

Experimental Validation of State of Charge Estimation by Extended Kalman Filter and Modified Coulomb Counting

G. R. Sylvestrin, H. F. Scherer and O. H. Ando Junior

Abstract— The operation of batteries in energy storage systems (SAE) is controlled by the battery management system (BMS). Within the scope of research related to the functions of the BMS, there is attention to the methods of estimating the state of charge (SOC) that use state estimators. Among the estimators, there is the algorithm known as the extended Kalman filter (EKF). This work proposes the implementation of the EKF for SOC estimation of a lithium ion 18650 single-cell battery, with experimental validation. The algorithm is embedded in BMS composed of Arduino MEGA 2560 microcontroller and auxiliary hardware. The battery is modeled using a simple model, which aims to facilitate implementation in embedded systems. The results revealed that the SOC estimation via EKF embedded in BMS showed maximum errors around 4%, a result compatible with other references in the literature. Based on the EKF approach, an alternative method, called a modified Coulomb counting, was defined, which uses parameters calculated in the EKF to establish an adaptive Coulomb counting to the unknown initial SOC. This new method is also capable of reducing estimation fluctuations, a common feature found in the EKF implementation. The use of the modified counting proved to be useful in several cases, often reducing the maximum estimation error to values less than 1%. Finally, the use of the simple model with EKF proved to be adequate in terms of the balance between precision and simplicity.

Index Terms—BMS, EKF, modified Coulomb counting, 18650 lithium ions.

I. INTRODUÇÃO

A estimação do SOC é uma das principais funções do BMS (*Battery Management System*), pois informa ao usuário da bateria a quantidade de energia que ainda poderá ser retirada do sistema de armazenamento sem violar seus limites de operação [1], [2]. De certa forma, é análoga ao indicador de combustível de um automóvel, variando entre 0% (bateria totalmente descarregada) e 100% (bateria totalmente carregada).

A forma mais comum de estimação do SOC ocorre pelo método direto de contagem de Coulomb [3]. Embora simples, o emprego da contagem de Coulomb está sujeito a erros de medição do sensor, bem como a erros de estimação relacionados à estimativa inicial do SOC.

Pelo caráter integrativo, esses erros são acumulados, e podem resultar em estimações do SOC distantes do estado real [2].

Como opção à contagem de Coulomb, diversos outros métodos são apresentados na literatura para tornar a estimação do SOC mais robusta, fazendo uso de métodos indiretos que se utilizam de algoritmos adaptativos, modelos eletroquímicos, inteligência artificial, entre outros [4]–[8]. Dentre as opções para estimação indireta do SOC, o emprego de filtros adaptativos se mostra promissor para implementação em BMS devido à relativa simplicidade atrelada à precisão [3].

Grande parte dos métodos adaptativos desenvolvidos originam-se do filtro de Kalman (KF) [8]. Esses métodos visam melhorar a adaptabilidade do filtro ao inserir o comportamento não linear na estimação, característica que está fortemente presente na operação das baterias. Dentre as possibilidades, o uso do Filtro de Kalman Estendido (EKF) recebe considerável atenção nos algoritmos estimadores, tendo em vista sua abordagem mais simples [3], [8].

O uso do EKF pode ser visto nos trabalhos apresentados em [9]–[11], utilizado para determinação do SOC em células de lítio considerando diferentes modelagens. O EKF é comparado a outros métodos de estimação na pesquisa apresentada em [12]. Os trabalhos apresentados em [13]–[18] propõem novas implementações do filtro de Kalman estendido para estimação do SOC. Modificações no EKF visando melhorar a precisão da estimativa, velocidade de convergência e resistência frente a ruídos de medição, são apresentadas em [19]–[21] através das implementações do DEKF (dual extended Kalman filter), e em [22]–[24] com o método AEKF (adaptive extended Kalman filter). Na maioria dos artigos levantados na literatura as implementações foram essencialmente computacionais, com os trabalhos de [17], [18] sendo embarcados em microcontroladores para atuação em BMS.

Considerando a importância de uma estimação precisa do SOC de uma bateria, e resultados de pesquisas anteriores que destacam o uso do EKF, o objetivo desta pesquisa é analisar e validar experimentalmente a implementação do EKF em sistema embarcado para estimação do SOC para célula de íons de lítio 18650, modelada de acordo com modelo simples. O desempenho do EKF é analisado considerando o método de estimação por contagem de Coulomb, onde os estados iniciais e finais são conhecidos e corrigidos para que o método direto seja utilizado como referência. O modelo simples desenvolvido apenas considera a etapa de descarga, portanto, o EKF fica restrito a esta etapa, bem como aos períodos sem carga, na tensão de circuito aberto. A partir da análise do EKF, este trabalho desenvolve o método chamado de contagem de Coulomb modificada, onde características de convergência do EKF são inseridas ao método de contagem de Coulomb. A contagem modificada visa tornar a estimação mais robusta a

G. Ri. Sylvestrin, doutorando do Programa de Pós-Graduação em Energia e Sustentabilidade, Professor da Universidade Federal da Integração Latino-Americana - UNILA, e-mail: giovane.sylvestrin@gmail.com

H. F. Scherer, Universidade Estadual do Oeste do Paraná - UNIOESTE, email: helton.scherer@unioeste.br

O. H. A. Junior, Professor do Programa Pós-Graduação Interdisciplinar em Energia & Sustentabilidade - PPGIES, Universidade Federal Rural de Pernambuco - UFRPE, e-mail: osvaldo.junior@pq.cnpq.br.

flutuações que podem estar presentes em uma estimação puramente por EKF, e corrigir erros por desconhecimento do SOC inicial no método de contagem de Coulomb. Os algoritmos são avaliados de maneira experimental, considerando perfis de descarga constantes ou pausadas com tempo suficiente para estabilização da tensão terminal, sem pulsos de correntes, com implementação em uma placa de desenvolvimento Arduino MEGA 2560 em conjunto com hardware auxiliar para gerenciamento. Os resultados da estimação são obtidos em tempo real ao longo dos ensaios. A limitação do uso de perfis de corrente mais comportados, sem pulsos, vai de encontro ao uso do modelo simples, que devido a sua simplicidade não é eficaz na modelagem de efeitos de polarização e relaxamento. Estes perfis de corrente são encontrados principalmente em SAE voltados ao uso residencial e de emergência.

Este artigo está organizado da seguinte forma: (i) revisão conceitual do método EKF, (ii) apresentação do delineamento metodológico, com a definição do modelo simples e método de contagem de Coulomb modificada, (v) apresentação dos resultados e discussões da abordagem proposta para estimação do SOC, comparando com outros resultados da literatura, e por fim, (vi) as conclusões finais.

II. FILTRO DE KALMAN ESTENDIDO (EKF)

O algoritmo característico do EKF, contendo o conjunto de equações, é apresentado na Fig. 1. Desenvolvimentos com maiores aportes matemáticos podem ser consultados nos trabalhos [8], [25], [26]. O sistema não linear se encontra na forma discretizada no espaço de estados, onde $x_k \in R^n$ é o vetor de estados, $u_k \in R^p$ é a entrada do sistema e $y_k \in R^m$ a saída. As funções $f(x, u)$ e $g(x, u)$ relacionam o estado e a entrada nas equações de estados e saída do sistema, respectivamente. O parâmetro $w_k \in R^n$ é o ruído estocástico de processo que afeta o estado do sistema, e $v_k \in R^m$ o ruído relacionado ao sensor. A matriz de covariância do ruído de processo é dada pela matriz Q , e R a matriz de covariância do ruído de sensor. Ambas podem assumir valores que mudam em cada passo, mas em geral são definidas como constantes [27].

As equações do algoritmo EKF da Fig. 1 são classificadas em equações preditivas (em vermelho) e corretoras (em verde). As variáveis representadas com o símbolo “ $\hat{\cdot}$ ” são consideradas variáveis estimadas. Na ausência é considerada uma variável obtida por medição (ou determinística). O símbolo “ \sim ” sobre uma variável indica o erro, a diferença entre o valor estimado ou prévio e o verdadeiro. Para considerar a condição *a priori* de uma estimativa é utilizado o símbolo sobrescrito “-”, enquanto a estimativa *a posteriori* apresenta o sobrescrito “+”.

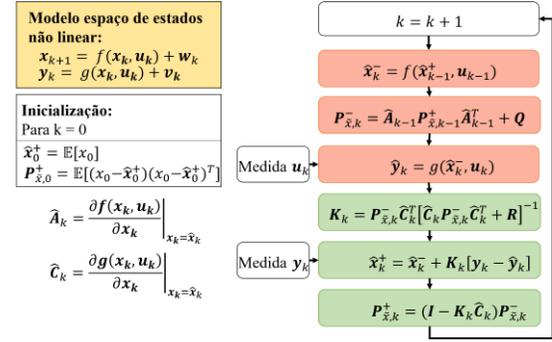


Fig. 1. Equações e algoritmo de execução do filtro de Kalman estendido.

Seguindo a Fig. 1, a cada passo do algoritmo, primeiramente é estimado o estado prévio x_k^- , utilizado para o cálculo da matriz de covariância do erro de estimação $P_{x,k}^-$. A saída estimada y_k , finaliza a etapa preditiva. A etapa de correção se inicia com o cálculo do ganho de Kalman K_k , principal aspecto do algoritmo, utilizado na atualização do estado estimado x_k^+ juntamente com a comparação entre a saída estimada e medida. O EKF é finalizado com a atualização da covariância do erro de estimação $P_{x,k}^+$.

Para o processo de inicialização, a estimação inicial do estado não é fundamental devido à capacidade adaptativa do filtro. Por outro lado, a inicialização da matriz de covariância $P_{x,0}^+$ e as definições das matrizes de ruído Q e R são caracterizadas como quantidades que devem ser ajustadas de acordo com o caso de estudo, com influência sobre os resultados obtidos pelo filtro. Como o EKF se trata de uma linearização do KF, nem sempre é possível definir $P_{x,0}^+$ de acordo com a incerteza do estado inicial, assim como Q e R baseados nas incertezas das leituras de seus respectivos sensores [10]. Segundo [8], esforços em demasia sobre a determinação destas matrizes, como algoritmos de otimização, geralmente esbarram em diferentes condições de operação do sistema, como variação na temperatura, calibração de sensores e ruídos inesperados. Neste projeto, as matrizes Q e R foram definidas baseadas na coleta e análise de dados experimentais, que foram entradas para um algoritmo de simulação do comportamento do sistema. Seguiram-se os seguintes passos: 1) coleta de dados de descarga total em regime de corrente constante (SOC inicial de 100% até SOC final de 0%) em diferentes níveis de corrente (de 0,2C a 0,6C); 2) implementação do algoritmo EKF com modelo simples em Matlab®; 3) variação dos parâmetros Q e R (entre 1e-06 a 1e03); 4) seleção dos parâmetros com menor erro médio na estimação do SOC nas descargas experimentais simuladas.

É necessário destacar que a capacidade do EKF em realizar estimativas de estado de forma precisa está diretamente ligada à característica do fenômeno e à precisão do modelo utilizado. Devido às aproximações aplicadas ao KF, o EKF é limitado a sistemas moderadamente não lineares, quanto maior a não linearidade, maior o erro das aproximações [10].

III. DELINEAMENTO METODOLÓGICO

Para a realização dos ensaios de estimação do SOC foi utilizada uma célula de íons de lítio 18650, cuja capacidade, informada pelo fabricante, é de 2600 mAh. As principais

características e condições de ensaio sobre a célula são apresentadas na Tabela I.

TABELA I
CARACTERÍSTICAS E CONDIÇÕES DE ENSAIO DA CÉLULA DE LÍTIO.

Tensão máxima de carga	4,2 V
Tensão de corte	3,0 V
Corrente de fim de carga	26 mA
Capacidade nominal	2600 mAh
Taxas de descarga	0,2C – 0,6C
Temperatura	20 – 25°C

O algoritmo para determinação do SOC foi implementado em uma placa de desenvolvimento Arduino MEGA 2560, conectada em um *hardware* auxiliar para gerenciamento. A placa Arduino, juntamente com a placa em circuito impresso do *hardware* auxiliar, correspondem ao BMS empregado. Detalhes do dispositivo utilizado são apresentados em [28].

Para a execução de ciclos de carga e descarga na célula, utilizou-se do ciclador FE800GP. A bancada de ensaios é apresentada na Fig. 2. Dois tipos de ensaios foram utilizados: (i) ciclos de carga e descarga para caracterização do modelo de célula simples e (ii) ciclos de carga e descarga para avaliação da estimação do SOC.

Os ciclos de avaliação da estimação do SOC foram utilizados para validar experimentalmente o uso do EKF. O algoritmo embarcado também conta com dois outros métodos de estimação: (i) contagem de Coulomb e (ii) contagem modificada. Para a implementação do EKF, decidiu-se fazer seu uso apenas nos processos de descarga e repouso.

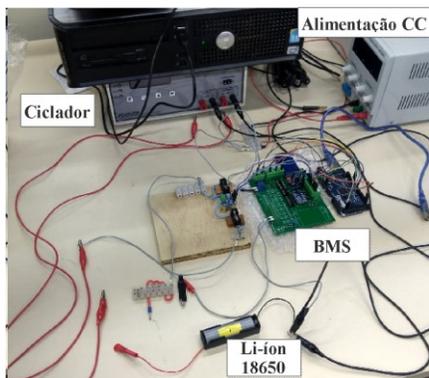


Fig. 2. Bancada experimental.

O método de contagem de Coulomb atua como referência para validação da estimação via EKF e contagem modificada. A contagem modificada utiliza o EKF em conjunto à contagem de Coulomb, com objetivo de reduzir flutuações observadas na estimação por EKF em ensaios de teste e em trabalhos da literatura.

Nos ensaios de validação de estimação foram utilizados de ciclos com características diversificadas. A diversificação ocorreu em testar as estimativas do SOC em descargas constantes partindo de SOC = 100% até a tensão de corte, descargas com estado inicial desconhecido, e também em descargas pausadas, seguidas de novo processo de descarga ou carga. Através de pontos de verificação, onde o estado de carga é conhecido, analisaram-se os resultados e obtiveram-se os índices de erros.

A apresentação do modelo simples, com as etapas para extração dos parâmetros, e a definição do método de contagem

modificada são apresentados a seguir. Os algoritmos implementados no artigo e demais especificações da pesquisa podem ser consultados em: https://github.com/giovane-sylvestrin/BMS_grs ou através do repositório: <https://tede.unioeste.br/handle/tede/5113>.

A. Modelo Simples de Célula

Para o uso do EKF, este trabalho fez opção pelo modelo em circuito elétrico equivalente conhecido por modelo simples, apresentado na Fig. 3. A fonte de tensão representa a tensão de circuito aberto (OCV) da bateria, que pode ser descrita como função do SOC $x(t)$. A resistência interna R_{in} descreve o comportamento da tensão terminal $y(t)$ quando existe uma corrente $i(t)$ no circuito, podendo ser definida de acordo com o processo de carga ou descarga. Este modelo também é conhecido por modelo equivalente de resistência série (ESR) [29].

A equação de estado que define o SOC no modelo simples é obtida pelo método de contagem de Coulomb, que na forma contínua no tempo pode ser dada por [29]:

$$x(t) = x(t_0) - \frac{1}{C_n} \int_{t_0}^t \eta(\tau) i(\tau) d\tau \quad (1)$$

Onde $x(t)$ é o estado de carga em um instante de tempo t , i a corrente instantânea, C_n a capacidade nominal da bateria, e η a eficiência coulômbica, que representa a eficiência do processo de carga/descarga. A eficiência pode ser assumida como 1 para a descarga e menor ou igual a 1 para a carga [10]. Uma pequena parte da energia que vai para a bateria durante a carga é “direcionada” para reações paralelas que não contribuem para o SOC [29].

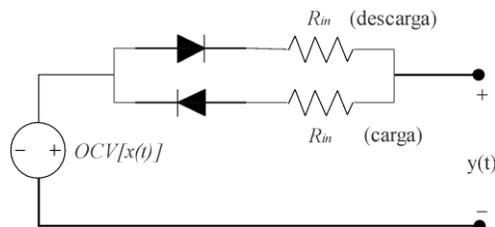


Fig. 3. Circuito equivalente modelo simples.

A equação de saída do sistema é obtida diretamente do circuito da Fig. 3, onde durante a descarga a corrente que circula pela bateria tem sinal positivo, e no processo de carga sinal negativo. O valor da resistência interna de uma bateria possui dependência de outras variáveis, essencialmente do SOC, corrente e temperatura [30], entretanto, a temperatura foi desprezada neste trabalho. O sistema de equações, discretizados no tempo (necessário para aplicações embarcadas), pode ser escrito como:

$$x[k+1] = x[k] - \frac{\eta[k] \cdot i[k] \cdot \Delta t}{C_n} \quad (2a)$$

$$y[k] = OCV(x[k]) - i[k] \cdot R_{in}(x[k], i[k]) \quad (2b)$$

A taxa de amostragem de dados utilizados nesse projeto foi de 2 segundos.

É importante destacar que o modelo simples apresenta uma modelagem não linear do comportamento da bateria devido às relações de OCV e variação da resistência interna. A resistência interna da equação 2b é o elemento que adiciona características

dinâmicas ao modelo. Esta equação descreve a tensão terminal da bateria quando sujeita a efeitos de variação de corrente, explicando a queda de tensão vista na tensão terminal em relação a tensão de circuito aberto. O efeito memória nesse sistema de equações é dado pela relação OCV, nesse caso, baseado em uma tensão terminal em circuito aberto é possível inicializar um SOC aproximado. A principal limitação dessa modelagem é com relação aos efeitos de polarização e relaxamento de tensão, que é o efeito transitório quando, por exemplo, uma bateria deixa de sofrer um processo de descarga, e entra em circuito aberto. Nesse momento, existe um aumento não linear da tensão terminal até o alcance de um regime permanente, em uma tensão constante, a tensão de circuito aberto [8]. Esses fenômenos apresentam maior impacto quando são analisados regimes pulsantes de corrente, levando a uma maior imprecisão se um modelo não contar com um elemento capacitivo, como é o caso de modelos de 1° e 2° ordem [8].

Para o uso do modelo simples na célula de lítio 18650, dois comportamentos devem ser extraídos: (i) tensão de circuito aberto, e (ii) resistência interna. A extração do comportamento OCV foi baseada na metodologia apresentada em [29] e [31] e pode ser dividida em duas partes principais. A primeira etapa corresponde à extração de dados experimentais conforme o diagrama da Fig. 4. Com a célula completamente carregada (SOC = 100%) aplica-se uma descarga a uma taxa lenta (C/30), condição de quase equilíbrio, até que a tensão terminal (V_t) alcance a tensão de corte (V_{min}) [29]. Após a descarga, a célula é carregada a uma taxa de C/30 até a tensão terminal alcançar a tensão máxima de carga (V_{max}), encerrando o ensaio. Deve-se destacar que o final do processo de carga não corresponde ao SOC = 100%, justamente porque a taxa utilizada não é a corrente de corte (em geral C/100). Durante os processos de descarga e carga, são coletados periodicamente os dados de tensão e corrente.

De acordo com o intervalo de amostragem dos dados coletados e do valor de corrente, calculam-se as quantidades de Ah descarregado e carregado, seguido pelo cálculo da profundidade de descarga (DOD) e, por fim, determina-se o SOC. Para o processo de carga é necessário levar em consideração a eficiência coulômbica. Com os valores de tensão e SOC, são obtidos os gráficos de tensão vs SOC para os processos de carga e descarga.

Na segunda etapa (Fig. 5), busca-se encontrar uma relação intermediária que descreva o comportamento OCV final. Para isso, estimam-se as resistências ôhmicas baseando-se em três pontos conhecidos de SOC. O primeiro ponto se encontra quando a célula está completamente carregada. Ao se iniciar a descarga pode-se calcular a resistência interna para SOC = 100% em função da variação da tensão e corrente registradas. O segundo ponto corresponde ao momento em que a célula termina o processo de descarga e inicia o processo de carga, calculando-se a resistência interna para SOC = 0%. O terceiro ponto de cálculo da resistência interna pode ser realizado para SOC = 50% considerando as variações de tensão e corrente nos processos de descarga e carga ($R_{in} = \frac{V_{carga} - V_{descarga}}{I_{carga} - I_{descarga}}$). Por aproximação, pode-se supor que a resistência varia segundo uma relação linear entre SOC 0% e 50%, e de 50% a 100% [29].

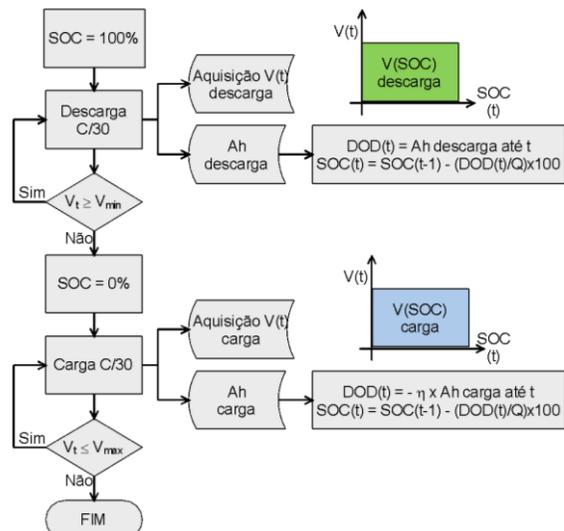


Fig. 4. Determinação da relação OCV - Etapa 1.

Para todos os SOC menores que 50% calculam-se as tensões de circuito aberto utilizando os dados da curva OCV(SOC) de carga, onde OCV é dado pela tensão de carga somado ao produto da corrente de carga pela resistência interna (dada pela relação linear anterior). De forma semelhante, para SOC maior que 50% a OCV é obtida pelos dados da curva OCV(SOC) para descarga, com OCV dado pela tensão de descarga somado ao produto da corrente de descarga pela resistência interna. Ao final obtém-se a relação entre OCV e SOC para toda a faixa de SOC entre 0% e 100%. Essa curva obtida pode ser ajustada por polinômios através de ferramentas matemáticas, e então inserida ao modelo simples. Neste trabalho utilizou-se da ferramenta Curve Fitting Toolbox presente no Matlab®.

Para determinar o comportamento da resistência como função do SOC e da corrente, realizam-se ensaios de carga e descarga em diferentes taxas [30], conforme apresenta a Fig. 6. Considerando apenas a resistência de descarga, os ensaios são em corrente constante partindo da bateria totalmente carregada até alcançar a tensão de corte. Para cada taxa de descarga a resistência interna pode ser calculada de acordo com a queda de tensão em relação à tensão de circuito aberto (Equação 3). Com os valores de resistência para diferentes níveis de estado de carga e corrente pode-se utilizar um ajuste de curva com função polinomial de duas variáveis e assim obter uma ou mais expressões que revelam o comportamento geral da resistência interna.

$$R_{in}(x, i) = \frac{OCV(x) - V_t(x, i)}{i} \quad (3)$$

De forma similar, o algoritmo pode ser adaptado para o processo de carga, considerando um único modo de carga: corrente constante – tensão constante. Nesse caso a tensão terminal é apenas função do estado de carga [30].

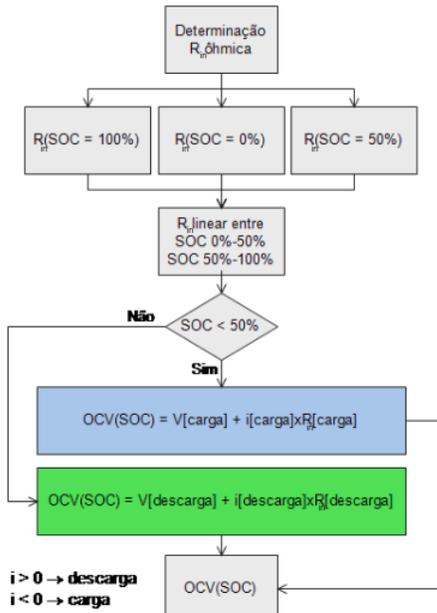


Fig. 5. Determinação da relação OCV - Etapa 2.

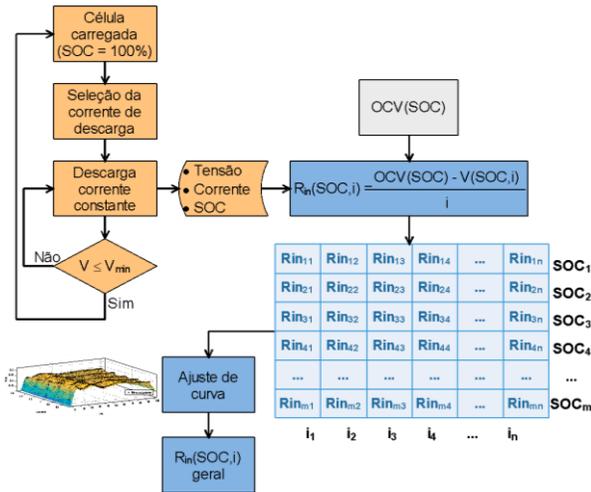


Fig. 6. Determinação da resistência interna em função da corrente e estado de carga.

B. Contagem de Coulomb Modificada

Durante ensaios do algoritmo EKF foi percebido que o comportamento da covariância $P_{x,k}^+$, relacionada à incerteza da estimação do SOC via EKF, poderia ser utilizado para otimizar a estimação do SOC pela contagem de Coulomb. Em geral, o comportamento característico de $P_{x,k}^+$ corresponde a uma rápida convergência, seguido de flutuações que indicam o quão confiável está a estimação do SOC. O objetivo é considerar o parâmetro $P_{x,k}^+$ como gatilho para, em dado momento, substituir a estimação do SOC por EKF, pela contagem de Coulomb, partindo de uma última estimação com menor valor de incerteza.

Assim, definiu-se o método de contagem de Coulomb modificada, que parte do valor de atualização da covariância do erro de estimação k e compara com o valor da atualização anterior $(k-1)$. Um diagrama com o método implementado pode ser observado na Fig. 7.

Conforme indicado na Fig. 7, o método é utilizado nas etapas de descarga e repouso. As inicializações definem a covariância

de referência (P_{refer}) inicial, atribuindo o mesmo valor que a covariância inicial P_0 utilizada no algoritmo EKF. Se o valor da covariância atualizada do EKF P_k seguir decrescendo a cada passo, o SOC calculado pela contagem modificada ($SOC_{mod,k}$) recebe o SOC calculado pelo EKF ($SOC_{EKF,k}$). Entretanto, quando a covariância apresentar um acréscimo com relação ao valor anterior e a bateria estiver em descarga, a contagem modificada deixa de receber o SOC do método EKF e inicia a contagem de Coulomb. Para esse controle, é utilizada a variável cc , que carrega o histórico da covariância do erro de estimação do EKF. A contagem modificada apenas volta a tomar como referência o EKF quando a célula passa por um processo de carga, sendo que no subsequente repouso ou descarga, inicia-se novamente a observação da covariância.

Na etapa de carga, as variáveis que atualizam as estimações por EKF e contagem modificada são atualizadas por contagem de Coulomb, partindo dos seus respectivos valores de estimação anteriores à carga.

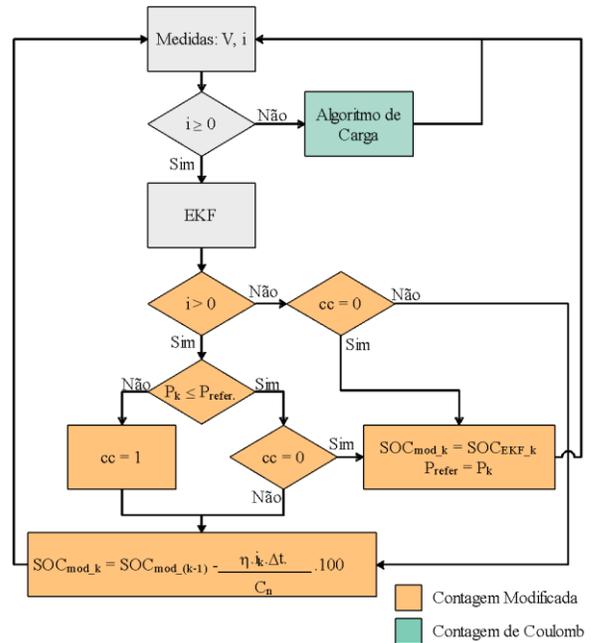


Fig. 7. Algoritmo de contagem de Coulomb modificada.

IV. RESULTADOS

A. Determinação dos Parâmetros do Modelo

A relação de tensão de circuito aberto para a célula de lítio é apresentada no gráfico da Fig. 8. O ajuste de curva foi separado em dois polinômios. O primeiro polinômio é de grau 9, para estado de carga menor ou igual a 10%, com $R^2 = 0,9999$, $RMSE = 1,226$ mV, e intervalo de confiança de 95%. O segundo polinômio é de grau 8, para estado de carga maior que 10%, com $R^2 = 0,9999$, $RMSE = 2,175$ mV, e intervalo de confiança de 95%.

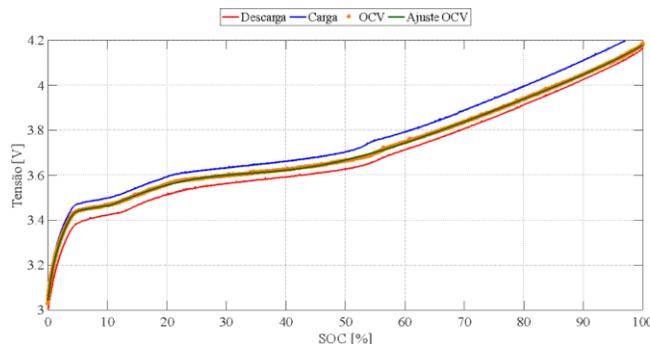


Fig. 8. Relação de tensão de circuito aberto.

Na taxa de descarga nominal 0,2 C, a capacidade nominal da célula foi de 2574 mAh, pouco abaixo da capacidade fornecida pelo fabricante (2600 mAh). As curvas de descarga nas taxas selecionadas são apresentadas nos gráficos da Fig. 9.

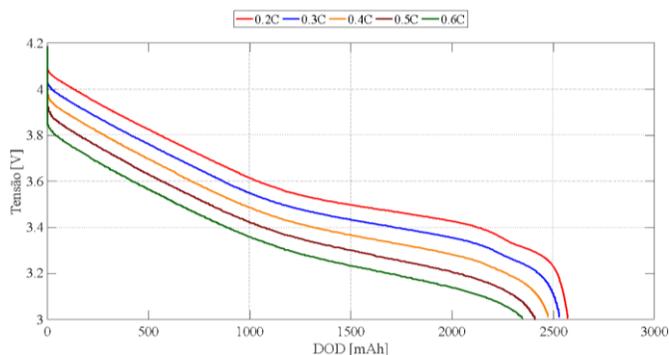


Fig. 9. Curvas de descarga da célula de lítio de acordo com a taxa.

Com as informações das curvas de descarga e curva OCV da célula de lítio, obteve-se a relação de resistência interna do gráfico da Fig. 10. No geral, o perfil da resistência interna tende a aumentar conforme o aumento da profundidade de descarga, atingindo os valores máximos na tensão de corte de 3 V.

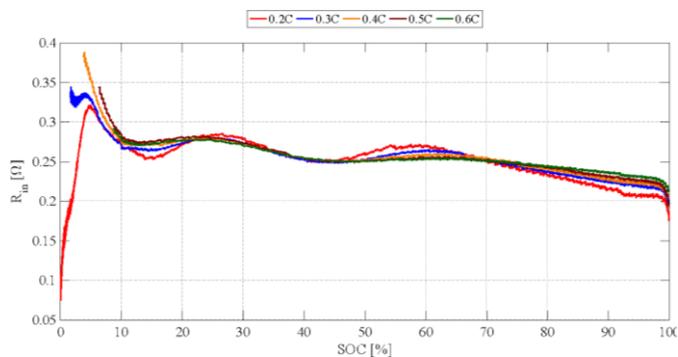


Fig. 10. Variação da resistência interna em função do SOC.

Relacionando o SOC e a taxa de descarga com a resistência, obtiveram-se os polinômios de duas variáveis, o qual um deles é apresentado na Fig. 11. A relação de resistência foi separada em 5 polinômios de acordo com faixas do SOC: menor que 10%, entre 10% e 25%, entre 25% e 50%, entre 50% e 90%, e maior que 90%.

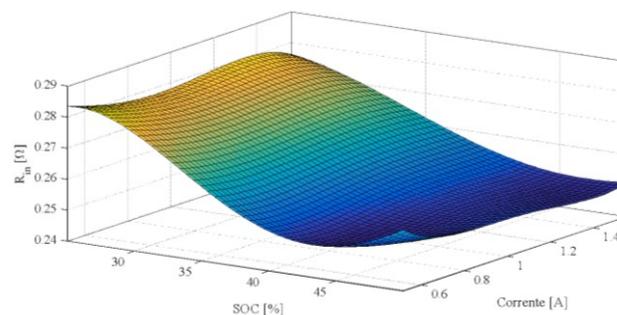


Fig. 11. Exemplo de superfície de ajuste para descrever o comportamento da resistência interna (SOC 25%-50%).

B. Ensaios de Estimação do SOC

Os ensaios são nomeados de “Ensaio 1” até “Ensaio 4”. Cada ensaio foi realizado em um dia, com intervalo de 16 horas entre eles. As pausas entre os ensaios tinham o objetivo de avaliar se em cada ensaio o algoritmo seria capaz de atualizar suas variáveis de estimação do SOC o mais próximo possível do ponto de parada do ensaio anterior. Os perfis de tensão e corrente dos ensaios são apresentados na Fig. 12. Conforme pode ser visto, pontos de carga completa estão presentes no Ensaio 1, Ensaio 2 e Ensaio 4, onde o estado de carga é conhecido e considerado 100%.

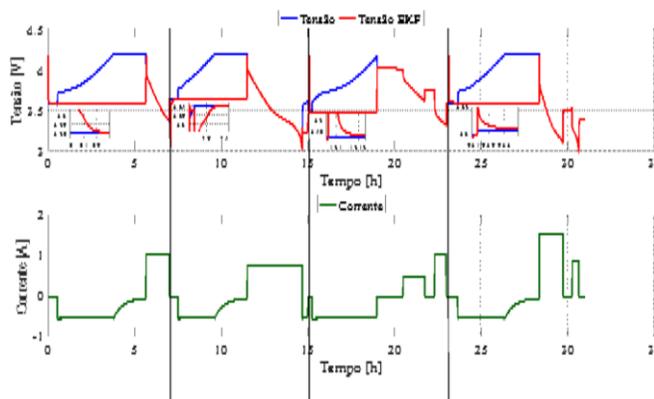


Fig. 12. Perfis de tensão e corrente dos ensaios.

Uma vez que, o método de EKF apenas é usado durante o processo de descarga (corrente positiva) e repouso (corrente nula), a tensão terminal estimada pelo EKF durante o processo de carga na Fig. 12 é constante, já que a variável que armazena essa informação deixa de ser atualizada no algoritmo implementado.

O estado de carga calculado pelos métodos de contagem de Coulomb, EKF e contagem modificada são apresentados na Fig. 13. Baseado nos pontos de carga completa, calculou-se o chamado SOC de referência por contagem de Coulomb corrigida, utilizado para cálculo do erro das estimativas. Como o BMS é reinicializado a cada ensaio, a contagem de Coulomb assumia valores completamente errados até seu *reset*, quando a condição de carga completa era atingida.

Os maiores erros de estimação ocorreram no Ensaio 3, que apresenta uma carga incompleta de 85%, seguido por dois processos de descarga pausados. Após as descargas, a estimativa por EKF apresenta variações devido ao efeito de relaxamento da célula. Como o tempo de repouso não foi longo suficiente para a célula alcançar seu estado final de tensão, a estimativa desviou do SOC de referência, conforme quantifica

a Tabela II. Entretanto, ao notar o início do Ensaio 4, após longo período de repouso (equilíbrio da célula), a estimação do SOC foi capaz de convergir para um valor aceitável, 0,45% superior ao de referência.

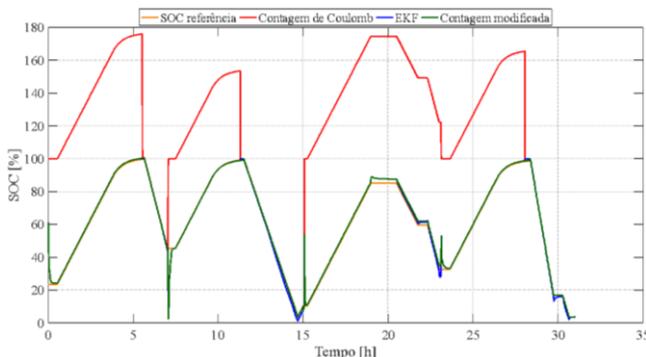


Fig. 13. Variação do SOC acumulado dos ensaios.

TABELA II:
ESTADOS INICIAIS E FINAIS ESTIMADOS DOS ENSAIOS.

Ensaio	Estado de Carga [%]					
	Início ensaio			Final ensaio		
	Ref	EKF	Modif.	Ref	EKF	Modif.
1	23,72	24,33	24,33	45,67	42,66	45,53
2	45,67	45,46	45,46	10,42	9,99	9,99
3	10,42	11,12	11,12	32,91	28,46	35,19
4	32,91	33,36	33,36	3,79	3,76	3,78

O comportamento do erro dos métodos nos processos de descarga é visualizado nos gráficos da Fig. 14, onde são incluídos intervalos de confiança de $\pm 20diag(P_{x,k}^+)^{1/2}$ equivalentes a incertezas de 5% sobre o valor estimado. Os picos de erro do método EKF correspondem em geral ao instante seguinte ao fim de uma descarga.

A Tabela III quantifica os principais resultados acerca dos erros máximos e médios absolutos durante as descargas, incluindo os períodos de repouso. O erro máximo absoluto de todos os ensaios esteve abaixo de 5% para o uso do EKF. Para a contagem modificada, os erros foram praticamente inexistentes, com exceção do ensaio 3, que teve erro máximo de cerca de 2,6%.

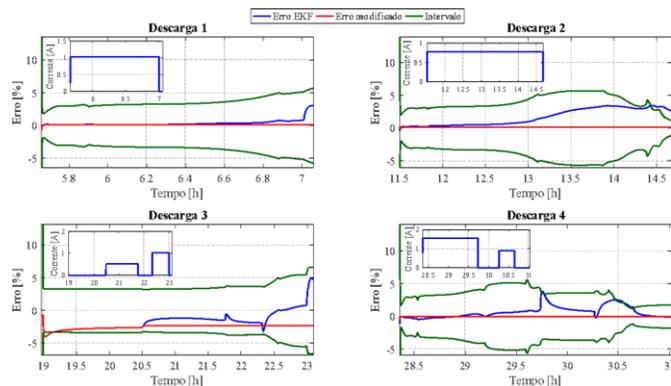


Fig. 14. Intervalo de confiança por ensaio.

Levando em consideração apenas estimativas nas etapas de descarga propriamente dita, os resultados se apresentam conforme a Tabela IV. Existe redução dos erros máximos via EKF em quase todas as descargas dos ensaios com relação à Tabela III, com erros máximos abaixo de 3,5%. A diminuição do erro máximo revela o erro associado ao período de

relaxamento, em função do modelo simples não representar o comportamento exponencial do aumento de tensão quando uma descarga é interrompida. A estimação por contagem modificada praticamente eliminou esse fator, tendo apresentado os mesmos resultados que quando considerado o período de repouso da célula.

TABELA III
RESULTADOS DA ESTIMATIVA DO SOC: DESCARGA E REPOUSO.

Ensaio	Erro EKF [%]		Erro Contagem Modificada [%]	
	Máximo Abs.	Médio Abs.	Máximo Abs.	Médio Abs.
1	3,053	0,340	0,142	0,139
2	3,478	1,680	0,150	0,147
3	4,912	1,357	2,575	2,283
4	3,850	0,813	0,031	0,006

TABELA IV
RESULTADOS DA ESTIMATIVA DO SOC: APENAS DESCARGA.

Ensaio	Erro EKF [%]		Erro Contagem Modificada [%]	
	Máximo Abs.	Médio Abs.	Máximo Abs.	Médio Abs.
1	0,855	0,311	0,142	0,139
2	3,478	1,680	0,150	0,147
3	3,183	1,085	2,575	2,283
4	2,558	0,680	0,031	0,005

C. Análise e Discussão

A Tabela V apresenta uma compilação do erro máximo encontrado em outras referências da literatura que utilizaram o método do EKF, com o erro referente ao processo de descarga. A implementação do EKF nestas referências ocorreu majoritariamente de forma computacional, com o algoritmo recebendo os dados de ensaio depois de ocorrido, com exceção do trabalho em [18], que foi implementado em microcontrolador em linguagem C.

TABELA V
ERROS MÁXIMOS ENCONTRADOS NA LITERATURA NA APLICAÇÃO DO EKF EM PROCESSOS DE DESCARGA.

Ref	Erro máximo [%]	Modelo	Tecnologia
[18]	~10%	RC de 2º ordem	Íons de lítio 18650
[11]	~5%	Simplex	LiPB
[32]	~9%	RC equivalente ao modelo de difusão	LiPo
[33]	~4%	Combinado	Íons de lítio 18650
[17]	~8%	RC de 2º ordem	Íons de lítio 18650
[34]	~3,5%	RC de 1º ordem	Íons de lítio NMC
[35]	~3%	RC de 2º ordem	LiFePO4

Com relação aos erros máximos presentes nas referências, encontram-se em uma faixa entre 3% a 10%. Nos ensaios desenvolvidos, o erro máximo foi de 4,912% (Ensaio 3 da Tabela III), considerando etapas de repouso, e 3,478% (Ensaio 2 da Tabela IV) restringindo-se às descargas. Portanto, os resultados obtidos para a célula de íons de lítio quanto à aplicação do EKF estão condizentes com os resultados encontrados em outras referências.

Os resultados da contagem de Coulomb modificada demonstraram uma validação prática do método, reduzindo as flutuações de estimação do SOC percebidas nas variações dos erros obtidos no EKF (Fig. 14). Com exceção do Ensaio 3, a

contagem modificada obteve resultados consideravelmente superiores ao EKF. No Ensaio 3, as correções do EKF se iniciam próximo ao SOC de 80%, porção em que as incertezas do modelo são maiores, e por este fato o erro de cerca de 2% se perpetua em toda a descarga pela estimação da contagem de Coulomb. Em termos de aplicação, a contagem de Coulomb pode ser importante em correções iniciais do SOC, podendo o EKF ser apenas executado para correção, reduzindo o processamento do sistema embarcado, mais significativo se o algoritmo for multicelular.

CONCLUSÕES

Embora a contagem de Coulomb seja o método mais utilizado para estimar o SOC, ela apenas pode apresentar resultados corretos se a inicialização do SOC for condizente com o SOC verdadeiro. Em aplicações reais, nem sempre é possível estabelecer um ciclo de carga completo para calibrar a estimação do SOC, podendo a contagem de Coulomb fornecer valores de SOC com desvio considerável do valor real. Nesse caso, o uso de algoritmos estimadores como o EKF se mostra eficiente, já que não necessita de inicialização correta se for bem implementado. Conforme foi demonstrado no uso do EKF na célula de íons de lítio 18650, o método foi capaz de estimar o SOC em diferentes ensaios de descarga, considerando descarga completa em corrente constante e descargas pausadas com processos de carga incompleta e completa entre as descargas. Nos ensaios dinâmicos, apesar do SOC inicial ser desconhecido, o algoritmo convergiu para valores aceitáveis. Os erros e comportamento de estimação obtidos foram compatíveis com outros trabalhos da literatura que abordam o EKF, com desvios máximos na ordem de 4%, se colocando na mesma faixa dos melhores resultados encontrados nas referências consultadas.

Para melhorar a estimação em casos de aplicação real, foi criado o método de contagem modificada utilizando o parâmetro de covariância do erro de estimação do EKF. Através desse parâmetro, o algoritmo pode fazer uso de EKF para realizar correções iniciais na estimação, e depois voltar à abordagem da contagem de Coulomb clássica. A implementação desse método melhorou consideravelmente as estimativas do SOC na célula de lítio, com erros máximos abaixo de 1%.

AGRADECIMENTOS

Esta pesquisa conta com o apoio do Programa Institucional Agenda Tríplice (Edital PRPPG 137/2018) da UNILA e pelo CNPq (N° 307223/2017-5 e N° 407531/2018-1). Os autores, em nome do Grupo de Pesquisa em Energia e Sustentabilidade Energética (GPEnSE), agradecem ao Laboratório de Baterias PTI pelo apoio. Este trabalho está contextualizado no âmbito do projeto de pesquisa P&D COPEL 2866-0452/2016.

REFERÊNCIAS

- [1] N. Kularatna, "Energy Storage Devices for Electronic Systems," in *Energy Storage Devices for Electronic Systems*, Elsevier, 2015, p. 269.
- [2] M. A. Hannan, M. S. H. Lipu, A. Hussain, and A. Mohamed, "A review of lithium-ion battery state of charge estimation and management system in electric vehicle applications: Challenges and recommendations," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 78, no. May, pp. 834–854, 2017.
- [3] R. Zhang, B. Xia, B. Li, L. Cao, Y. Lai, W. Zheng, H. Wang, and W. Wang, "State of the Art of Lithium-Ion Battery SOC Estimation for Electrical Vehicles," *Energies*, vol. 11, no. 7, p. 1820, Jul. 2018.
- [4] M. A. Hannan, M. S. H. Lipu, A. Hussain, and A. Mohamed, "A review of lithium-ion battery state of charge estimation and management system in electric vehicle applications: Challenges and recommendations," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 78, no. August 2016, pp. 834–854, Oct. 2017.
- [5] H. Rahimi-Eichi, U. Ojha, F. Baronti, and M.-Y. Chow, "Battery Management System: An Overview of Its Application in the Smart Grid and Electric Vehicles," *IEEE Ind. Electron. Mag.*, vol. 7, no. 2, pp. 4–16, Jun. 2013.
- [6] H. J. Bergveld, W. S. Kruijt, and P. H. L. Notten, *Battery Management Systems*, vol. 1, no. i. Dordrecht: Springer Netherlands, 2002.
- [7] Z. Yanhui, S. Wenji, L. Shili, and F. Ziping, "A critical review on state of charge of batteries," *J. Renew.*, vol. 021403, pp. 1–11, 2013.
- [8] G. L. Plett, *Battery Management Systems, Volume II: Equivalent-Circuit Methods*, no. v. 2. Artech House, 2015.
- [9] G. L. Plett, "Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs - Part 1. Background," *J. Power Sources*, vol. 134, no. 2, pp. 252–261, 2004.
- [10] G. L. Plett, "Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs. Part 2 - Modeling and identification," *J. Power Sources*, vol. 134, no. 2, pp. 262–276, Aug. 2004.
- [11] G. L. Plett, "Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs - Part 3. State and parameter estimation," *J. Power Sources*, vol. 134, no. 2, pp. 277–292, 2004.
- [12] J. K. Barillas, J. Li, C. Guenther, and M. A. Danzer, "A comparative study and validation of state estimation algorithms for Li-ion batteries in battery management systems," *Appl. Energy*, vol. 155, pp. 455–462, 2015.
- [13] X. Yu, J. Wei, G. Dong, Z. Chen, and C. Zhang, "State-of-charge estimation approach of lithium-ion batteries using an improved extended Kalman filter," *Energy Procedia*, vol. 158, pp. 5097–5102, 2019.
- [14] Y. Qiu, X. Li, W. Chen, Z. Duan, and L. Yu, "State of charge estimation of vanadium redox battery based on improved extended Kalman filter," *ISA Trans.*, vol. 94, pp. 326–337, 2019.
- [15] L. Zhi, Z. Peng, W. Zhifu, S. Qiang, and R. Yinan, "State of Charge Estimation for Li-ion Battery Based on Extended Kalman Filter," *Energy Procedia*, vol. 105, pp. 3515–3520, 2017.
- [16] S. Afshar, K. Morris, and A. Khajepour, "State of Charge estimation via extended Kalman filter designed for electrochemical equations," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 50, no. 1, pp. 2152–2157, 2017.
- [17] H. S. Ramadan, M. Becherif, and F. Claude, "Extended kalman filter for accurate state of charge estimation of lithium-based batteries: a comparative analysis," *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 42, no. 48, pp. 29033–29046, Nov. 2017.
- [18] F. Claude, M. Becherif, and H. S. Ramadan, "Experimental validation for Li-ion battery modeling using Extended Kalman Filters," *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 42, no. 40, pp. 25509–25517, Oct. 2017.
- [19] Y. Xu, M. Hu, A. Zhou, Y. Li, S. Li, C. Fu, and C. Gong, "State of charge estimation for lithium-ion batteries based on adaptive dual Kalman filter," *Appl. Math. Model.*, vol. 77, pp. 1255–1272, 2020.
- [20] L. Wang, D. Lu, Q. Liu, L. Liu, and X. Zhao, "State of charge estimation for LiFePO₄ battery via dual extended kalman filter and charging voltage curve," *Electrochim. Acta*, vol. 296, pp. 1009–1017, 2019.
- [21] K. Propp, D. J. Auger, A. Fotouhi, M. Marinescu, V. Knap, and S. Longo, "Improved state of charge estimation for lithium-sulfur batteries," *J. Energy Storage*, vol. 26, p. 100943, 2019.
- [22] Y. Zhao, J. Xu, X. Wang, and X. Mei, "The Adaptive Fading Extended Kalman Filter SOC Estimation Method for Lithium-ion Batteries," *Energy Procedia*, vol. 145, pp. 357–362, 2018.
- [23] Y. Shen, "Adaptive extended Kalman filter based state of charge determination for lithium-ion batteries," *Electrochim. Acta*, vol. 283, pp. 1432–1440, 2018.
- [24] Y. Guo, Z. Zhao, and L. Huang, "SoC Estimation of Lithium Battery Based on AEKF Algorithm," in *8th International Conference on Applied Energy*, vol. 105, J. Yan, F. Sun, S. K. Chou, U. Desideri, H. Li, P. Campana, and R. Xiong, Eds. 2017.

- [25] R. G. Brown and P. Y. C. Hwang, *Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering with Matlab Exercises*, 4th ed. Wiley, 2012.
- [26] D. Simon, *Optimal State Estimation*. 2006.
- [27] G. Welch and G. Bishop, "An Introduction to the Kalman Filter," *In Pract.*, vol. 7, no. 1, pp. 1–16, 2006.
- [28] G. R. Sylvestrin, H. F. Scherer, and O. H. A. Junior, "Hardware and Software Development of an Open Source Battery Management System," *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 100, no. 1e, 2020.
- [29] G. L. Plett, *Battery Management Systems, Volume I: Battery Modeling*, no. v. 1. Artech House, 2015.
- [30] S. Dambone Sessa, G. Crugnola, M. Todeschini, S. Zin, and R. Benato, "Sodium nickel chloride battery steady-state regime model for stationary electrical energy storage," *J. Energy Storage*, vol. 6, pp. 105–115, May 2016.
- [31] Y. Xing, W. He, M. Pecht, and K. L. Tsui, "State of charge estimation of lithium-ion batteries using the open-circuit voltage at various ambient temperatures," *Appl. Energy*, vol. 113, pp. 106–115, 2014.
- [32] S. C. L. da Costa, "Análise e Desenvolvimento de um Método de Estimção de Estado de Carga de Baterias Baseado em Filtros de Kalman," Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 2014.
- [33] F. Yang, Y. Xing, D. Wang, and K.-L. Tsui, "A comparative study of three model-based algorithms for estimating state-of-charge of lithium-ion batteries under a new combined dynamic loading profile," *Appl. Energy*, vol. 164, pp. 387–399, Feb. 2016.
- [34] J. Klee Barillas, J. Li, C. Günther, and M. A. Danzer, "A comparative study and validation of state estimation algorithms for Li-ion batteries in battery management systems," *Appl. Energy*, vol. 155, pp. 455–462, Oct. 2015.
- [35] J. Li, J. K. Barillas, C. Guenther, and M. A. Danzer, "A comparative study of state of charge estimation algorithms for LiFePO4 batteries used in electric vehicles," *J. Power Sources*, vol. 230, pp. 244–250, 2013.



Oswaldo Hideo Ando Junior, Graduated in Electrical Engineering (2006) with a Specialization in Business Administration (2007) from the ULBRA with Master's Degree in Electrical Engineering (2009) from the Federal University of Rio Grande do Sul - UFRGS and Ph.D. in Mining Engineering, Metallurgy, and Materials of the Federal University of Rio Grande do Sul – UFRGS (2014). His research interests are in power quality, energy harvesting, and energy efficiency. Associate Editor IEEE Latin America Transaction.



Giovane Ronci Sylvestrin, Graduated in Energy Engineering (2017) from the Federal University of Latin American Integration – UNILA. Master's Degree in Electrical and Computer Engineering (2020) from the State University of Western Paraná – Unioeste. Currently a Ph.D. student in Energy and Sustainability from the UNILA. He works on the following topics: renewable energy sources, energy storage, energy management, embedded systems, distributed generation systems, energy efficiency.



Helton Fernando Scherer, Graduated in Electrical Engineering (2006) from the Western Paraná State University – UNIOESTE. Received the Master's Degree (2009) and Ph.D (2014) in Automation and Systems Engineering from the Federal University of Santa Catarina – UFSC. His research interests are in modelling and control of energy storage systems, energy management, and distributed model predictive control.