

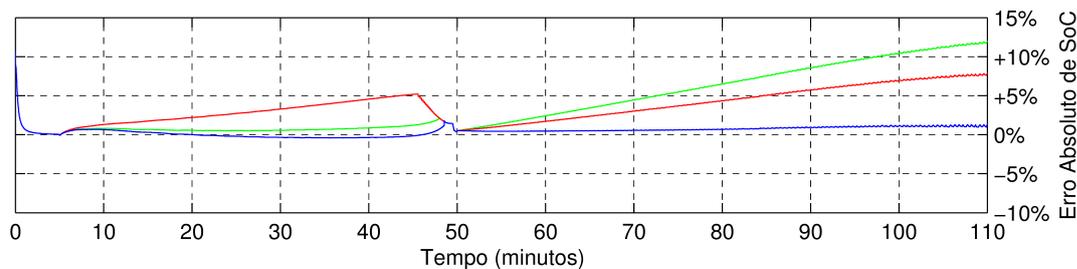
Nota-se claramente que uma estimativa precisa de  $C_3$  é de grande vantagem para a precisão do estimador, devendo-se levar em conta que tal parâmetro pode divergir para recarga e descarga. Realizando a correção das capacidades individuais das células para o primeiro experimento foi possível obter uma redução dos erros de estimação durante a descarga, principalmente para a célula 4, conforme observa-se na Figura 5.14. Note que a tendência de subestimação do SoC durante o final da descarga (SoC próximo a 0%) permanece, podendo ser explicado pelo incremento da impedância das células para descarga nessa região. Este fenômeno não é previsto pelo modelo, mas pode ser observado na Figura 5.11.



(a) Corrente na bateria ao longo do tempo.



(b) SoC de referência para a célula.



(c) erro absoluto de estimativa do SoC para  $C_3$  Nominal (linha verde contínua), Ajustado (linha azul contínua) e Médio (linha vermelha contínua).

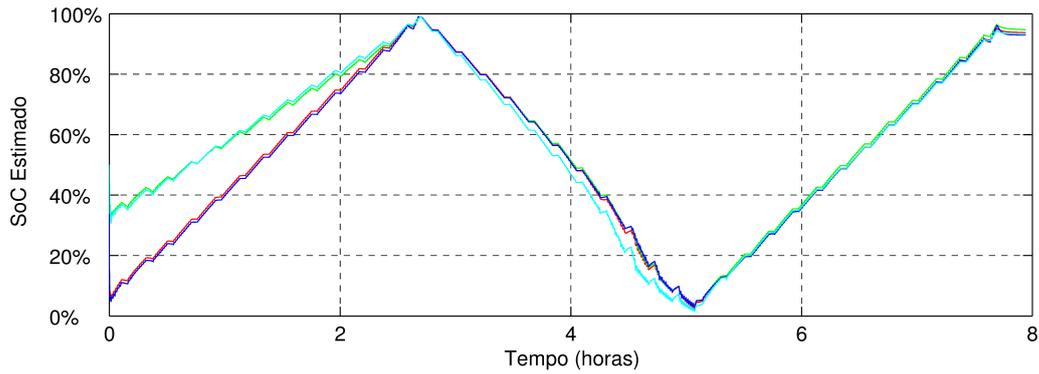
Figura 5.13: Resultados do experimento de identificação da capacidade com recarga e descarga contínua.

## 5.5 Identificação dos Parâmetros para Diferentes Baterias

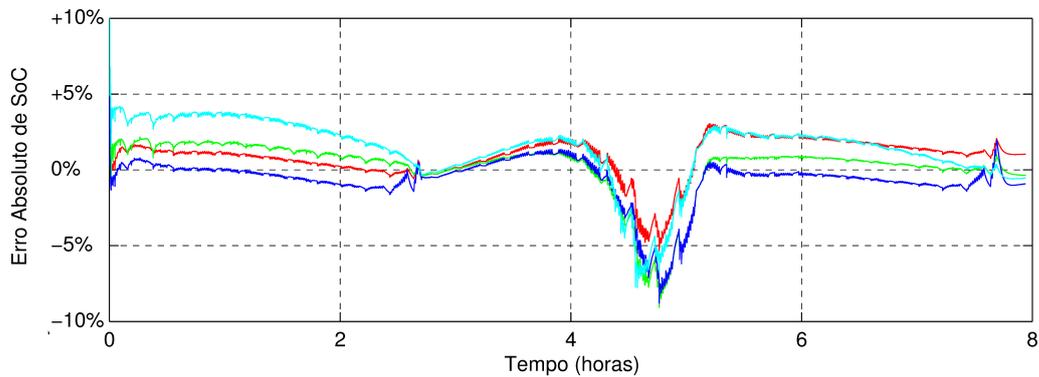
Tendo em vista o modelo simplificado de primeira ordem apresentado em 2.5 analisa-se os parâmetros de diferentes tipos de bateria. Uma pesquisa a respeito das características de diferentes baterias está presente no Apêndice B.

É necessário levantar a curva de OCV  $E(d, x)$  em função do SoC para o ciclo de recarga e de descarga da célula, assim como a capacidade  $Q$  da célula. Tal curva deve ser determinada experimentalmente, conforme descrito em [13], entre os limites de tensão mínima e máxima pré-definidos, ao passo que a capacidade pode ser estimada a partir de 2.17.

Para estimar a capacidade, utiliza-se a corrente ao longo do tempo, além do fato dos estados de carga de 100% e 0% poderem ser identificados pela OCV da célula,



(a) SoC estimados para cada uma das células ao longo do tempo, sendo o balanceamento implementado utilizando as estimativas por EKF dos SoC.



(b) Erro de estimativa absoluto dos SoC para cada uma das células ao longo do tempo.

Figura 5.14: Recálculo dos SoC para o experimento de balanceamento com as capacidades ajustadas para descarga e recarga.

quando esta se encontra nos limites de tensão máxima e mínima, respectivamente.

São obtidas também as características de impedância da célula. Vale notar que para tal é necessário medir continuamente a tensão da célula enquanto esta estiver submetida a variações de corrente, para que se determine os efeitos da corrente na tensão da célula.

Para identificação dos parâmetros são realizados ensaios de recarga e descarga nas células, medindo a corrente e as tensões tanto em aberto como com circulação de corrente. Tais ensaios consistem em sistematicamente descarregar e recarregar a célula, aplicando pulsos de corrente de perfil conhecido. É importante que se interrompa a circulação de corrente na célula por um certo tempo para que esta tenha sua tensão estabilizada e se possa medir adequadamente a OCV nos terminais da célula.

Tal procedimento permite que se obtenha medições da OCV e estimativas do SoC que, por sua vez, são utilizados para traçar a curva  $E(d, x)$ . Tal procedimento é descrito na Seção 5.4. O SoC em cada momento do ensaio pode ser obtido por meio da equação 2.17 a partir de um SoC inicial conhecido. A curva  $E(d, x)$  pode ser obtida por meio da regressão linear das medidas de tensão em cada SoC estimado,

ao passo que a capacidade real da célula pode ser obtida integrando a corrente circulando na célula entre os limites mínimo e máximo de operação.

Utilizando o modelo simplificado apresenta-se modelos com parâmetros diferentes para recarga e para descarga. O experimento para obtenção dos parâmetros consiste em aplicar uma corrente conhecida  $u$  durante um intervalo de tempo  $t_p$ , de modo a alterar a carga armazenada (e, portanto, o SoC) nesta. A variação da carga armazenada se comporta de acordo com a equação 2.4. Durante a aplicação da corrente  $u$  aguarda-se um tempo  $t_\Delta < t_r$  e mede-se a tensão nos terminais da célula. Após alterado o SoC, a bateria é deixada em vazio por um certo tempo  $t_r$  e, após esse tempo, a tensão em seus terminais é medida, de forma a refletir a OCV. O tempo  $t_r$  visa eliminar os efeitos dinâmicos da tensão da célula.

Tal procedimento é repetido de forma a descarregar a bateria desde a bateria totalmente carregada (SoC = 100%) até que seja totalmente descarregada (SoC=0%) Uma vez alcançada essa tensão, o sentido da corrente é invertido, recarregando a bateria por meio da aplicação de pulsos de corrente até a recarga completa. Cada bateria é submetida a um certo número de ciclos completos de recarga e descarga sendo as medições de corrente e tensão registradas para posterior análise. Os ciclos de descarga são realizados com diferentes correntes  $u$  para a melhor estimativa das características de impedância da bateria.

Devido à necessidade de precisão necessária dos tempos e da corrente envolvida nos pulsos de corrente, bem como devido ao grande volume de medições de tensão a serem realizadas, foi desenvolvido um equipamento para realização automática de tal procedimento, descrito na Seção 5.1. Os pares  $(y_n, x_n)$  podem ser utilizados para obter uma descrição analítica da curva de tensão  $E(d, x)$  por meio de regressão linear ou ajuste visual dos parâmetros  $\mu$  e  $\delta$ .

Já a estimativa da impedância da célula se baseia em medidas da tensão nos terminais desta quando submetida a diferentes correntes de recarga e descarga. Um conjunto de pontos  $(u, y, x)$  é obtido a partir de pulsos de corrente conforme descrito anteriormente. Tais pontos são separados em faixas de acordo com o SoC e, para cada faixa de SoC, a impedância equivalente da célula é obtida por meio de regressão linear, correspondendo à inclinação da curva tensão - corrente. Desta forma, obtém-se o valor da impedância em função do SoC para recarga  $R(0, x)$  e descarga  $R(1, x)$ .

### **Tensão em Circuito Aberto das Baterias**

A partir dos dados obtidos experimentalmente, torna-se possível a estimativa da curva de OCV das baterias em função do SoC no qual estas se encontram. A curva de OCV é de fundamental importância para o projeto de sistemas alimentados a bateria devido a algumas razões. Primeiramente, tendo em vista a curva de descarga, a variação da tensão da bateria devido ao SoC deve ser considerada como especificação

para a tensão de alimentação do sistema. Variações consideráveis de tensão durante a descarga devem, portanto, ser considerados no projeto do sistema a ser alimentado pela bateria, podendo tornar necessária a utilização de conversores CC/CC ou de reguladores lineares de tensão.

Por outro lado, a variação de tensão em função do SoC influi na estimação do SoC da bateria durante sua descarga. Tal variação é útil durante a descarga sobretudo próximo ao limite inferior de operação, já que simplifica a detecção de tal limite, tornando possível evitar danos de sobredescarga à bateria (causados por manter uma corrente de descarga quando o SoC for 0%).

Finalmente, a curva de OCV por SoC influi na estimação do SoC durante a recarga. Tal curva deve ser considerada sobretudo no SoC próximo ao limite superior de operação. Tal característica permite a detecção de tal limite, tornando possível evitar danos de sobrecarga (causados por manter uma corrente de recarga quando o SoC for 100%) à bateria e possibilitando ciclos de recarga mais rápidos.

Para possibilitar uma posterior comparação entre as diferentes baterias, as curvas de OCV foram normalizadas e apresentadas em forma de porcentagem. Para normalização da tensão foi utilizada a OCV média considerando a descarga. Já para o SoC foi feita a normalização a partir da capacidade real da bateria, considerando-se os limites superior e inferior de operação definidos para cada bateria. Os valores utilizados para normalização são apresentados na Tabela 5.2.

-	LiFePO <sub>4</sub>	Ni-MH	LiMn <sub>2</sub> O <sub>4</sub>
Tensão Média (V)	3,239	1,256	3,839
Capacidade Real (mAh)	600	1130	460

Tabela 5.2: Valores de Tensão (V) e Capacidade (mAh) utilizados para normalização.

A motivação para tal normalização parte da hipótese de que células de cada tipo sejam agrupados em conjuntos em série e paralelo. Para que os sistemas de baterias resultantes sejam equivalentes, considera-se que para todos os tipos de bateria esta possua mesma OCV média e mesma capacidade nominal.

Se aplicarmos a normalização proposta, as curvas de tal sistema de bateria hipotético podem ser obtidas a partir da mesma transformação linear para os diferentes tipos de bateria, de forma que a relação entre as curvas dos sistemas de bateria hipotéticos e entre as curvas normalizadas seja igual.

### Curva de Descarga

As curvas de SoC para as baterias analisadas são apresentadas na Figura 5.15. Pode-se notar que, embora exista certa semelhança entre as curvas, a variação da

tensão em função do SoC não é igual para os diferentes tipos de bateria. Torna-se, portanto, necessário analisar quanto esta variação representa em termos de energia não utilizada.

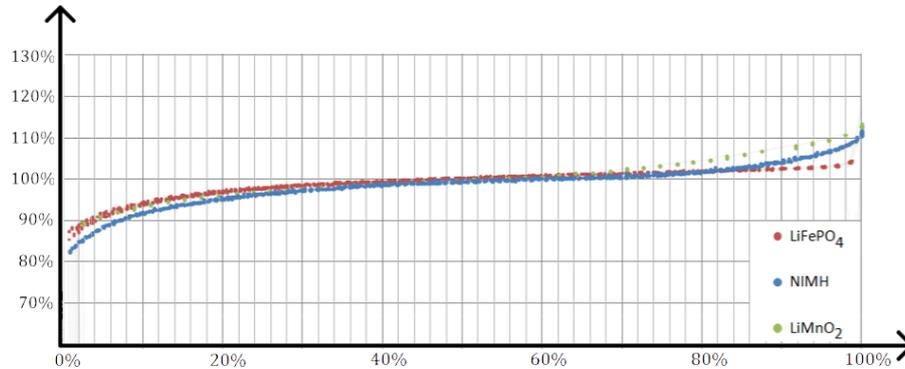


Figura 5.15: Curva de descarga normalizada para as baterias de LiFePO<sub>4</sub>, Ni-MH e LiMnO<sub>2</sub>.

Para determinar os efeitos da variação de tensão em um sistema alimentado por baterias considera-se o caso de um regulador linear ser utilizado para manter constante a tensão de entrada do sistema. Neste caso a tensão excedente é desperdiçada (a energia referente a esta é dissipada). Para efeitos de comparação será utilizada a tensão referente a um SoC de 10% como tensão de corte do regulador linear. A energia utilizada e desperdiçada por tal sistema é representada pelas áreas em azul e verde na Figura 5.16. O resultado das integrais representadas por tais áreas deve ser multiplicado pelas constantes de normalização para que se obtenha a energia em *mWh*. A energia em *mWh* e a relação entre energia utilizada e energia total são apresentadas na Tabela 5.3.

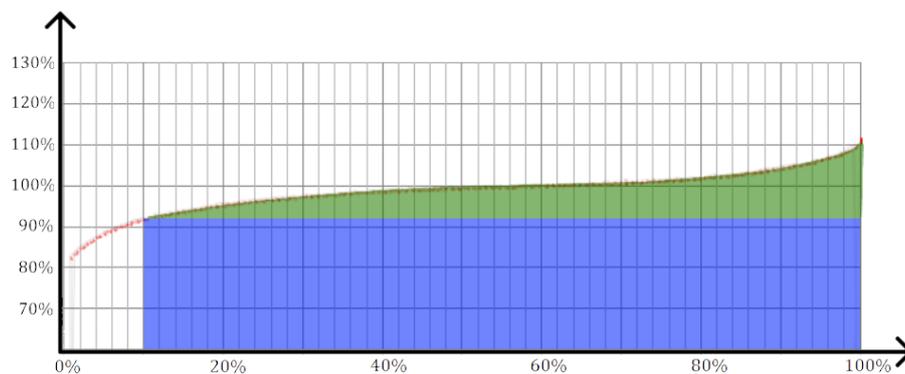


Figura 5.16: Curva de OCV normalizada (linha em vermelho), energia utilizada (área em azul) e energia desperdiçada quando utilizado um regulador linear (área em verde).

-	LiFePO <sub>4</sub>	Ni-MH	LiMn <sub>2</sub> O <sub>4</sub>
Energia Utilizada ( <i>mWh</i> )	1642,68	1176,037	1460,95
Energia Desperdiçada ( <i>mWh</i> )	92,94	95,23	128,60
Eficiência da Regulação (%)	94,6%	92,5 %	91,9 %

Tabela 5.3: Energia utilizada e desperdiçada na regulação linear de tensão para diferentes tipos de bateria.

Um segundo fator a ser considerado para a curva de descarga é a inclinação desta (a variação da OCV em função do SoC) na proximidade do limite inferior de operação. Para comparar as diferentes baterias nesse aspecto foi considerada a diferença de tensão entre as situações de 2 % e 10 % de SoC. Os resultados são apresentados na Tabela 5.4. É válido ressaltar que tal variação facilita a estimação do SoC da bateria em condições próximas à descarga total, o que simplifica a implementação da proteção contra sobre-descarga.

Tendo em vista as baterias analisadas, nota-se que há significativa variação de tensão para todas elas, de forma que não se torna grande dificuldade a estimação do SoC da bateria em regiões próximas à descarga total. A variação absoluta de tensão é particularmente importante para a especificação da eletrônica de condicionamento e medição de tensão das células. A variação absoluta determina a precisão da medição, influenciada pelo nível de ruído dos amplificadores operacionais do circuito.

-	LiFePO <sub>4</sub>	Ni-MH	LiMn <sub>2</sub> O <sub>4</sub>
Tensão a 2% de SoC ( <i>V</i> )	2,84	1,07	3,43
Tensão a 10% de SoC ( <i>V</i> )	3,04	1,16	3,53
Varição Absoluta ( <i>mV</i> )	201,08	87,71	154,08
Varição Relativa (%)	6,6%	7,6 %	4,3 %

Tabela 5.4: Tensões da célula em baixo SoC durante a descarga para diferentes tipos de bateria.

### Curva de Recarga

A curva de recarga das diferentes baterias é apresentada na Figura 5.17. Como se trata da recarga, a variação de OCV da bateria não se torna um problema, visto que a eficiência da recarga é um fator de menor importância. De extrema importância é a estimação do SoC nas proximidades da recarga completa, de forma que há benefício em uma variação significativa de tensão nessa região. A Tabela 5.5 apresenta tais variações para os diferentes tipos de baterias analisados.

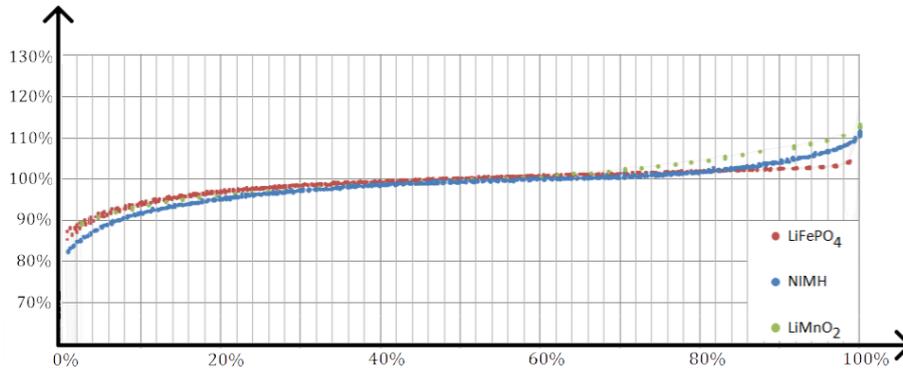


Figura 5.17: Curva de recarga normalizada para as baterias de  $\text{LiFePO}_4$ , Ni-MH e  $\text{LiMn}_2\text{O}_4$ .

-	$\text{LiFePO}_4$	Ni-MH	$\text{LiMn}_2\text{O}_4$
Tensão a 98% de SoC (V)	3,78	1,40	4,30
Tensão a 90% de SoC (V)	3,41	1,38	4,24
Variação Absoluta (mV)	372,70	16,55	68,44
Variação Relativa (%)	10,9 %	1,2 %	1,6 %

Tabela 5.5: Tensões da célula em alto SoC durante a recarga para diferentes tipos de bateria.

Tendo em vista os dados obtidos, é imediato reconhecer que há uma vantagem significativa das baterias de  $\text{LiFePO}_4$ , já que estas apresentam uma substancial variação de tensão nas proximidades da recarga completa, o que simplifica a implementação de um sistema de proteção contra sobre-recarga.

Já as baterias de  $\text{LiMn}_2\text{O}_4$  e Ni-MH apresentam pequena variação relativa de tensão, de de 1% a 2%, o que dificulta a precisa estimação do SoC. Para o caso das baterias de Ni-MH às exigências sobre o circuito de medição se soma a necessidade de detectar sinais da ordem de  $16\text{mV}$  para que se evite a sobre-recarga.

### Impedância e Histerese

Outra questão de extrema importância para as baterias é a variação da tensão nos terminais da bateria em função da corrente aplicada a esta. Por meio do conhecimento de tal comportamento e da medição de tal corrente é possível estimar a OCV da bateria durante a operação do sistema. Para simplificar a comparação, tal comportamento é considerado para um número limitado de estados de carga para todas as baterias. Serão considerados os estados de carga de 10%, 40%, 60% e 90%.

Os resultados para as baterias de  $\text{LiFePO}_4$ , Ni-MH e  $\text{LiMn}_2\text{O}_4$  são apresentadas nas Tabelas 5.6, 5.7 e 5.8. Vale notar que a recarga é representada por sinal negativo de corrente e a descarga por sinal positivo.

SoC	$-674mA$	$-0mA$	$+0mA$	$+757mA$	$+1332mA$	$+2748mA$
10% de SoC	3,35	3,23	3,04	2,82	2,66	2,37
40% de SoC	3,47	3,33	3,20	3,02	2,90	2,66
60% de SoC	3,49	3,36	3,25	3,08	2,97	2,71
90% de SoC	3,57	3,41	3,30	3,13	3,05	2,80

Tabela 5.6: Tensões de uma célula de  $LiFePO_4$  em diferentes SoC e correntes.

SoC	$-1070mA$	$-0mA$	$+0mA$	$+765mA$	$+1332mA$
10% de SoC	1,34	1,28	1,16	1,10	1,06
40% de SoC	1,40	1,34	1,24	1,19	1,15
60% de SoC	1,42	1,36	1,26	1,21	1,72
90% de SoC	1,45	1,38	1,31	1,26	1,22

Tabela 5.7: Tensões de uma célula de Ni-MH em diferentes SoC e correntes.

SoC	$-491mA$	$-0mA$	$+0mA$	$+757mA$	$+1314mA$
10% de SoC	3,84	3,72	3,53	2,82	2,53
40% de SoC	4,06	3,93	3,79	3,45	3,25
60% de SoC	4,16	4,03	3,86	3,62	3,46
90% de SoC	4,36	4,24	4,12	3,90	3,77

Tabela 5.8: Tensões de uma célula de  $LiMn_2O_4$  em diferentes SoC e correntes.

Para ser possível uma adequada comparação entre as diferentes baterias, faz-se necessário normalizar as tensões e as correntes das baterias. Para tal, foram utilizados os valores de tensão média e capacidade presentes na Tabela 5.5. Vale notar que os valores de tensão serão, portanto, apresentados como porcentagem da tensão média, ao passo que as correntes são apresentadas em relação à capacidade real da bateria, de forma que possuem como unidade  $h^{-1}$ . A histerese é obtida a partir da diferença da OCV na recarga  $-0mA$  e na descarga  $+0mA$ , sendo tal tensão normalizada utilizando os valores de tensão média.

A partir dos dados normalizados são estimados os valores da impedância para recarga e descarga em cada SoC considerado. A impedância é considerada constante para um certo SoC e um certo sentido da corrente, de forma que há um grau de liberdade extra para a descarga. Devido ao grau de liberdade extra nos dados de descarga, é utilizada regressão linear, sendo o coeficiente de determinação  $R^2$  disponibilizado nos resultados. O coeficiente de determinação indica o grau de linearidade da impedância. Os valores de impedância para as células de  $LiFePO_4$ , Ni-MH e  $LiMn_2O_4$  são apresentados nas Tabelas 5.9, 5.10 e 5.11.

SoC	Impedância de Recarga	Impedância de Descarga	$R^2$	Histerese
10% de SoC	3,40%	4,74%	98.94%	5.72%
40% de SoC	3,81%	3,79%	98.45%	4,07%
60% de SoC	3,52%	3,68%	99.61%	3,47%
90% de SoC	4,35%	3,49%	99.35%	3,34%

Tabela 5.9: Impedâncias e Histereses normalizadas de uma célula de  $\text{LiFePO}_4$  em diferentes SoC.

SoC	Impedância de Recarga	Impedância de Descarga	$R^2$	Histerese
10% de SoC	5.37%	6.76%	99.95%	9.85%
40% de SoC	5.54%	6.04%	99.80%	7.78%
60% de SoC	5.13%	5.92%	99.79%	7.65%
90% de SoC	5.30%	6.14%	99.70%	5.57%

Tabela 5.10: Impedâncias e Histereses normalizadas de uma célula de Ni-MH em diferentes SoC.

SoC	Impedância de Recarga	Impedância de Descarga	$R^2$	Histerese
10% de SoC	2,87%	9.65%	97.49%	4,98%
40% de SoC	3,10%	5.06%	99.39%	3,64%
60% de SoC	2,86%	3,72%	99.79%	4,59%
90% de SoC	2,95%	3,26%	99.19%	2,98%

Tabela 5.11: Impedâncias e Histereses normalizadas de uma célula de  $\text{LiMn}_2\text{O}_4$  em diferentes SoC.

Tendo em vista os resultados obtidos, pode-se notar que a bateria de Ni-MH apresenta alta impedância tanto de recarga quanto de descarga. Tal característica resulta em menor eficiência energética de tal bateria, sobretudo em aplicações de maior potência. Nota-se também que para todos os tipos de células analisados há uma ligeira dependência da impedância de descarga e recarga em função do SoC, indicando que a impedância da célula pode auxiliar a estimação do SoC, conforme será feito no Capítulo 6.

# Capítulo 6

## Estimador Conjunto de SoC e Parâmetros do Modelo

Nos capítulos anteriores tratamos dos modelos e estimadores considerando parâmetros conhecidos e constantes para as células. Neste capítulo trata-se não só da estimação dos estados das células como também da de seus parâmetros, de forma a contornar os problemas gerados pela mudança dos parâmetros resultante do envelhecimento da célula. Tendo em vista o trabalho apresentado em [40] e o modelo simplificado de primeira ordem apresentado na Seção 2.5 e repetido a seguir considerando  $E(1, x) = E(0, x) = h(x(t))$  e  $R(1, x) = R(0, x) = g(x(t))$ . A dinâmica do SoC é a mesma de (2.5), sendo tal modelo representado na Figura 6.1, na qual  $h(x)$  é a OCV da célula e  $g(x)$  a resistência em série equivalente.

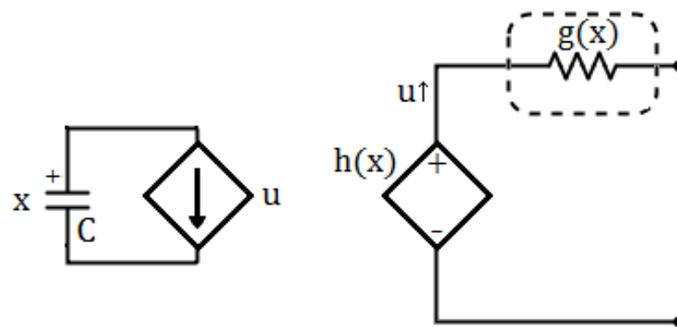


Figura 6.1: Modelo elétrico simplificado da célula de bateria com parâmetros iguais para recarga e descarga.

Portanto, a dinâmica do SoC pode ser representada por

$$\dot{x} = -\frac{u}{Q}, \tag{6.1}$$

lembrando que o SoC é definido como a razão entre a carga armazenada  $Cx$  e a capacidade total  $Q$

$$Q := Cx|_{x=1V}, \quad (6.2)$$

tem-se que

$$SoC := \frac{Cx}{Q} \quad (6.3)$$

é uma medida adimensional. Para  $0V \leq x_3 \leq 1V$  o SoC da célula está limitado fisicamente entre 0 (ou 0 %) e 1 (ou 100 %). O SoC de 0 % corresponde ao capacitor  $C$  totalmente descarregado ao passo que 100 % corresponde ao capacitor  $C$  totalmente carregado, onde  $x = SoC$  é o estado,  $u$  é a entrada da planta (corrente na célula) ao passo que a tensão da célula  $y$  (saída do sistema) é descrita por:

$$y(t) = h(t) - g(t)u(t), \quad (6.4)$$

sendo a OCV  $h(t)$  e a impedância da célula  $g(t)$  sinais variantes no tempo e **desconhecidos** dados por:

$$h(t) = E_1 + KQ - \frac{KQ}{x(t) + \epsilon} \quad (6.5)$$

e

$$g(t) = R + \frac{K}{x(t) + \epsilon}, \quad (6.6)$$

respectivamente, sendo  $R$  o fator constante da resistência equivalente da célula e  $E_1$  o *offset* da OCV da célula. A constante  $K$  é relacionada à dependência da OCV e da impedância em relação ao SoC e  $\epsilon$  é uma constante necessária para modelar o fato de que uma OCV residual permanece quando a célula é totalmente descarregada ( $x = 0$ ).

Note que esta expressão para a OCV  $h$ , extraída de [40], está de acordo com a expressão utilizada anteriormente em (2.12), repetida a seguir, substituindo  $x_3$  por  $x$ :

$$h(t) = E(x(t)) := E_0 - (\mu_1/(x(t) + \delta_1)) - \mu_2 * (\log(1 - x(t) - \delta_2)),$$

De fato, ambos os modelos se tornam equivalentes ao fazermos  $\mu_2 = 0$  e a OCV  $E(x)$  em (2.12) com  $E_0 = E_1 + KQ$ ,  $\mu_1 = -KQ$  e  $\delta_1 = \epsilon$ . Note que considera-se  $\epsilon = 0$ , de forma que o SoC nunca atinge zero, já que tal situação implicaria tensão zero na célula e danos permanentes a ela.

O efeito da simplificação (para primeira ordem ao invés de terceira) é significativo em casos nos quais as correntes na célula apresentam componentes de alta frequência [13], o que resulta de variações rápidas na potência demandada pelo sistema a ser alimentado. Para esse modelo, tem-se que em cada instante  $t$ , o SoC satisfaz:

$$x(t) = \mathcal{X} - \frac{\lambda}{Q}, \quad (6.7)$$

sendo  $x(0) = \mathcal{X}$  o valor inicial e

$$\lambda(t) = \int_0^t u(\tau) d\tau \quad (6.8)$$

um sinal **disponível**.

É sabido que a estimação do SoC por estimadores baseados em modelo pode ser prejudicada por incerteza de parâmetros, em particular quando os parâmetros do modelo se alteram ao longo do tempo, o que ocorre com as células devido ao fenômeno conhecido como envelhecimento [19]. Por tal motivo trata-se do problema de estimar tanto o SoC como os parâmetros das células, o que é conhecido como *Estimação Conjunta*. Diferentes abordagens podem ser utilizadas para desenvolver tal estimador, como o Filtro de Kalman Estendido Conjunto (*Dual Extended Kalman Filter*) [36], Filtro de Kalman Estendido Adaptativo [37] ou Redes Neurais [15].

Em [40], um sinal de ruído (*dither*) é adicionado à corrente de entrada da célula de forma que a OCV ( $h$ ) e impedância ( $g$ ) da célula podem ser estimados a partir de um conjunto de amostras utilizando os momentos estatísticos, a média e a variância, da tensão da célula ( $y$ ). Posteriormente todos os parâmetros da célula são estimados *offline* por meio do método de mínimos quadrados.

Aqui, diferentemente de [40], um estimador *online* é proposto. O sinal de ruído é substituído por um sinal senoidal com frequência conhecida  $\omega$  e amplitude  $a$ , i.e., um sinal de baixa amplitude e alta frequência é adicionado à corrente de entrada da célula.

Dessa forma a tensão de saída da célula pode ser interpretada como um sinal modulado em amplitude somado à OCV  $h$ . Um algoritmo de demodulação é empregado para estimar a OCV  $h$  e a impedância  $g$ . Essas estimativas alimentam um estimador em tempo contínuo baseado no método de Mínimos Quadrados Normalizado que gera estimativas *online* para os parâmetros da célula. Posteriormente um estimador por Mínimos Quadrados em tempo discreto também é considerado.

## 6.1 Estimador de OCV e Impedância Proposto

Para estimar a OCV e a impedância, um sinal senoidal  $a \sin(\omega t)$  é adicionado à corrente principal da célula  $I$ , resultando na corrente efetiva  $u(t) = I(t) + a \sin(\omega t)$ . Portanto, considerando (6.4), a tensão da célula  $y$  satisfaz

$$y(t) = [h(t) - g(t)I(t)] + [-ag(t)]\sin(\omega t), \quad (6.9)$$

e pode ser vista como um sinal modulado em amplitude  $y(t) = \alpha_2(t) + \alpha_1(t)\sin(\omega t)$ , com  $\alpha_1 := -ag(t)$  sendo o sinal modulado,  $\sin(\omega t)$  a portadora e  $\alpha_2 := h(t) - g(t)I(t)$  o valor médio. As estimativas da OCV da célula ( $\hat{h}$ ) e da impedância ( $\hat{g}$ ) são obtidas por um algoritmo de demodulação ilustrado na Figura 6.2 e explicado a seguir.

A amplitude  $\alpha$  pode ser estimada por

$$\hat{\alpha}_1 = \frac{2}{\tau s + 1} [\sin(\omega t)\eta(t)], \quad (6.10)$$

sendo  $\tau$  um parâmetro de projeto constante e positivo e  $z$  é a saída do filtro passa-altas

$$\eta = \frac{\tau s}{\tau s + 1} y = y - \frac{1}{\tau s + 1} y = y - \hat{\alpha}_2, \quad (6.11)$$

sendo a estimativa  $\hat{\alpha}_2$  da média  $\alpha_2$  definida por

$$\hat{\alpha}_2 = \frac{1}{\tau s + 1} y, \quad (6.12)$$

Portanto, as estimativas da OCV ( $\hat{h}$ ) e da impedância ( $\hat{g}$ ) são dados por:

$$\begin{aligned} \hat{g}(t) &= -\hat{\alpha}_1(t)/a, \\ \hat{h}(t) &= \hat{\alpha}_2(t) + \hat{g}(t)I(t) = \hat{\alpha}_2(t) - \hat{\alpha}_1(t)I(t)/a, \end{aligned} \quad (6.13)$$

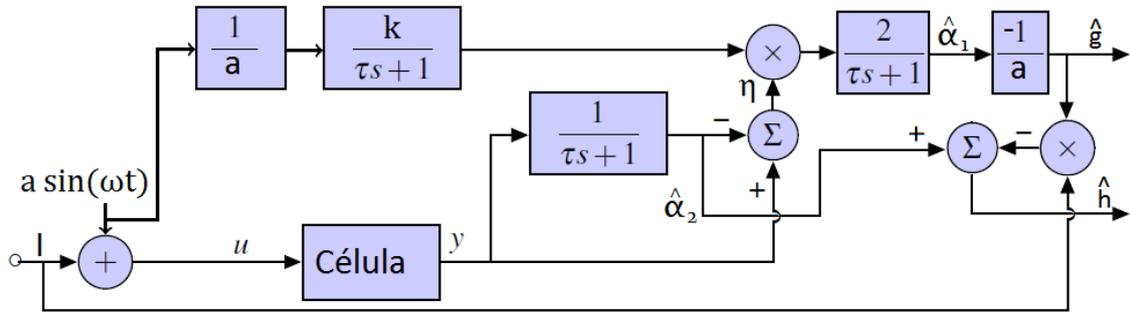


Figura 6.2: Esquema de demodulação. As estimativas  $\hat{h}$  e  $\hat{g}$  são obtidas por  $\hat{\alpha}_1$  e  $\hat{\alpha}_2$  (6.13). A corrente de entrada  $u$  da célula é a soma da corrente principal  $I$  com a senoide  $a \sin(\omega t)$ .

**Observação 1.** (*Análise Aproximada*) O filtro passa-altas  $\frac{\tau s}{\tau s + 1}$ , aplicado à saída na forma  $y = \alpha_1(t) \sin(\omega t) + \alpha_2(t)$ , serve para remover  $\alpha_2(t)$ , i.e.,  $\frac{\tau s}{\tau s + 1} y \approx \alpha_1(t) \sin(\omega t)$ . Esse sinal é então demodulado por meio da multiplicação com  $\sin(\omega t)$ , resultando em  $\alpha_1(t) \sin^2(\omega t)$ . Uma vez que  $2 \sin^2(\omega t) = 1 - \cos(2\omega t)$ , somente o valor médio permanece após o filtro passa-baixas  $\frac{2}{\tau s + 1}$ . O valor médio  $\alpha_2$  é estimado diretamente por meio do filtro  $\hat{\alpha}_2 = \frac{1}{\tau s + 1} y$ , portanto  $\hat{\alpha}_1 \approx \alpha_1$  e  $\hat{\alpha}_2 \approx \alpha_2$ .

## 6.2 Estimação dos Parâmetros

A partir de (6.7), (6.8), (6.5) e (6.6) pode-se escrever:

$$\lambda(t)h(t) = \lambda(t)\Theta_2 + h(t)\Theta_3 + \Theta_4, \quad (6.14)$$

$$\lambda(t)g(t) = \lambda(t)\Theta_1 + g(t)\Theta_3 + \Theta_5, \quad (6.15)$$

sendo as constantes desconhecidas  $\Theta_1, \dots, \Theta_5$  definidas por:

$$\begin{aligned} \Theta_1 &:= R, & \Theta_2 &:= E_0 + KQ, \\ \Theta_3 &:= \mathcal{X}Q, & \Theta_4 &:= -(E_0 + KQ)(\mathcal{X}Q) - KQ^2, \\ \Theta_5 &:= -R(\mathcal{X}Q) - KQ, \end{aligned} \quad (6.16)$$

Portanto, definindo

$$\Theta := [\Theta_1, \dots, \Theta_5]^T, \quad z(t) := [\lambda(t)h(t), \lambda(t)g(t)]^T \quad (6.17)$$

e

$$H(t) := \begin{bmatrix} 0 & \lambda(t) & h(t) & 1 & 0 \\ \lambda(t) & 0 & g(t) & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (6.18)$$

pode-se escrever (6.14) e (6.15) como:

$$z(t) = H(t)\Theta, \quad (6.19)$$

Considerando a situação ideal de valores adequados de  $g(t)$  e  $h(t)$ , o parâmetro desconhecido  $\Theta$  é calculado através da solução de (6.19). Vale notar que o valor real de  $H(t)$  e  $z(t)$  não está disponível. De fato,  $H$  e  $z$  são estimados utilizando  $\hat{g}$  e  $\hat{h}$  definidos em (6.13). Portanto, aproxima-se o parâmetro  $\Theta$  pela solução  $\theta$  de

$$\hat{z}(t) = \hat{H}(t)\theta, \quad (6.20)$$

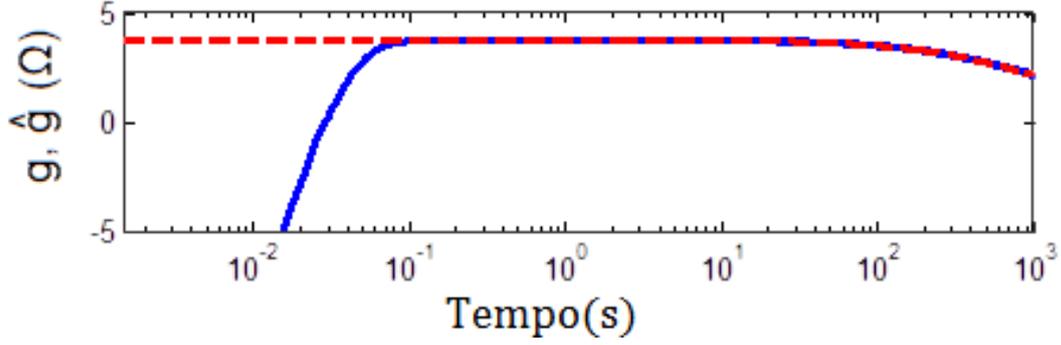
sendo

$$\hat{H}(t) := \begin{bmatrix} 0 & \lambda(t) & \hat{h}(t) & 1 & 0 \\ \lambda(t) & 0 & \hat{g}(t) & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (6.21)$$

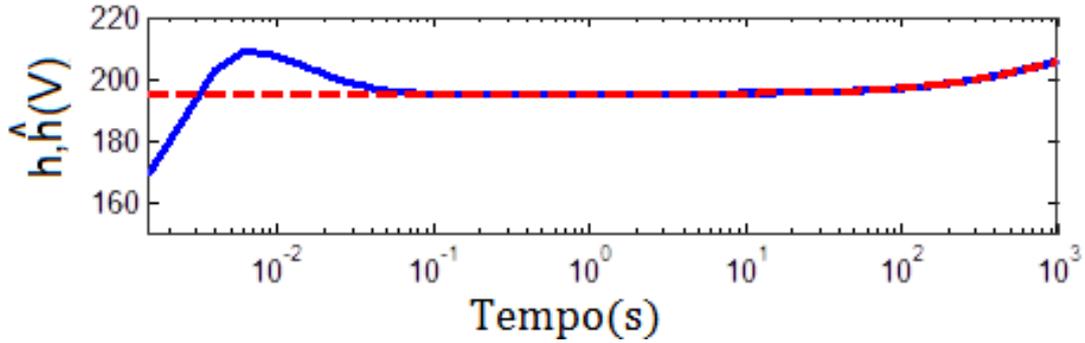
e

$$\hat{z}(t) := [\lambda(t)\hat{h}(t), \lambda(t)\hat{g}(t)]^T, \quad (6.22)$$

Procede-se, portanto, com um estimador por método de Mínimos Quadrados Normalizado (NLS) para obter a estimativa  $\hat{\theta}$  para a solução  $\theta$  de (6.20) e, conseqüentemente, uma estimativa  $\Theta$  para (6.19).



(a) Valores reais (linha vermelha pontilhada) e estimativas (linha azul sólida) para a impedância  $g$  da célula.



(b) Valores reais (linha vermelha pontilhada) e estimativas (linha azul sólida) para o OCV  $h$  da célula.

Figura 6.3: Valores simulados e estimativas para a impedância  $g$  e OCV  $h$  da célula.

## 6.2.1 Método de Mínimos Quadrados Normalizado

Para a implementação do estimador NLS, considere a seguinte decomposição de (6.20):

$$\hat{z}_a = \hat{\phi}_a \theta_a, \quad \hat{z}_b = \hat{\phi}_b \theta_b, \quad (6.23)$$

sendo

$$\theta_a = [\theta_2, \theta_3, \theta_4]^T, \quad \theta_b = [\theta_1, \theta_3, \theta_5]^T, \quad (6.24)$$

$$\hat{z}_a = \hat{h} \lambda, \quad \hat{z}_b = \hat{g} \lambda, \quad (6.25)$$

$$\hat{\phi}_a = \begin{bmatrix} \lambda & \hat{h} & 1 \end{bmatrix} \quad \text{e} \quad \hat{\phi}_b = \begin{bmatrix} \lambda & \hat{g} & 1 \end{bmatrix}, \quad (6.26)$$

A estimativa  $\hat{\theta}_a$  para  $\theta_a$  e  $\hat{\theta}_b$  para  $\theta_b$  é obtida pelo seguinte estimador NLS [47]:

$$\dot{\hat{\theta}}_i = -P_i \phi_i (\hat{\theta}_i^T \hat{\phi}_i - \hat{z}_i) / m_i^2, \quad \dot{P}_i = -P_i \hat{\phi}_i \hat{\phi}_i^T P_i / m_i^2, \quad (6.27)$$

sendo

$$m_i = \sqrt{1 + \kappa_i \hat{\phi}_i^T P_i \hat{\phi}_i}, \quad (6.28)$$

no qual  $\kappa_i$  é um parâmetro ajustável,  $P_i(0) = P_0 = P_0^T > 0, \forall t \geq 0$  e  $i = a, b$ .

## 6.2.2 Método Recursivo de Mínimos Quadrados

A seguir apresenta-se um estimador por Mínimos Quadrados Recursivo (RLS) para um sinal discreto contínuo  $\mu(t)$  é dado por  $\mu_k = \mu(t)|_{t=kT}$  ( $k = 0, 1, 2, 3, \dots$ ), sendo  $T$  o período de amostragem. Portanto, a partir de (6.20) escreve-se:

$$\hat{z}_k = \hat{H}_k \theta, \quad (6.29)$$

sendo

$$\hat{z}_k = [\hat{h}_k \lambda_k, \hat{g}_k \lambda_k]^T, \quad (6.30)$$

e

$$\hat{H}_k = \begin{bmatrix} 0 & \lambda_k & \hat{h}_k & 1 & 0 \\ \lambda_k & 0 & \hat{g}_k & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (6.31)$$

A estimativa por RLS  $\hat{\theta}_k$  é dada por [48]:

$$\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + K_k (z_k - H_k \hat{\theta}_{k-1}), \quad (6.32)$$

$$K_k = P_{k-1} H_k^T (H_k P_{k-1} H_k^T + \alpha \mathcal{I})^{-1}, \quad (6.33)$$

$$P_k = (\mathcal{I} - K_k H_k) P_{k-1}, \quad (6.34)$$

com  $\hat{\theta}_0 = \theta(0)$ ,  $0 < \alpha < 1$ ,  $P_0 = P_0^T > 0, \forall k \geq 0$  e  $\mathcal{I}$  sendo a matriz identidade de dimensão adequada.

## 6.2.3 Estimação dos Parâmetros da Célula e do Estado de Carga

Finalmente, com  $\hat{\theta}$  obtido por NLS ou RLS, os parâmetros do modelo são obtidos por:

$$\hat{Q} = \frac{\hat{\theta}_4 + \hat{\theta}_3 \hat{\theta}_2}{\hat{\theta}_5 + \hat{\theta}_3 \hat{\theta}_2}, \quad (6.35)$$

$$\hat{\mathcal{X}} = \hat{\theta}_3 \frac{\hat{\theta}_5 + \hat{\theta}_3 \hat{\theta}_2}{\hat{\theta}_4 + \hat{\theta}_3 \hat{\theta}_2}, \quad (6.36)$$

$$\hat{R} = \hat{\theta}_1, \quad (6.37)$$

$$\hat{K} = -\frac{(\hat{\theta}_5 + \hat{\theta}_3 \hat{\theta}_2)^2}{\hat{\theta}_4 + \hat{\theta}_3 \hat{\theta}_2}, \quad (6.38)$$

$$\hat{E}_1 = \hat{\theta}_2 - (\hat{\theta}_5 + \hat{\theta}_3 \hat{\theta}_2) \quad (6.39)$$

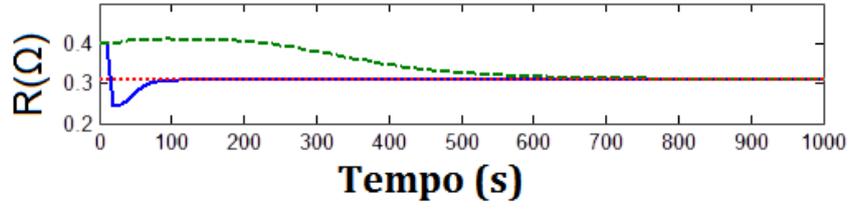
Já a estimativa do SoC é dada por

$$\hat{x}(t) = \hat{\mathcal{X}} - \frac{\lambda}{\hat{Q}}, \quad (6.40)$$

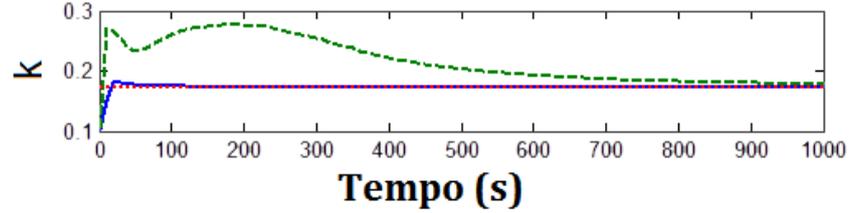
### 6.3 Resultados das Simulações

Os parâmetros reais do modelo utilizados na simulação numérica estão de acordo com [40] e são:  $Q = 6,5Ah$ ,  $\mathcal{X} = 5\%$ ,  $R = 0,3077\Omega$ ,  $K = 0,1737$  e  $E_1 = 216,6V$ . O sinal de corrente de entrada foi obtido com  $I = -5A$ ,  $a = 0,1A$  e  $\omega = 2\pi 10^3 rad/s$ . O estimador de amplitude e média do sinal foi implementado com  $\tau = 100/\omega$ .

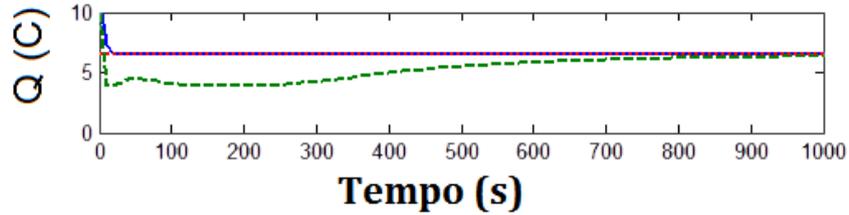
A condição inicial de ambos os estimadores (RLS e NLS),  $\hat{\theta}(0)$ , foi obtida por meio de (6.16) com:  $\hat{Q}(0) = 4,2Ah$ ,  $\hat{\mathcal{X}}(0) = 70\%$ ,  $\hat{R}(0) = 0,2\Omega$ ,  $\hat{K}(0) = 0,2$  e  $\hat{E}_0(0) = 200V$ . As covariâncias iniciais são  $P(0) = 10^3\mathcal{I}$ , sendo  $\mathcal{I}$  a matriz identidade. O parâmetro  $\alpha = 1e - 6$  foi utilizado para o estimador RLS (com período de amostragem de 5s). A Figura 6.3 ilustra as estimativas para a impedância e a OCV  $\hat{g}$  e  $\hat{h}$  ao passo que as estimativas para os parâmetros e para o SoC são apresentadas na Figura 6.4 para ambos os estimadores propostos. Nota-se uma convergência mais rápida para o estimador por RLS.



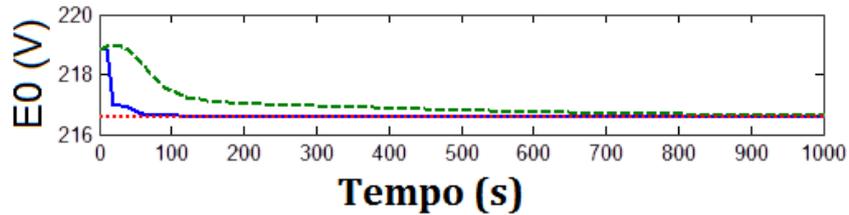
(a) Impedância  $R$  da célula e suas estimativas.



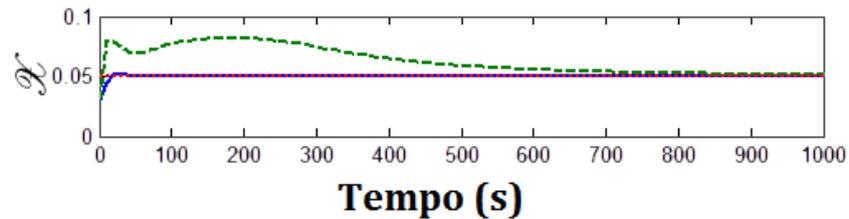
(b) Parâmetro  $k$  da célula e suas estimativas.



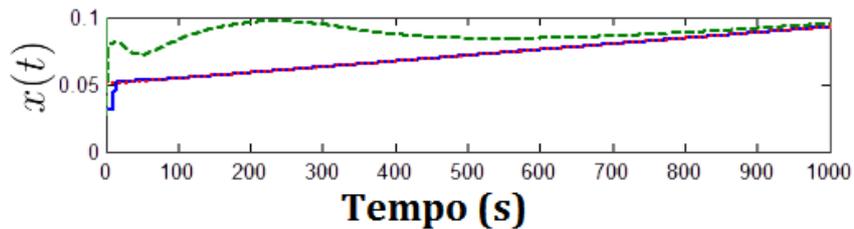
(c) Capacidade  $Q$  da célula e suas estimativas.



(d) Offset de tensão da célula  $E0$  e suas estimativas.



(e) SoC inicial da célula  $\mathcal{X}$  e suas estimativas.



(f) SoC da célula  $x(t)$  e suas estimativas.

Figura 6.4: Parâmetros do modelo da célula (linha vermelha contínua) e as estimativas correspondentes obtidas por NLS (linha verde tracejada) e RLS (linha azul pontilhada).

# Capítulo 7

## Conclusão e Trabalhos Futuros

Um sistema passivo de controle de balanceamento de baterias foi proposto para equalizar o estado de carga (SoC) das células de uma bateria. Um modelo de terceira ordem baseado em uma representação por circuito elétrico equivalente foi proposto e os parâmetros identificados por meio de experimentos realizados com células de bateria de  $\text{LiFePO}_4$ . O algoritmo de controle foi desenvolvido visando rastrear o SoC mínimo ou médio dentre as células eliminando, assim, o desbalanceamento entre elas. O balanceamento é alcançado por meio da descarga de corrente de determinadas células através de resistências. A intensidade da corrente de descarga é função do erro de rastreamento.

A análise de estabilidade em malha fechada com ambos os algoritmos foi conduzida por meio de uma função de Lyapunov adequada, considerando realimentação de estados. Os algoritmos de balanceamento por rastreamento de SoC médio e mínimo são testados via simulação numérica, não sendo observada diferença significativa entre os respectivos tempos de acomodação do balanceamento. Notou-se, entretanto, que o primeiro apresenta vantagem em termos de energia dissipada quando o SoC apresenta valor baixo. Por outro lado, a situação reverte quando o SoC apresenta valor alto, ou seja, o segundo algoritmo apresenta vantagem em relação ao primeiro.

Um modelo elétrico de terceira ordem foi proposto para o sistema, sendo seus parâmetros identificados experimentalmente para uma célula de íon de lítio. Tal modelo foi posteriormente simplificado para primeira ordem e avaliados os diferentes tipos de baterias por meio do modelo simplificado.

Para o caso de realimentação de saída utilizou-se a estimação do SoC por meio de Filtros de Kalman Estendido e *Unscented*. Os algoritmos de balanceamento foram avaliados por simulação realista onde observou-se o efeito de ruído de medição e do envelhecimento da bateria. Verificou-se que o principal efeito no desempenho do balanceamento deve-se ao envelhecimento, em particular, quando ocorre um aumento desigual das impedâncias das células.

Resultados experimentais foram obtidos utilizando o algoritmo para rastrear o

SoC mínimo com estimativas obtidas com o Filtro de Kalman Estendido. Foi realizado um experimento para o balanceamento por realimentação de saída, sendo o funcionamento do balanceamento satisfatório. No entanto, observou-se uma diferença entre o SoC estimado pelo Filtro de Kalman Estendido e o estado de carga assumido como verdadeiro (ou de referência), que foi obtido *a posteriori* ao final do experimento usando a informação do estado de carga inicial (bateria carregada/descarregada) e final (descarregada/carregada). Esta diferença deve-se sobretudo a utilização do valor nominal da capacidade da célula fornecido pelo fabricante. Isso ficou claro em um outro experimento em que a capacidade da célula foi estimada *a priori* e utilizada no Filtro de Kalman Estendido, resultando em uma redução significativa desta diferença. Além disso, neste segundo experimento verificou-se que a utilização de dois conjuntos de parâmetros para o modelo de terceira ordem da célula faz-se necessário: um para um ensaio de recarga e outro para o ensaio de descarga. O desempenho do estimador para o caso de recarga e descarga por uma corrente ininterrupta foi observado e verificou-se que a diferença entre o valor estimado e o valor de referência/verdadeiro é reduzida significativamente quando diferentes valores da capacidade da célula são considerados no modelo para descarga e para recarga. Os resultados dos experimentos foram coerentes com as simulações, de forma a indicar a adequação das simulações à realidade.

Para o caso no qual nem SoC nem os parâmetros das células são conhecidos, um estimador conjunto (SoC/Parâmetros) foi proposto. O estimador combina uma técnica de demodulação para estimação da impedância e da tensão de circuito aberto (OCV) com técnicas recursivas de mínimos quadrados para obter estimativas em tempo real para o SoC e os parâmetros. Simulações numéricas são apresentadas de forma a validar o esquema proposto e mostrar a viabilidade da estimação conjunta. É relevante notar que as estratégias e modelos apresentados nessa Dissertação podem ser aplicadas para diferentes tipos de baterias e sistemas de balanceamento.

As principais contribuições desse trabalho são:

- O desenvolvimento e análise matemática de algoritmos de balanceamento, bem como a demonstração da estabilidade destes.
- A montagem de uma bancada experimental, permitindo a identificação de parâmetros, testes com estimação de SoC e balanceamento.
- O desenvolvimento de um método de estimação conjunta de SoC e parâmetros de uma célula.

além disso, os trabalhos aqui desenvolvidos resultaram em artigo aceito para publicação nos anais da *54th IEEE Conference on Decision and Control* [49].

## 7.1 Trabalhos Futuros

A análise de estabilidade para o caso de realimentação de saída considerando-se os estimadores (parâmetros/estados ou somente de estados) é tópico para trabalho futuro, bem como a implementação de um estimador conjunto por Filtro de Kalman Estendido e a validação experimental. Ademais, as condições iniciais das covariâncias usadas nos estimadores devem ser estudadas cuidadosamente para incrementar a eficiência do algoritmo. Propõe-se, também, a análise dos algoritmos aqui propostos para o caso de balanceamento ativo ou por chaveamento de carga bem como a comparação entre estes e o balanceamento passivo no que diz respeito ao tempo de acomodação do balanceamento e a energia fornecida pela bateria ao sistema a ser alimentado. A diferença observada da dissipação de energia entre os diferentes algoritmos motiva a busca por esquemas ótimos de balanceamento que minimizem a energia dissipada e o tempo de acomodação do balanceamento.

# Referências Bibliográficas

- [1] BERGVELD, H. J. *Battery Management Systems Design by Modelling*. 2001. ISBN: 9074445519.
- [2] BENTLEY, W. “Cell balancing considerations for lithium-ion battery systems”, *Battery Conference on Applications and Advances, 1997*, pp. 223–226, 1997.
- [3] CASPAR, M., HOHMANN, S. *19th World Congress of The International Federation of Automatic Control (IFAC)*.
- [4] MUENZEL, V., HOOG, J. D., BRAZIL, M., et al. “Battery Management using Secondary Loads : A Novel Integrated Approach”, *World Congress of the International Federation of Automatic Control*, pp. 3924–3929, 2014.
- [5] LINDEN, D., REDDY, T. *Handbook of batteries*. 2002. ISBN: 0071359788.
- [6] CAMPBELL, R. “Battery Characterization and Optimization for use in Plug-in Hybrid Electric Vehicles: Hardware-in-the-loop duty cycle testing”. .
- [7] ANUPHAPPHARADORN, S., SUKCHAI, S., SIRISAMPHANWONG, C., et al. “Comparison the economic analysis of the battery between lithium-ion and lead-acid in PV stand-alone application ”, *11th Eco-Energy and Materials Science and Engineering*, 2014.
- [8] ADITYA, J., FERDOWSI, M. “Comparison of NiMH and Li-ion batteries in automotive applications”, *IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, pp. 1–6, 2008.
- [9] LU, L., HAN, X., LI, J., et al. “A review on the key issues for lithium-ion battery management in electric vehicles”, *Journal of Power Sources*, v. 226, pp. 272–288, mar. 2013.
- [10] ZHENG, Y., OUYANG, M., LU, L., et al. “On-line equalization for lithium-ion battery packs based on charging cell voltages: Part 1. Equalization based on remaining charging capacity estimation”, *Journal of Power Sources*, v. 247, pp. 676–686, fev. 2014.

- [11] ZHENG, Y., OUYANG, M., LU, L., et al. “On-line equalization for lithium-ion battery packs based on charging cell voltages: Part 2. Fuzzy logic equalization”, *Journal of Power Sources*, v. 247, pp. 460–466, fev. 2014.
- [12] HUSSEIN, H., BATARSEH, I. “An overview of generic battery models”, *Power and Energy Society General Meeting*, , n. 4, pp. 4–9, 2011.
- [13] HU, X., LI, S., PENG, H. “A comparative study of equivalent circuit models for Li-ion batteries”, *Journal of Power Sources*, v. 198, pp. 359–367, jan. 2012.
- [14] NING, G., POPOV, B. N. “Cycle Life Modeling of Lithium-Ion Batteries”, *Journal of The Electrochemical Society*, v. 151, n. 10, pp. A1584, 2004.
- [15] SHEN, Y. “Adaptive online state-of-charge determination based on neuro-controller and neural network”, *Energy Conversion and Management*, v. 51, n. 5, pp. 1093–1098, maio 2010.
- [16] JUNNURI, R. K., KAMAT, S., GOYAL, N., et al. “Modelling of HEV Lithium-Ion High Voltage Battery Pack using Dynamic Data Number of Cells”, *World Congress of the International Federation of Automatic Control*, pp. 6448–6453, 2014.
- [17] THANAGASUNDRAM, S., ARUNACHALA, R., MAKINEJAD, K., et al. “A Cell Level Model for Battery Simulation”, *European Electric Vehicle Congress*, , n. November, pp. 1–13, 2012.
- [18] CHEN, M., RINCON-MORA, G. “Accurate electrical battery model capable of predicting runtime and IV performance”, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, v. 21, n. 2, pp. 504–511, 2006.
- [19] SERRAO, L., CHEHAB, Z., GUEZENNEC, Y., et al. “An Aging Model of Ni-MH Batteries for Hybrid Electric Vehicles”, *2005 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, pp. 78–85, 2005.
- [20] TREMBLAY, O. “A generic battery model for the dynamic simulation of hybrid electric vehicles”, *Vehicle Power and Propulsion Conference*, , n. V, pp. 284–289, 2007.
- [21] TREMBLAY, O., DESSAINT, L. “Experimental validation of a battery dynamic model for EV applications”, *World Electric Vehicle Journal*, v. 3, pp. 1–10, 2009.

- [22] DAI, H., SUN, Z., WEI, X. “Online SOC Estimation of High-power Lithium-ion Batteries Used on HEVs”, *2006 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety*, pp. 342–347, dez. 2006.
- [23] DAI, H., WEI, X., SUN, Z., et al. “Online cell SOC estimation of Li-ion battery packs using a dual time-scale Kalman filtering for EV applications”, *Applied Energy*, v. 95, pp. 227–237, jul. 2012.
- [24] PLETT, G. L. “Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs”, *IEEE Journal of Power Sources*, v. 134, n. 2, pp. 252–261, ago. 2004.
- [25] YUAN, S., WU, H., YIN, C. “State of Charge Estimation Using the Extended Kalman Filter for Battery Management Systems Based on the ARX Battery Model”, *Energies*, v. 6, n. 1, pp. 444–470, jan. 2013.
- [26] DI DOMENICO, D., FIENGO, G., STEFANOPOULOU, A. “Lithium-ion battery state of charge estimation with a Kalman Filter based on a electrochemical model”, *2008 IEEE International Conference on Control Applications*, pp. 702–707, 2008.
- [27] KLEIN, R., CHATURVEDI, N. A., CHRISTENSEN, J., et al. “State estimation of a reduced electrochemical model of a lithium-ion battery”, *Proceedings of the 2010 American Control Conference*, pp. 6618–6623, jun. 2010.
- [28] MERWE, R. V. D. “Sigma-point Kalman filters for probabilistic inference in dynamic state-space models”, *PhD thesis*, p. 378, 2004.
- [29] HE, W., WILLIARD, N., CHEN, C., et al. “State of charge estimation for electric vehicle batteries using unscented kalman filtering”, *Microelectronics Reliability*, v. 53, n. 6, pp. 840–847, jun. 2013.
- [30] PLETT, G. L. “Sigma-point Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs”, *Journal of Power Sources*, v. 161, n. 2, pp. 1369–1384, out. 2006.
- [31] UNTERRIEDER, C., PRIEWASSER, R., MARSILI, S., et al. “Battery State Estimation Using Mixed Kalman/Hinfinity, Adaptive Luenberger and Sliding Mode Observer”, *2013 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, pp. 1–6, out. 2013.
- [32] KIM, I.-S. “A Technique for Estimating the State of Health of Lithium Batteries Through a Dual-Sliding-Mode Observer”, *IEEE Transactions on Power*

*Electronics*, v. 25, n. 4, pp. 1013–1022, abr. 2010. doi: 10.1109/TPEL.2009.2034966.

- [33] CAPEL, A. “Mathematical model for the representation of the electrical behaviour of a lithium cell”. In: *PESC Record - IEEE Annual Power Electronics Specialists Conference*, v. 4, pp. 1976–1981, 2001.
- [34] HAN, X., OUYANG, M., LU, L., et al. “A comparative study of commercial lithium ion battery cycle life in electrical vehicle: Aging mechanism identification”, *Journal of Power Sources*, v. 251, pp. 38–54, abr. 2014.
- [35] ZHENG, Y., OUYANG, M., LU, L., et al. “Understanding aging mechanisms in lithium-ion battery packs: From cell capacity loss to pack capacity evolution”, *Journal of Power Sources*, v. 278, pp. 287–295, mar. 2015.
- [36] LEE, S., KIM, J., LEE, J., et al. “The state and parameter estimation of an Li-ion battery using a new OCV-SOC concept”, *Power Electronics Specialists Conference*, pp. 2799–2803, 2007.
- [37] HE, H., XIONG, R., ZHANG, X. “State-of-charge estimation of the lithium-ion battery using an adaptive extended Kalman filter based on an improved Thevenin model”, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, v. 60, n. 4, pp. 1461–1469, 2011.
- [38] HE, Z., GAO, M., WANG, C., et al. “Adaptive State of Charge Estimation for Li-Ion Batteries Based on an Unscented Kalman Filter with an Enhanced Battery Model”, *Energies*, v. 6, n. 8, pp. 4134–4151, ago. 2013. ISSN: 1996-1073.
- [39] LI, J., KLEE BARILLAS, J., GUENTHER, C., et al. “Sequential Monte Carlo filter for state estimation of LiFePO<sub>4</sub> batteries based on an online updated model”, *Journal of Power Sources*, v. 247, pp. 156–162, fev. 2014.
- [40] LIU, L., WANG, L., CHEN, Z. “Integrated system identification and state-of-charge estimation of battery systems”, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, v. 28, n. 1, pp. 12–23, 2013.
- [41] CAO, J., SCHOFIELD, N., EMADI, A. “Battery balancing methods: A comprehensive review”, *2008 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, pp. 1–6, set. 2008.
- [42] YUANMAO, Y. “Zero-current switching switched-capacitor zero-voltage-gap automatic equalization system for series battery string”, *IEEE Power Electronics Society*, v. 27, n. 7, pp. 3234–3242, 2012.

- [43] GALLARDO-LOZANO, J., ROMERO-CADAVAL, E., MILANES-MONTERO, M. I., et al. “Battery equalization active methods”, *Journal of Power Sources*, v. 246, pp. 934–949, jan. 2014.
- [44] MOORE, S., SCHNEIDER, P. “A review of cell equalization methods for lithium ion and lithium polymer battery systems”, mar. 2001.
- [45] YOUNG, K., WANG, C., WANG, L. Y., et al. *Electric Vehicle Integration into Modern Power Networks*. New York, NY, Springer New York, 2013. ISBN: 978-1-4614-0133-9.
- [46] PICCIANO, N. “Battery Aging and Characterization of Nickel Metal Hydride and Lead-Acid Batteries”, 2007.
- [47] TAO, G. *Adaptive Control Design and Analysis*. 2003. ISBN: 3175723993.
- [48] SIMON, D. *Optimal State Estimation: Kalman, H-Infinity, and Nonlinear Approaches*. 2006. ISBN: 0471708585.
- [49] FIGUEIRÓ, A., PEIXOTO, A. J., COSTA, R. R. “State of Charge Estimation and Battery Balancing Control”, *IEEE Control and Decision Conference*, dez. 2015.
- [50] TYCO ELECTRONICS. “Comparison of NiCd , NiMH , and Li-Ion Batteries”, , n. ECR-5892D, pp. 1–4.
- [51] WHITTINGHAM, M. S. “Electrical energy storage and intercalation chemistry.” *Science (New York, N.Y.)*, v. 192, pp. 1126–1127, 1976.
- [52] BRODD, R. “Comments on the History of Lithium-Ion Batteries”, *The Electrochemical Society*, p. 89074, 2013.
- [53] AISBL, R. “Safety of Lithium-Ion Batteries”, *The European Association for Advanced Rechargeable Batteries*, , n. June, 2013.

# Apêndice A

## Estimadores

No caso em que o modelo do sistema é do tipo linear e invariante no tempo e não possui erro de medição ou de modelagem consideráveis o modelo pode ser representado por:

$$x_t = Ax_{t-1} + Bu_{t-1} \quad (\text{A.1})$$

e

$$y_t = Cx_t + Du_t, \quad (\text{A.2})$$

A equação A.1 representa a dinâmica do sistema, sendo  $x_t$  o vetor de estados do sistema em um instante  $t$ , em nosso modelo representados pelas tensões nos capacitores do modelo elétrico,  $u_t$  a medida de corrente na célula em um instante  $t$ ,  $A$  a matriz de transição de estados, representando a dinâmica destes e  $B$  a matriz de entrada, mapeando os efeitos da corrente da célula nos estados desta.

Já a equação A.2 representa a saída do sistema em função de seu estado e da entrada em um dado instante de tempo, sendo a saída  $y_t$  a medida de tensão realizada em um instante  $t$  e  $C$  a matriz de observação de estados, mapeando os estados do sistema em um instante  $t$  em suas saídas no mesmo instante  $t$ , representando, portanto, a relação entre a tensão da célula e os estados desta e  $D$  a matriz de transmissão direta, representando a resistência  $R_3$  da célula.

Já a predição e correção são representadas por:

$$\hat{x}_{t|t-1} = A\hat{x}_{t-1} + Bu_{t-1} \quad (\text{A.3})$$

e

$$\hat{x}_t = \hat{x}_{t|t-1} + K(y_t - C\hat{x}_{t|t-1} - Du_t), \quad (\text{A.4})$$

sendo  $\hat{x}_{t|t-1}$  a estimativa para a variável  $x$  com base na entrada e estimativa no instante  $t - 1$ , dadas respectivamente por  $u_{t-1}$  e  $\hat{x}_{t-1}$ .

É importante notar que a equação de predição é semelhante à equação A.1 do

modelo do sistema, sendo o vetor de estados ( $x$ ) do sistema substituído pelo vetor de estimativas do estado do sistema ( $\hat{x}$ ). Já a equação de correção atualiza as estimativas dos estados do sistema proporcionalmente ao erro entre a medição da saída ( $y_t$ ) e a estimativa para a saída no momento  $t$ , dada por  $\hat{y}_t = C\hat{x}_{t|t-1} + Du_t$ . Quando o ganho  $K$  é uma matriz constante esse observador é chamado observador de *Luenberger*.

## A.1 Filtro de Kalman

O Filtro de Kalman desenvolve-se a partir do observador de *Luenberger* como uma solução ótima para o problema de estimação de estado quando as medições e os estados do modelo apresentam ruídos e podem ser representados por meio de distribuições gaussianas. Tal solução se assemelha em sua estrutura ao observador de *Luenberger*, mas ao contrário deste, calcula o ganho  $K$  ótimo em cada instante, de forma a fornecer uma melhor estimativa do que o observador de *Luenberger* apresentaria para este sistema. Além disso, o Filtro de Kalman é capaz de fornecer uma estimativa para a covariância do erro de estimação, de forma a indicar a qualidade da estimativa. O sistema considerado pelo Filtro de Kalman é representado pelas equações

$$x_t = Ax_{t-1} + Bu_{t-1} + w_{t-1} \quad (\text{A.5})$$

e

$$y_t = Cx_t + Du_t + v_t, \quad (\text{A.6})$$

Vale notar que tais equações diferem das equações A.1 e A.2 somente pela presença de  $w$  e  $v$ , que representam os ruídos do processo e da medição. Tais ruídos possuem distribuição gaussiana e portanto podem ser representados por seus dois primeiros momentos, sendo eles os valores esperados, que são nulos para ambos e as covariâncias  $H$  para o ruído  $w$  e  $G$  para o ruído  $v$ .

O Filtro de Kalman se desenvolve a partir da estimação mais provável em termos estatísticos para o sistema considerado, ou seja, definindo o erro de medição  $\tilde{x} = x - \hat{x}$  o estimador de Kalman minimiza a função custo  $J$  a seguir [47]:

$$J = E[\tilde{x}^T \tilde{x}] \quad (\text{A.7})$$

Considerando  $\bar{x}$  e  $\bar{y}$  os valores esperados de  $x$  e  $y$  quando desconsiderada a medição de  $y$ , é possível provar que independente da distribuição estatística de  $w$  e  $v$ , a melhor estimativa linear (na forma  $\hat{x}_{LMS} = Ay + b$ ) para  $x$  considerando a medição de  $y$  é dada por:

$$\hat{x}_{LMS} = \bar{x} + P_{xy}P_y^{-1}(y - \bar{y}) \quad (\text{A.8})$$

No caso em que tais variáveis seguem uma distribuição gaussiana, tal estimativa coincide com a estimativa ótima global. Observa-se, portanto, que o estimador que minimiza a função de custo  $J$  se assemelha ao observador de *Luenberger* ao menos do fato de aquele se utilizar de um ganho  $K = P_{xy}P_y^{-1}$  variável calculado em função das covariâncias das variáveis estatística ao passo que o observador de *Luenberger* este mantém tal valor constante.

De fato como as variáveis aleatórias possuem por hipótese distribuição gaussiana, pode-se representá-las por seus dois primeiros momentos, que são a média e a variância. Tais momentos são representados em um instante de tempo  $t - 1$ , para o vetor de estados  $x_{t-1}$  e para a tensão na célula  $y_{t-1}$  por

$$\begin{bmatrix} x_{t-1} \\ y_{t-1} \end{bmatrix} \sim \left( \begin{bmatrix} \bar{x}_{t-1} \\ C\bar{x}_{t-1} + Du_{t-1} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} P_{x_{t-1}} & P_{x_{t-1}}C^T \\ CP_{x_{t-1}} & CP_{x_{t-1}}C^T + G \end{bmatrix} \right), \quad (\text{A.9})$$

já em um instante  $t$  os momentos de  $x_t$  podem ser calculados por

$$[x_t] \sim ([A\bar{x}_{t-1} + Bu_{t-1}], [AP_{x_{t-1}}A^T + BHB^T]), \quad (\text{A.10})$$

Substituindo tais momentos na equação A.8 pode-se obter a equação para o ganho  $K_t$  a partir da covariância de  $x$ , representada por  $P_x$ , de forma que o ganho  $K_t$  é dado por

$$K_t = P_{xy_t}P_{y_t}^{-1} = P_{x_t}C^T(CP_{x_t}C^T + G)^{-1} \quad (\text{A.11})$$

Tendo em conta que  $\tilde{x} = x - yC^{-1}$  a covariância de  $\tilde{x}$  é  $P_{\tilde{x}} = P_x - P_{xy}P_y^{-1}P_{yx}$ . É possível calcularmos, portanto  $P_{\tilde{x}}$  por meio de:

$$P_{\tilde{x}} = P_x - P_xC^T(CP_xC^T + G)^{-1}CP_x \quad (\text{A.12})$$

Aplicando o lema da inversa obtém-se  $P_{\tilde{x}} = (P_x^{-1} - C^TG^{-1}C)^{-1}$ , de forma que pode-se representar o ganho  $K$  por meio de  $K_t = P_{\tilde{x}}C^TG^{-1}$ :

$$\begin{aligned} P_{\tilde{x}}C^TG^{-1} &= P_xC^T[CP_xC^T + G]^{-1} \\ [P_x^{-1} + C^TG^{-1}C]^{-1}C^TG^{-1} &= P_xC^T[CP_xC^T + G]^{-1} \\ [GC^{-T}(P_x^{-1} + C^TG^{-1}C)]^{-1} &= [(CP_xC^T + G)C^{-T}P_x^{-1}]^{-1} \\ [GC^{-T}P_x^{-1} + C]^{-1} &= [(C + GC^{-T}P_x^{-1})^{-1} \\ [C + GC^{-T}P_x^{-1}] &= [C + GC^{-T}P_x^{-1}], \end{aligned} \quad (\text{A.13})$$

Como o cálculo do ganho  $K$  é obtido a partir da covariância  $P_x$ , torna-se necessária a estimação deste parâmetro em conjunto com as variáveis de estado. De fato as equações de predição e correção visam a estimação, por meio de equações recursivas não só das variáveis de estado como também da covariância  $P_x$ .

Tendo em vista (A.3), as equações de predição se resumem em

$$\hat{x}_{t|t-1} = A\hat{x}_{t-1} + Bu_{t-1} \quad (\text{A.14})$$

e

$$\hat{P}_{t|t-1} = AP_{t-1}A^T + H, \quad (\text{A.15})$$

A equação A.14 representa a dinâmica do espaço de estados do sistema ao passo que a equação A.15 representa a evolução da covariância do erro de estimação, de forma que formam um modelo que representa a célula de bateria tendo em vista o valor esperado e a covariância de seus estados. Já as equações de correção são representadas por

$$K_t = P_{t|t-1}C^T(CP_{t|t-1}C^T + G)^{-1}, \quad (\text{A.16})$$

$$\hat{x}_t = \hat{x}_{t|t-1} + K_t(y_t - C\hat{x}_{t|t-1} - Du_t), \quad (\text{A.17})$$

e

$$P_t = P_{t|t-1} - K_tCP_{t|t-1}, \quad (\text{A.18})$$

A equação A.16 coincide com a equação A.11, de forma a calcular o ganho a ser utilizado a partir da covariância dos estados. A equação A.17 se utiliza do ganho previamente calculado para minimizar o valor esperado do erro de estimação tendo em conta a estimativa anterior e a medição da saída do sistema. Finalmente a equação A.18 atualiza a estimativa para a covariância dos estados do sistema tendo em vista a estimativa dos estados realizada pela equação A.17.

De tal forma, é possível obter a estimativa ótima (no sentido apresentado anteriormente) dos estados da célula e de sua covariância a partir do sistema recursivo representado pelas equações de predição e correção apresentadas, valendo notar que tal método se aplica a sistemas lineares invariantes no tempo com modelo conhecido.

## A.2 Variantes do Filtro de Kalman

Tendo em vista o algoritmo apresentado para a estimação de estados, torna-se necessária a abordagem de um problema ainda não solucionados. Tal questão reside na presença de não-linearidades no comportamento célula e da variação dos parâmetros deste ao longo do tempo, de forma que o modelo que descreve a célula não pode ser representado com precisão da forma descrita nas equações A.5 e A.6.

As não-linearidades do modelo da célula resultam em parte da relação entre o SoC da célula e a OCV desta, que é representada por uma curva que não pode ser aproximada com precisão por uma relação linear (por uma reta). O mesmo problema se apresenta na curva de histerese da célula e não se descarta a possibilidade de

ocorrer em outras funções do modelo como, por exemplo, a impedância da célula.

Além disso os parâmetros do modelo não podem ser considerados constantes durante todo o tempo de operação do estimador, de forma que o modelo se torna variante no tempo. Tal problema pode ser contornado ao considerar os parâmetros do modelo como variáveis de estado, mas tal abordagem pode introduzir não-linearidades no modelo, de forma que torna-se ainda mais importante a descrição de um modelo não-linear para a célula.

As variantes do Filtro de Kalman aqui apresentadas permitem a estimação de estados para sistemas não lineares. Para tais sistemas busca-se obter a melhor estimativa linear, conforme a equação A.8, de forma que se torna necessário o cálculo das estatísticas de primeira (valor esperado) e segunda ordem (variância) para obter tal estimativa. As diferentes variantes diferenciam-se sobretudo pela forma de calcular tais estatísticas para o sistema não-linear.

### A.2.1 Filtro de Kalman Estendido

O Filtro de Kalman estendido é uma generalização do Filtro de Kalman que permite a estimação de estados para sistemas não lineares. Para tais sistemas o Filtro de Kalman estendido busca obter a melhor estimativa linear, conforme a equação A.8, de forma que se torna necessário o cálculo das covariâncias  $P_{xy}$  e  $P_y$  para obter tal estimativa.

O cálculo das covariâncias é realizado por aproximação através de uma transformação de *Taylor*, descrita a seguir.

A transformação *Taylor* aqui apresentada consiste num meio de calcular de forma aproximada as estatísticas (média e variância) de uma variável aleatória  $\beta = g(\alpha)$ , sendo  $g : \mathbb{R}^L \rightarrow \mathbb{R}^M$  uma função não linear. Já  $\alpha$  é uma variável aleatória de dimensão  $L$ , cujas estatísticas (média e covariância) são conhecidas. A média da variável aleatória  $\alpha$  é representada por  $\bar{\alpha}$  e a covariância por  $P_\alpha$ . A transformação será representada pela notação  $[\bar{\beta}, P_\beta] = \mathfrak{T}(\mathbf{n})_{\mathfrak{g}}[\bar{\alpha}, P_\alpha]$ , sendo  $\mathbf{n}$  a ordem da aproximação.

Aqui trata-se da transformação até a segunda ordem, ou seja, utilizando derivadas até a segunda ordem. Primeiramente é necessário calcular o Jacobiano de  $g$  em torno de  $\bar{\alpha}$ , representado por  $A_{\bar{\alpha}}^{(1)}$  e as Hessianas da componente  $i$  do vetor  $\alpha$  representados por  $A_{i,\bar{\alpha}}^{(2)}$ .

A série de *Taylor* para  $g$  expandida em torno de  $\bar{\alpha}$  com termos até segunda ordem é:

$$\beta = g(\alpha) \approx g(\bar{\alpha}) + A_{\bar{\alpha}}^{(1)}(\alpha - \bar{\alpha}) + \frac{1}{2} \begin{pmatrix} (\alpha - \bar{\alpha})^T A_{1,\bar{\alpha}}^{(2)}(\alpha - \bar{\alpha}) \\ \vdots \\ (\alpha - \bar{\alpha})^T A_{M,\bar{\alpha}}^{(2)}(\alpha - \bar{\alpha}) \end{pmatrix} \quad (\text{A.19})$$

De forma que obtém-se:

$$\bar{\beta} \approx g(\bar{\alpha}) + \frac{1}{2} \begin{pmatrix} tr(A_{1,\bar{\alpha}}^{(2)} P_{\bar{\alpha}}) \\ \vdots \\ tr(A_{M,\bar{\alpha}}^{(2)} P_{\bar{\alpha}}) \end{pmatrix} \quad (\text{A.20})$$

Calculando-se, a partir de A.20 a covariância  $P_\beta$  é possível obter:

$$P_\beta \approx A_{\bar{\alpha}} P_\alpha (A_{\bar{\alpha}})^T + \frac{1}{2} \begin{pmatrix} tr(A_{1,\bar{\alpha}}^{(2)} P_{\bar{\alpha}} A_{1,\bar{\alpha}}^{(2)} P_{\bar{\alpha}}) & \cdots & tr(A_{1,\bar{\alpha}}^{(2)} P_{\bar{\alpha}} A_{M,\bar{\alpha}}^{(2)} P_{\bar{\alpha}}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ tr(A_{M,\bar{\alpha}}^{(2)} P_{\bar{\alpha}} A_{1,\bar{\alpha}}^{(2)} P_{\bar{\alpha}}) & \cdots & tr(A_{M,\bar{\alpha}}^{(2)} P_{\bar{\alpha}} A_{M,\bar{\alpha}}^{(2)} P_{\bar{\alpha}}) \end{pmatrix} \quad (\text{A.21})$$

Em geral seria possível utilizar tais aproximações e até aproximações de maior ordem para o cálculo das covariâncias necessárias, mas devido a limitações computacional e a complexidade das equações utiliza-se as aproximações de primeira ordem para a implementação do Filtro de Kalman Estendido. As aproximações de primeira ordem são representadas por

$$\bar{\beta} \approx g(\bar{\alpha}) \quad (\text{A.22})$$

e

$$P_\beta \approx A_{\bar{\alpha}} P_\alpha (A_{\bar{\alpha}})^T, \quad (\text{A.23})$$

Tendo em vista o fato do sistema a ser considerado não ser linear este passa a ser definido por sua equação de transição de estados

$$x_t = \mathcal{F}(x_{t-1}, u_{t-1}, w_{t-1}) \quad (\text{A.24})$$

e sua equação de saída

$$y_t = \mathcal{H}(x_t, u_{t-1}, v_t), \quad (\text{A.25})$$

A equação A.24 descreve a evolução dos estados do sistema em função da entrada e do ruído, sendo  $\mathcal{F}(\cdot)$  uma função não linear que representa a dinâmica do sistema,  $x$  o vetor de estados do sistema,  $u$  a entrada e  $w$  o ruído do processo. O ruído do processo também é considerado gaussiano com valor esperado nulo e covariância  $Q$ .

Já a equação A.25 representa a saída do sistema em função dos estados, da entrada e do ruído de medição em um dado momento, sendo  $\mathcal{H}(\cdot)$  a função de observação de estados, que relaciona os estados do sistema com a saída,  $y$  a medição da saída do sistema e  $v$  o ruído de medição.

Tendo em vista a necessidade de calcular o valor esperado e variância para as variáveis transformadas por meio das funções  $\mathcal{F}(\cdot)$  e  $\mathcal{H}(\cdot)$ , torna-se necessário o cálculo dos jacobianos destas, de forma que tais matrizes são definidas em um dado

momento  $t$  por:

$$\begin{aligned}
A_t &= (\partial\mathcal{F}/\partial x)_{x=x_t} \\
W_t &= (\partial\mathcal{F}/\partial w)_{w=w_t} \\
C_t &= (\partial\mathcal{H}/\partial x)_{x=x_t} \\
V_t &= (\partial\mathcal{H}/\partial v)_{v=v_t}
\end{aligned} \tag{A.26}$$

Tendo em vista tal definição torna-se possível desenvolvermos as equações de predição e correção tomando em consideração as aproximações provenientes da transformação de *Taylor* nas equações A.22 e A.23. Portanto a equação de predição para os estados aproxima  $\hat{x}_{t|t-1} \approx E[x_t]_{t-1}$  por meio de

$$\hat{x}_{t|t-1} = \mathcal{F}(\hat{x}_{t-1}, u_{t-1}, 0), \tag{A.27}$$

Vale notar que trata-se de uma aproximação para  $x_{t|t-1} = E[\mathcal{F}(x_{t-1}, u_{t-1}, w)]$  que será aceitável enquanto  $\mathcal{F}(\cdot)$  puder ser aproximada por meio de uma função linear na região entre  $(x_{t-1}, u_{t-1}, -3H)$  e  $(x_{t-1}, u_{t-1}, +3H)$ , de forma que  $E[\mathcal{F}(x_{t-1}, u_{t-1}, 0)] \approx E[\mathcal{F}(x_{t-1}, u_{t-1}, w)]$ .

Já a covariância do estado do sistema é obtida estimando-se, por meio da transformação de *Taylor*  $P_{t|t-1} \approx E[(x(t) - \hat{x}_t)(x(t) - \hat{x}_t)^T]_{t-1}$ , o que resulta em:

$$P_{t|t-1} = A_t P_{t-1} A_t^T + W_t H_{t-1} W_t^T \tag{A.28}$$

Assim como na predição, nas equações de correção são realizadas aproximações de primeira ordem por meio da transformação de *Taylor*. Desta forma, a solução da equação A.8 se aproxima por meio de

$$K_t = P_{t|t-1} C_t^T (C_t P_{t|t-1} C_t^T + V_t G_t V_t^T)^{-1} \tag{A.29}$$

e

$$\hat{x}_t = \hat{x}_{t|t-1} + K_t (y_t - \mathcal{H}(x_t, u_t, 0)), \tag{A.30}$$

ao passo que a correção da covariância é dado por

$$P_t = P_{t|t-1} - K_t C_t P_{t|t-1}, \tag{A.31}$$

## A.2.2 Filtro de *Kalman Unscented*

Assim como o Filtro de Kalman Estendido o Filtro de Kalman *Unscented* é uma variação do Filtro de Kalman que permite a estimação de estados para sistemas não-lineares. Em relação ao Filtro de Kalman estendido este método permite uma

melhor estimação dos estados por meio da utilização de uma melhor aproximação dos momentos (valor esperado e variância) das variáveis estocásticas. Tal transformação é descrita em [28] e é utilizada para implementar o Filtro de Kalman *Unscented* em [29] e [30].

A transformação *unscented* consiste num método de cálculo para as estatísticas de uma variável aleatória, aqui descrita por  $\beta = g(\alpha)$ , sendo  $g$  uma função não linear  $g : \mathbb{R}^L \rightarrow \mathbb{R}^M$  e  $\alpha$  é uma variável aleatória de dimensão  $L$ , cujas estatísticas (média e covariância) são conhecidas. A média da variável aleatória  $\alpha$  será representada por seu valor esperado  $\bar{\alpha}$  e por sua covariância  $P_\alpha$ . A transformada *unscented* apresenta melhor aproximação das estatísticas do que a transformada de *Taylor* sem que haja incremento nas exigências computacionais ou na complexidade das equações em relação à transformação de *Taylor* de primeira ordem. A transformação *unscented* será representada pela notação  $[\bar{\beta}, P_\beta] = \mathfrak{U}_g[\bar{\alpha}, P_\alpha]$  e será calculada da seguinte forma:

- Seja  $\alpha^{(i)} \in \mathbb{R}^L$
- Gerar  $2L$  vetores  $\alpha^{(i)}$  de tamanho  $L$ .
  - O vetor  $\alpha^{(0)}$  corresponde a  $\bar{\alpha}$ .
  - Os vetores  $\alpha^{(i)}$  com  $i = 1, \dots, L$  são calculados pela média  $\bar{\alpha}$  somada a cada linha  $i$  da matriz  $\sqrt{P_\alpha}$ , sendo  $\sqrt{P_\alpha}$  obtida por meio da decomposição de Cholesky.
  - Os vetores  $\alpha^{(i)}$  com  $i = -L, \dots, -1$  são calculados pela média  $\bar{\alpha}$  subtraída por cada linha  $i$  da matriz  $\sqrt{P_\alpha}$ .

Tais pontos gerados são chamados pontos sigma. Vale notar que o conjunto de pontos possui a mesma média e mesma covariância da variável  $\bar{\alpha}$ .

- Obter as estatísticas de  $\beta$  a partir dos vetores  $\alpha^{(i)}$ . As estatísticas de  $\beta$  são obtidas a partir da média ponderada das estatísticas dos vetores  $\alpha^{(i)}$ , sendo os pesos ajustados de acordo com a distribuição estatística de  $\alpha$ . De fato, definindo  $\beta^{(i)} = g(\alpha^{(i)})$ , obtém-se

$$\text{Para a média: } \bar{\beta} \approx \frac{1}{L+\kappa}(\kappa\beta^{(0)} + \frac{L}{2L}(\sum_{i=1}^{2L} \beta^{(i)}))$$

$$\text{Para a variância: } P_\beta \approx \frac{1}{L+\kappa}(\kappa[\beta^{(0)} - \bar{\beta}][\beta^{(0)} - \bar{\beta}]^T + \frac{L}{2L}(\sum_{i=1}^{2L} [\beta^{(i)} - \bar{\beta}][\beta^{(i)} - \bar{\beta}]^T))$$

Tendo em vista a transformação definida, a predição é feita pela equação

$$\begin{pmatrix} \hat{x}_{t|t-1} \\ P_{x,t|t-1} \end{pmatrix} = \mathfrak{U}_{\mathcal{F}} \left( \begin{pmatrix} \hat{x}_{t-1} \\ E[w_t] = 0 \\ \begin{bmatrix} P_x & 0 \\ 0 & H \end{bmatrix} \end{pmatrix} \right), \quad (\text{A.32})$$

representando o cálculo da estimativa do vetor de estado, dada por  $\hat{x}$  e da covariância deste vetor, representada por  $P_x$ . Tal cálculo se baseia na transformada *unscented*, obtendo as estatísticas necessárias para o algoritmo de Kalman a partir das médias ponderadas dos pontos sigma gerados, de forma que tal transformação é representada da forma anteriormente convencionada.

Já para a correção deve ser calculada a solução para a equação A.8, sendo portanto necessário calcular as covariâncias  $P_{yy}$  e  $P_{xy}$ , além do valor esperado de  $y$ .

Primeiramente é definido um vetor de pontos sigma  $y_{t|t-1}^{(i)} = \mathcal{H}_t(x_{t|t-1}^{(i)}, w, 0)$ , de forma que o valor esperado de  $y$  é calculado por meio da média ponderada dos elementos de tal vetor, de acordo com

$$\bar{y}_{t|t-1} = \frac{1}{L + \kappa} [(\kappa y_{t|t-1}^{(0)}) + \frac{1}{2} (\sum_{i=1}^{2L} y_{t|t-1}^{(i)})], \quad (\text{A.33})$$

Já a variância  $P_{yy}$  é calculada segundo a definição da transformada *unscented* por meio de

$$P_{yy,t|t-1} = \frac{1}{L + \kappa} [(\kappa [y^{(0)} - \bar{y}][y^{(0)} - \hat{y}]^T + \frac{1}{2} (\sum_{i=1}^{2L} [y^{(i)} - \bar{y}][y^{(i)} - \bar{y}]^T)]_{t|t-1} + G, \quad (\text{A.34})$$

, ou seja, pela média ponderada dos desvios do pontos sigma em torno da média. Finalmente, a covariância  $P_{xy}$  é calculada por meio de

$$P_{xy,t|t-1} = \frac{1}{L + \kappa} [(\kappa [x^{(0)} - \hat{x}][y^{(0)} - \hat{y}]^T + \frac{1}{2} (\sum_{i=1}^{2L} [x^{(i)} - \hat{x}][y^{(i)} - \hat{y}]^T)]_{t|t-1}, \quad (\text{A.35})$$

Tendo em vista os cálculos aproximados realizados nas equações A.33, A.34 e A.35 a expressão do ganho para correção da estimativa é dada por

$$K_{t|t-1} = (P_{xy} P_{yy}^{-1})_{t|t-1}, \quad (\text{A.36})$$

ao passo que a correção é feita por

$$x_t = x_{t|t-1} + K_{t|t-1} (y_{t|t-1} - \hat{y}_{t|t-1}), \quad (\text{A.37})$$

A estimativa da variância do vetor de estados é fornecida por

$$P_t = P_{t|t-1} - K_{t|t-1} P_{yy} K_{t|t-1}^T, \quad (\text{A.38})$$

valendo notar que embora tal grandeza não esteja explicitamente presente nas equações de correção é utilizada para gerar os pontos sigma  $x^{(i)}$ .

## Apêndice B

# Características dos Diferentes Tipos de Baterias

Tendo em vista a elaboração de um sistema alimentado a bateria, é necessário considerar as diferentes tecnologias disponíveis em termos de composição química das baterias. Dentre a grande variedade de baterias disponíveis comercialmente, considera-se três grupos de baterias recarregáveis, separando-os de acordo com semelhanças das composições destas. Tais semelhanças se refletem em características relevantes de projeto, como: densidades de energia e potência, robustez a sobrecarga/sobrecorrente e restrições quanto à temperatura de operação.

A composição química da bateria a ser utilizada também influencia de maneira significativa os parâmetros do modelo matemático que a descreve e, consequentemente, os sistemas de gerenciamento adequados à bateria. Tendo em vista tal variedade de baterias disponíveis, este capítulo busca estabelecer uma visão geral das características relevantes de cada tipo, baseando-se nas definições apresentadas na Seção 1.4 e informações disponíveis em [5], [6] e [7], apresentando posteriormente um modelo adequado para a bateria a ser estudada.

A mais consolidada tecnologia consiste em baterias de chumbo-ácido. Tal tecnologia existe há mais de um século, sendo amplamente utilizada em automóveis e sistemas de fornecimento ininterrupto de energia. Tal uso se dá sobretudo devido a seu baixo custo e facilidade de operação.

Outra tecnologia consolidada consiste em composições baseadas em níquel, como níquel-cadimó e níquel-metal hidreto. Tais tecnologias apresentam maior densidade útil de energia, mas possuem outras complicações, como alta auto-descarga e efeito memória [5].

Finalmente, as tecnologias mais recentes se baseiam em composições químicas envolvendo íons de lítio. Tal tecnologia apresenta grande densidade de energia e de potência, além de maior vida útil e menor tempo de recarga, mas necessitam de circuitos de proteção e são pouco tolerantes a sobre-recarga e sobre-corrente [5].

## B.1 Baterias de Chumbo-Ácido

As tecnologias de baterias de chumbo-ácido disponíveis atualmente se dividem entre baterias não seladas e baterias seladas. As baterias não seladas são vastamente utilizadas em automóveis. Tais dispositivos apresentam a necessidade de constante manutenção e de ventilação, devido à emissão de gases e a necessidade de reposição de água. Já as baterias seladas são amplamente utilizadas em fontes de fornecimento ininterrupto de energia (*Uninterruptible Power Source, UPS*) e dispensam a necessidade de ventilação e constante manutenção. Seu uso se justifica pelo baixo custo por unidade de energia armazenada e sua facilidade de recarga e descarga devido à significativa variação da OCV em função do SoC, de forma que o SoC pode ser estimado com facilidade por meio da tensão em seus terminais.

Por outro lado, tal tecnologia apresenta baixa densidade nominal de energia e energia específica. A energia específica é em torno de 35Wh/kg. Do mesmo modo, há também baixa densidade de energia, em torno de 70Wh/l. [5] Tais características resultam em dificuldades técnicas para determinadas aplicações (como sistemas embarcados) devido às restrições sobretudo de espaço e volume.

Além da baixa densidade energética nominal, deve-se considerar que para maximização da vida útil da bateria estas não devem ser descarregadas a menos de 50% de sua carga nominal. Ou seja, para a obtenção de um número razoável de ciclos úteis, a capacidade útil será cerca de metade da capacidade nominal desta [7]. Operações que resultem em uso de mais de metade da capacidade nominal da bateria devem ocorrer somente excepcionalmente, de forma a não reduzir significativamente o número de ciclos úteis da bateria. Deve ser observado também que há a necessidade de armazenar tais baterias carregadas, já que a permanência em SoC baixo durante muito tempo pode comprometer a capacidade real da bateria, podendo inclusive inutilizá-la.

Em condições de descarga a 50% de SoC, a vida útil da bateria é de cerca de 1000 ciclos, ao passo que em situações de 20% de SoC ela se reduz a cerca de 500 ciclos [6].

Outras desvantagens deste tipo de bateria consistem em sua sensibilidade à temperatura, o que causa significativa perda de sua capacidade em baixas temperaturas (até cerca de 50% a 0°C) e perda de sua vida útil em altas temperaturas. Em temperaturas em torno de 0°C há uma redução de cerca de 50 % de sua capacidade em relação à temperatura de 25°C. Vale mencionar que a 33°C há uma redução do número de ciclos úteis em cerca de 50 % em relação a 25°C. Ambos os efeitos são prejudiciais, por exemplo para sistemas embarcados, devendo ser avaliado o clima dos locais a operar o sistema para levar em conta estes efeitos [7].

Dentre as vantagens das baterias seladas de chumbo ácido, pode-se destacar seu

baixo custo de aquisição, a virtual inexistência de auto-descarga e a facilidade de estimação do SoC da bateria por meio de sua OCV.

Finalmente tais baterias apresentam constante de descarga de cerca de  $0,2\text{h}^{-1}$ , com tolerância para picos de correntes de cerca de 25 vezes a corrente nominal.

## B.2 Baterias de Níquel

Baterias baseadas em níquel vêm sendo amplamente utilizada nas últimas décadas em aplicações que requerem maior densidade energética do que baterias de chumbo-ácido, sobretudo em substituição às baterias primárias (não recarregáveis) em dispositivos portáteis. Tais baterias se dividem entre baterias de níquel-cadimo, de níquel-metal hidreto convencionais e de níquel-metal hidreto de baixa auto-descarga (*Low Self Discharge, LSD*).

As baterias de níquel cadimo apresentam energia específica nominal de cerca de  $35\text{ Wh/kg}$  e densidade energética de cerca de  $100\text{ Wh/L}$ , o que é ligeiramente superior às de chumbo-ácido. Sua vantagem mais significativa consiste, porém, em não apresentarem tamanha redução de ciclos úteis em caso de descargas acentuadas [5]. Tal tecnologia pode ser descarregada quase à sua capacidade nominal sem apresentar perdas significativas em número de ciclos úteis, permanecendo com vida útil de cerca de 1500 ciclos com descarga a 20 % do SoC [6].

O uso de níquel-cadimo, portanto, é capaz de reduzir o volume e massa das baterias de igual capacidade nominal quando comparadas com as de chumbo-ácido em cerca de 50 % mantendo-se a capacidade útil. Além disso, essas baterias apresentam constante de descarga de cerca de  $1\text{h}^{-1}$ , com tolerância para picos de correntes de cerca de 20 vezes a corrente nominal, fazendo com que tolerem correntes significativamente maiores do que as baterias de chumbo-ácido, tanto se tratando de correntes de pico como de correntes médias. [6]

Entre as desvantagens das baterias de níquel-cadimo pode-se citar o acentuado efeito memória, característica que impõe eventuais descargas completas da bateria para condicionamento destas. Vale ressaltar que as baterias de níquel-cadimo apresentem significativo ganho em termos de densidade energética em relação às baterias de chumbo ácido, mas ainda apresenta baixa densidade e vida útil em relação a outros tipos de baterias [5].

As baterias de níquel-metal hidreto surgiram em 1989 como substitutas às baterias de níquel-cadimo, apresentando certas vantagens consideráveis sobre estas. As baterias de níquel-metal hidreto possuem energia específica nominal de cerca de  $75\text{Wh/kg}$ , o dobro das baterias de níquel-cadimo e densidade energética de  $240\text{Wh/L}$ . Tais baterias também podem operar em temperaturas ligeiramente superiores às de níquel-cadimo sem perda de vida útil e apresentam efeito memória

reduzido. Infelizmente, baterias de níquel-metal hidreto apresenta níveis significativos de auto-descarga, perdendo cerca de 20% de sua carga por mês e possuem constante de descarga de cerca de  $0,5\text{h}^{-1}$ , com tolerância para picos de correntes de cerca de 10 vezes a corrente nominal, o que consiste numa desvantagem em relação às baterias de níquel cadimo de igual capacidade para aplicações de alta potência. Além disso, as baterias de níquel-metal hidreto apresentam vida útil de cerca de 900 ciclos em descargas a 20% de SoC, significativamente inferior às de níquel cadimo.

Finalmente como alternativa a estas foram desenvolvidas baterias de níquel metal hidreto de baixa auto-descarga. Tal tecnologia reduz significativamente a auto-descarga das baterias, tornando-as inferiores às das baterias de níquel-cadimo. Vale notar que em tais baterias há uma ligeira redução da densidade energética em relação às células de níquel-metal hidreto convencionais.

Deve-se também considerar que as baterias de cadimo em geral possuem maiores dificuldades para recarga rápida, não sendo recomendável a recarga destas células em paralelo e apresentando maior dificuldade de estimação do SoC. Isto se dá devido à dificuldade de estimar o SoC pela OCV e à baixa tolerância a sobre-recarga.

### B.3 Baterias de Íon de Lítio

As baterias de íon de Lítio foram descritas pela primeira vez em 1976 em [51]. Sua comercialização começou em 1991 e, durante as décadas seguintes obteve significativa parcela do mercado, sendo preferida a outros tipos de baterias sobretudo em aparelhos de celular, computadores e demais dispositivos portáteis nos quais o peso e o tamanho devem ser minimizados [52]. As baterias de Lítio apresentam grande variedade de acordo com a composição química, apresentando diferenças em relação à densidade de energia, tensão nominal, vida útil e segurança.

Tendo em vista a grande quantidade de composições químicas e suas características, considera-se três das composições mais comuns, são elas: lítio-cobalto ( $\text{LiCoO}_2$ ), lítio-manganês ( $\text{LiMn}_2\text{O}_4$ ) e lítio-ferro-fosfato ( $\text{LiFePO}_4$ ).

As baterias de lítio-cobalto apresentam alta energia específica, em torno de 150 Wh/kg a 190 Wh/kg, densidade energética nominal de cerca de 410Wh/L e uma vida útil de cerca de 500 ciclos a 80 % de descarga. Tais baterias apresentam pouca estabilidade térmica, o que traz problemas de segurança em eventos de sobre corrente e altas temperaturas [53], além de possuírem constante de descarga de cerca de  $1\text{h}^{-1}$ , com tolerância para picos de correntes de somente 3 vezes [6].

Baterias de lítio-manganês apresentam vida útil semelhante às de lítio-cobalto, energia específica cerca de 30 % menor, entre 100 e 135Wh/kg [6] e densidade de energia em torno de 300 Wh/L. Como vantagem, tal tecnologia apresenta melhores características de segurança [53] e constante de descarga aproximadamente 10 vezes

	Pb-Ác. 50% SoC	Pb-Ác. 20% SoC	<i>NiCd</i>	Ni-MH	LiCoO <sub>2</sub>	LiMn <sub>2</sub> O <sub>4</sub>	LiFePO <sub>4</sub>
Energia Específica Nominal (Wh/kg)	35	35	35	80	170	117	100
Densidade Energética Nominal (Wh/L)	70	70	100	240	410	300	300
Energia Específica Útil (Wh/kg)	17,5	28	28	64	136	94	80
Densidade Energética Útil (Wh/L)	35	56	80	192	328	240	240
Ciclos Úteis (Ciclos)	1000	500	1500	900	450	450	2000
Densidade de Potência (W/L)	14	14	35	120	410	1175	9000
Densidade de Potência para pico (W/L)	350	350	700	1200	1230	3525	16500

Tabela B.1: Características quantitativas de diferentes tipos de células de bateria.

maior.

Finalmente, as baterias de lítio-ferro-fosfato apresentam menor energia específica, entre 90 Wh/kg e 120Wh/kg [6] e densidade energética em torno de 300Wh/L [7]. A constante de descarga pode chegar a até  $30\text{h}^{-1}$  e  $55\text{h}^{-1}$  para pico.

## B.4 Seleção para Estudo

Tendo em vista os tipos de baterias estudados, apresenta-se na Tabela B.1 um resumo das características quantitativas mais relevantes destas. Vale notar que para as baterias de chumbo-ácido a densidade energética útil apresenta forte relação com o número de ciclos úteis, sendo utilizados como referência descargas a 50 % e 20 % do SoC. Para as demais baterias foi utilizada como referência somente a descarga até 20 % do SoC.

Tendo em vista os parâmetros quantitativos, conclui-se por uma superioridade das baterias de íon de Lítio, das quais, por motivos de segurança e robustez, será considerada como tecnologia preferencial a bateria de LiFePO<sub>4</sub>. No Capítulo 5 (Seção 5.5) é feita uma análise baseadas em dados experimentais coletados para diferentes tipos de baterias. Utiliza-se nessa Dissertação, nos modelos, simulações e experimentos, células de LiFePO<sub>4</sub>.