

IDENTIFICAÇÃO PARAMÉTRICA PARA BATERIA DE LÍCIO-ÍON UTILIZANDO MODELOS AUTO REGRESSIVOS

JONATHAN J. P. MOURA, DANILO B. CAVALCANTI, JUAN M. M. VILLANUEVA, EULER C. T. MACEDO

*Grupo de Inteligência Computacional Aplicada a Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica,
Universidade Federal da Paraíba
Via Expressa Padre Zé, 643-923 – Conj. Pres. Castelo Branco III, UFPB – Bloco K, 1º andar, LabGICA, João
Pessoa, Paraíba, CEP: 58051-900*

*E-mails: jonathan.moura@cear.ufpb.br, danilo.cavalcanti@cear.ufpb.br,
jmauricio@cear.ufpb.br, euler@cear.ufpb.br*

Abstract — This paper presents the performed procedure for the systems identification of a discharge curve for lithium-ion batteries. The proposed parametric model divides the terminal voltage curve in two regions: one for voltage above than nominal voltage (nominal zone) and other for values below than nominal voltage, which indicates your operating limit (discharged battery zone). From these considerations were built autoregressive models for each region leading in consideration for the choice of the final model the compromise between model complexity (order) and approach level (fit). The final discharge model uses the autoregressive models ARMAX and Box-Jenkins, for each region respectively. This model was validated using an experimental bench for batteries tests, with different values of current and temperature. From the modelling, the battery discharge model with an average level of approximation of 80% was obtained as the final result.

Keywords—Lithium-ion Batteries Model, Discharge Curve. Systems Identification.

Resumo— Este artigo apresenta o procedimento realizado para a identificação de sistemas de uma curva para descarga de baterias de lítio-íon. O modelo paramétrico proposto divide a curva de tensão de terminal em duas regiões: uma para tensão acima da tensão nominal (zona nominal) e outra para valores abaixo da tensão nominal, que indica seu limite de operação (zona de bateria descarregada). A partir destas considerações foram construídos modelos auto regressivos para cada região levando em consideração para a escolha do modelo final o compromisso entre complexidade do modelo (ordem) e o nível de aproximação (*fit*). O modelo de descarga final utiliza os modelos auto regressivos ARMAX e Box-Jenkins, para cada região respectivamente. Este modelo foi validado utilizando uma bancada experimental para ensaios de baterias, com valores diferentes de corrente e temperatura. A partir das modelagens, obteve-se como resultado final o modelo de descarga da bateria com um nível médio de aproximação de 80%.

Palavras-chave— Modelo de Baterias de Lítio-íon, Curvas de Descarga, Identificação de Sistemas.

1. Introdução

Baterias de lítio-íon são intensamente utilizadas em diversas aplicações de sistemas de energias renováveis, veículos elétricos híbridos (HEV's) e veículos elétricos (EV's), devido a sua densidade de potência e alta densidade de energia, além de características intrínsecas associadas à segurança, carregamento rápido e longa vida útil (alta taxa de carga/descarga). A capacidade teórica depende da quantidade de material ativo que se encontra dentro da célula da bateria. Assim, em condições reais de trabalho, a capacidade de uma célula de bateria não é um valor constante, ela depende das condições de carga/descarga, temperatura e envelhecimento (Vergori, et al., 2017).

Com a finalidade de determinar o estado da bateria em funcionamento, são utilizadas técnicas de estimação de estados para a observação de parâmetros da bateria tais como estado de carga (*State of Charge*, SOC) e estado de saúde (*State of Health*, SOH). Para a estimação destes parâmetros, requer-se o uso de modelos matemáticos das baterias com a maior exatidão possível. Entretanto, esta modelagem torna-se complexa por causa de sua estrutura eletroquímica e características não lineares (Fatma, et al., 2017).

Entre os modelos dinâmicos da bateria, encontram-se aqueles baseados em circuito equivalente, sendo os mais difundidos os modelos de Resistência Interna

(R_{int}), o modelo Thevenin e o modelo com múltiplos ramos RC. Na determinação do modelo existe um compromisso entre exatidão e o esforço computacional (de acordo com o grau de detalhe solicitado). Assim também, alguns modelos consideram o efeito de histerese presente nos processos de carga e descarga das baterias, assim como os efeitos de auto descarga. Deste modo, de acordo com a aplicação a bateria pode ser modelada de diferentes maneiras (Chen & Rincon-Mora, 2006), (Ceraolo & Barsali, 2002), (Hu, et al., 2012), (He, et al., 2012), (Yang, et al., 2016), (Vergori, et al., 2017).

A determinação dos parâmetros do modelo do circuito equivalente da bateria (resistências internas e ramos RC), podem ser encontrados por meio da realização de ensaios de carga/descarga e descanso da bateria e da observação do comportamento dinâmico dos sinais de tensão, corrente e temperatura. Outras abordagens determinam os parâmetros do circuito equivalente utilizando da aquisição digital dos dados e da teoria de identificação de sistemas para determinar modelos discretos baseados nos algoritmos de Mínimos Quadrados Recursivos (MQR), Algoritmos Genéticos (AG), Gradiente Descendente (GD), os métodos de predição de erro (*Prediction Error Methods*, PEM), entre outros. Estes modelos levam em consideração o compromisso entre o custo computacional e exatidão para a identificação online dos modelos (Zhang, et al., 2017), (Fotouhi, et al., 2018).

Desta forma, este trabalho tem como objetivo desenvolver um modelo matemático para a curva de descarga de uma bateria de lítio-íon. Este modelo divide a curva de tensão de terminal em duas regiões: uma para tensão acima da tensão nominal (zona nominal) e outra para valores abaixo da tensão nominal, que indica seu limite de operação (zona de bateria descarregada). A partir destas considerações foram construídos modelos auto regressivos para cada região. Complementarmente, a escolha do modelo final foi obtida a partir de análise de compromisso entre complexidade computacional (ordem do modelo) e exatidão (aproximação ou ajuste), uma vez que estes modelos têm como objetivo serem embarcados em placas de desenvolvimento ou Controladores Lógicos Programáveis (CLPs). Ensaios experimentais de carga/descarga da bateria de lítio-íon foram realizados em uma bancada experimental de medições.

2. Definições Sobre Baterias

Nesta seção são expostos conceitos básicos acerca de baterias, seus componentes fundamentais, classificações e principais parâmetros, além de uma breve introdução a sistemas de gerenciamento de baterias (*Battery Management System, BMS*).

2.1 Conceitos Básicos e Sistemas de Gerenciamento de Baterias

A unidade eletroquímica básica usada para gerar energia elétrica a partir de energia química armazenada ou para armazenar energia elétrica na forma de energia química é chamada de célula. Por sua vez, duas ou mais células conectadas em um arranjo série permitem aumentar o nível de tensão da bateria, enquanto um arranjo em paralelo aumenta a capacidade da bateria (Bergveld, 2001). Na Figura 1 ilustra-se um exemplo de célula, onde se pode observar seus elementos básicos. São eles (Mars, et al., 2017):

- O eletrodo positivo (cátodo) que aceita elétrons e através do qual a corrente flui para um dispositivo elétrico polarizado;
- O eletrodo negativo (ânodo) que produz elétrons, dos quais uma corrente deixa um dispositivo elétrico polarizado;
- O eletrólito que permite a condução elétrica de elétrons entre o ânodo e o cátodo.

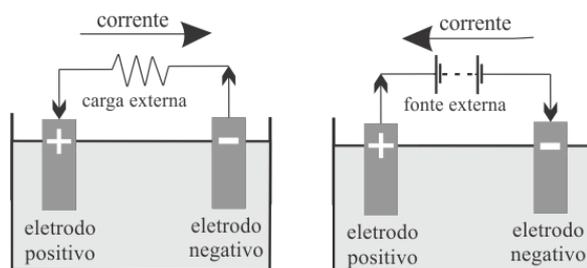


Figura 1. Representação dos modos de carga (direita) e descarga (esquerda) de uma célula (Mars, et al., 2017).

Atualmente existem vários tipos de baterias, geralmente caracterizadas pelo tipo de química empregada no armazenamento de energia. Alguns exemplos de baterias encontradas no mercado são: níquel, níquel-cádmio, chumbo ácido e lítio-íon.

Independente da classificação ou da química utilizada na bateria, todas apresentam um conjunto de parâmetros que as caracterizam, dentre eles: capacidade nominal, tensão nominal, estado de carga e estado de saúde. Algumas destas grandezas são encontradas em manuais de fabricante, contudo existem parâmetros que precisam ser estimados a partir de dados extraídos da própria bateria por meio de BMS's.

O Sistema de Gerenciamento de Bateria (BMS) é um equipamento eletrônico responsável por realizar a coordenação das células inseridas em um banco com vários acumuladores de energia, conhecido como banco de baterias. As principais funções ao qual ele desempenha são as de adquirir dados, estimar os principais parâmetros da bateria e com isso, realizar tomadas de decisão, como o balanceamento das células de bateria e a proteção contra sobrecargas, sobredescargas e superaquecimento. Na Figura 2, ilustra-se o diagrama de blocos do BMS que inclui seus principais blocos funcionais (Buccoli, et al., 2016).

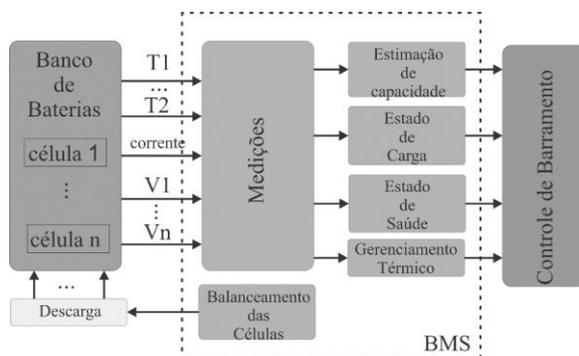


Figura 2. Diagrama de blocos de um BMS (Buccoli, et al., 2016).

2.2 Considerações para o desenvolvimento do Modelo da Bateria

O modelo de uma bateria relaciona as variáveis de corrente, temperatura e tensão da bateria. Este modelo pode ser descrito por uma combinação de duas partes, como ilustrado na Figura 3. Nesta figura se observa um modelo dinâmico que caracteriza a resposta transitória da bateria. Complementarmente, um modelo em circuito aberto (*open-circuit voltage, OCV*) que descreve o comportamento da bateria para diferentes condições de corrente e temperatura, e que também é utilizado para a estimação do estado da carga da bateria (*State of Charge, SOC*) (Yuan, et al., 2013).

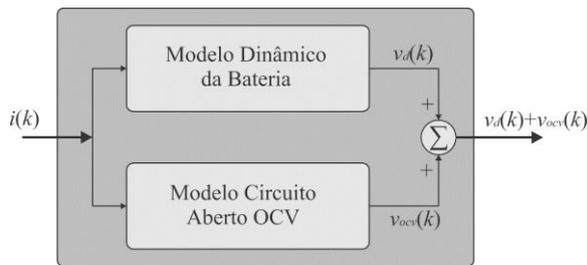


Figura 3. Diagrama genérico de modelo de bateria.

O SOC (*State of Charge*) relaciona a capacidade atual da bateria com sua capacidade nominal dada pelo fabricante. Esta especificação pode ser determinada através de diferentes métodos, que podem ser: eletroquímicos, matemáticos e equivalentes elétricos (Bester, et al., 2015). A estimação do SOC é apenas uma parcela para os modelos de baterias. Desta forma, a escolha do modelo da bateria pode gerar impactos no desempenho geral do BMS, que vão desde atrasos de resposta até erros quantitativos.

São apresentados na Tabela 1 alguns métodos utilizados para criar o modelo da bateria. Suas características específicas podem ser vistas mais detalhadamente em (Claude, et al., 2017), (Xin-tian, et al., 2016) e (Chang & Wen-Yeau, 2013).

Tabela 1. Métodos de estimação do modelo de baterias.

Categoria	Tipos
Auto regressivos	ARX
	ARMAX
	ARAMAX
	Box-Jenkins
Eletroquímicos	Modelo baseado na equação de Nernst
Elétricos	Modelo de circuito equivalente
Sistemas adaptativos	Baseado em redes neurais
	Rede neural Fuzzy
	Filtro de Kalman (KF e EKF)

Visando a determinação de parâmetros da bateria que produzam aproximações aceitáveis, são necessários esforços para a identificação de modelos deste componente com suficiente exatidão, que reflitam o comportamento da bateria, sobre a operação de ciclos de carga, descarga e descanso. Para isto, este trabalho tem como objetivo desenvolver um modelo dinâmico da bateria nas condições de descarga (fornecendo energia) utilizando a teoria de identificação de sistemas, e estabelecendo-se modelos matemáticos auto regressivos que relacionam a corrente de descarga com a tensão nos terminais da bateria.

3. Descrição do Sistema de Ensaios

Para realizar os ensaios de descarga da bateria de lítio-íon foi utilizada uma bancada experimental contendo os seguintes equipamentos:

- Fonte de corrente de quatro quadrantes BOP 1 kW da Kepco inc. para drenar corrente da bateria com incerteza de 0,1 % da corrente nominal de saída;
- *Datalogger* multicanal, modelo 34972A, para aquisição de dados;
- Banho térmico para condicionamento da temperatura ambiente, *PolyScience*, com faixa de variação de 0 a 120 °C;
- Sensor de temperatura Termopar tipo K, com incerteza de medição de 0,1 °C;
- Interface de aquisição/coleta de dados;
- Bateria de lítio-íon com capacidade nominal de 20 Ah e tensão nominal de 3,2 V.

Um esquemático das ligações entre os equipamentos é ilustrado na Figura 4.

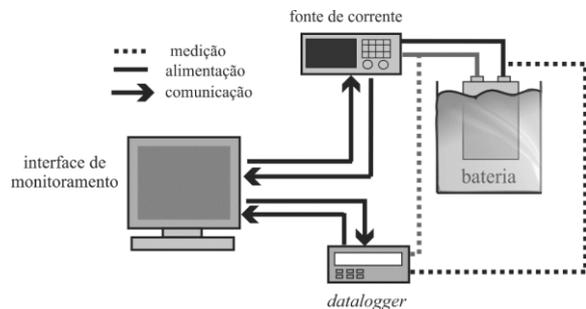


Figura 4. Ligações entre equipamentos da bancada.

As configurações da fonte de corrente e do *datalogger* são realizadas através de uma interface-homem-máquina. Esta interface controla as operações da fonte de corrente, seja ela de carga ou descarga, além de controlar a quantidade de corrente fornecida ou drenada da bateria. Uma vez configurado o tipo de ensaio, é ativado o sistema de aquisição de dados para coletar e registrar as seguintes informações: tempo, tensão nos terminais da bateria e corrente. Também são adquiridas as leituras de tensão e corrente efetuadas pela própria fonte de corrente.

A bancada utilizada é apresentada na Figura 5. Nesta figura, o ponto 1 representa a interface onde os dados de interesse para o modelo são armazenados; em seguida, apresenta-se no ponto 2 o banho térmico onde a temperatura ambiente é condicionada; por último têm-se os pontos 3 e 4, onde são ilustrados o *datalogger* multicanal onde os dados são coletados com uma taxa de amostragem de 4 amostras/s e a fonte de corrente de quatro quadrantes, respectivamente.

Para realizar o condicionamento de temperatura ambiente a qual a bateria esteve submetida durante o ensaio, fez-se necessário a utilização de um banho térmico. Desta forma, foi utilizado um sistema condicionador de temperatura como o ilustrado na Figura 6, o qual mantém a temperatura desejada na superfície da

bateria por meio da troca de fluídos entre as mangueiras ilustradas nos pontos A e B.



Figura 5. Bancada de experimentos para o ensaio de baterias.

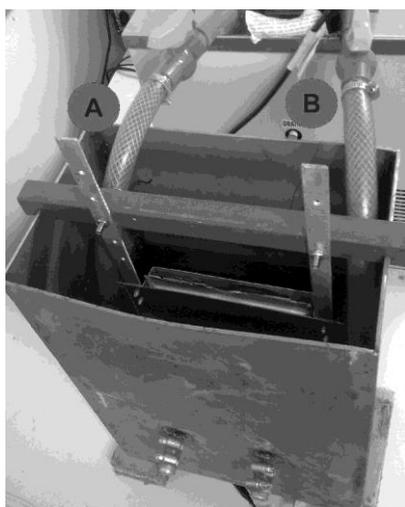


Figura 6. Banho térmico utilizado.

Para se definir os parâmetros relativos à célula de bateria e garantir o perfeito estado de operação do elemento em diversas situações em que a célula é submetida, podem ser utilizadas normas nacionais e internacionais que estabelecem as diretrizes para execução dos ciclos de experimentos, como exemplo a norma nº 601 da ANATEL, o RTAC 001652, IEC 62660-1 além das normas do IN-METRO, que visam realizar as operações de ensaios de baterias sem danos elétricos e/ou estruturais para a bateria.

A partir destas considerações, os ensaios realizados para a construção do modelo de descarga consistiram em duas etapas: descarga à corrente constante e descarga à tensão constante. Pode ser visto na Figura 7 as formas de onda características deste tipo de ensaio para uma corrente de descarga de -8 A .

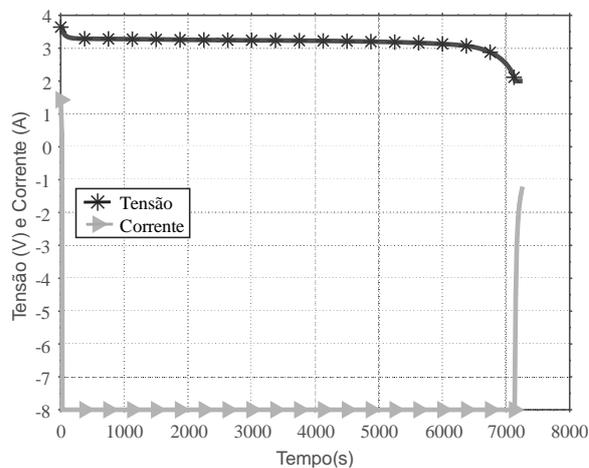


Figura 7. Formas de onda do ensaio de descarga.

Na primeira etapa, é aplicada uma corrente de descarga constante a bateria. Ao passo que a tensão nos terminais da bateria decresce até um ponto próximo do valor mínimo de funcionamento da bateria, é então dada início a segunda etapa. Em contrapartida, na segunda etapa a tensão nos terminais da bateria permanece constante enquanto o valor de corrente drenada da bateria pela fonte de corrente decresce gradativamente até chegar a 0,02 % da capacidade nominal da bateria, finalizando o ensaio.

4. Considerações para a Construção do Modelo da Bateria

Nesta seção, serão apresentadas as considerações para realizar os ensaios para a estimação do modelo e validação. Serão apresentados também os critérios para escolha dos métodos matemáticos adotados.

4.1 Ensaios Experimentais e Aquisição de Dados

Os ensaios realizados consistiram em duas etapas: ensaios para estimação do modelo e ensaio para validação do modelo. Os parâmetros para cada ensaio são apresentados na Tabela 2. Os sinais de tensão e de corrente coletados durante os ensaios são apresentados nas Figuras 8 e 9.

Tabela 2. Parâmetros utilizados para os ensaios de estimação e validação dos modelos.

Dados para o ensaio de estimação do modelo	
Temperatura do meio de medição	Corrente de descarga
20 °C	-8 A
Dados para o ensaio de validação do modelo	
Temperatura do meio de medição	Corrente de descarga
20 °C	-6 A
30 °C	-10 A

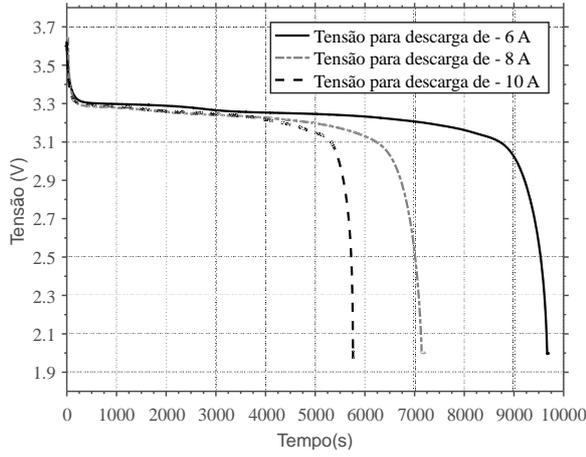


Figura 8. Tensão de terminais da bateria nos ensaios de descarga.

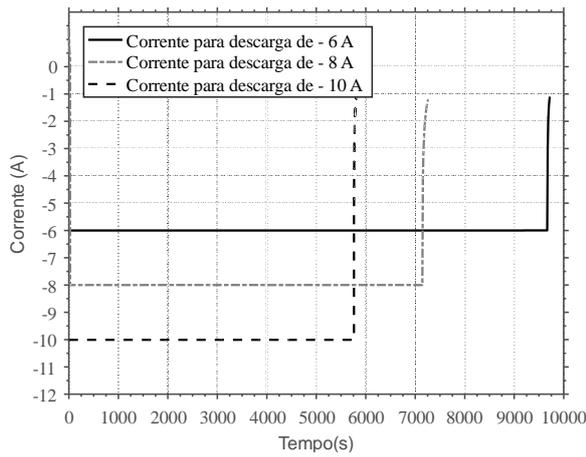


Figura 9. Correntes de descarga aplicadas à bateria nos ensaios.

4.2 Considerações para a Escolha do Modelo

Foi utilizado o modelo “gray box” para representar a bateria. Após análises dos dados medidos, optou-se por construir um modelo SISO (*Single Input, Single Output*), relacionando corrente de descarga como entrada do sistema e tensão nos terminais da bateria como saída, onde a bateria encontra-se submersa dentro do reservatório com uma temperatura controlada. Tendo em conta a forma pela qual se deu o ensaio de descarga, decidiu-se pela utilização dos modelos auto regressivos ARMAX e Box-Jenkins. A escolha destes modelos se deu por apresentarem um nível de aproximação relativamente satisfatório, mesmo utilizando polinômios de grau 1 ou 2. Além disto, a utilização destes métodos dispensa a necessidade de um banco de dados elevados, como é o caso de modelos baseados em redes neurais artificiais. Os modelos adotados podem ser vistos mais especificamente em (Aguirre, 2007) e (Ljung, 1987).

Desta maneira, usando o modelo geral auto regressivo dado por:

$$Y(t) = \frac{B(q)}{A(q)}u(t) + \frac{C(q)}{D(q)}e(t) \quad (1)$$

Considerando que os termos $A(q)$, $B(q)$, $C(q)$ e $D(q)$ são polinômios arbitrários dados pelas equações de (2) à (5).

$$A(q) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{n_a}q^{-n_a} \quad (2)$$

$$B(q) = 1 + b_1q^{-1} + \dots + b_{n_b}q^{-n_b} \quad (3)$$

$$C(q) = 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_{n_c}q^{-n_c} \quad (4)$$

$$D(q) = A(q) \quad (5)$$

Aplicando os polinômios das equações (2) a (5) na equação (1), o modelo auto regressivo com entradas exógenas e média móvel ARMAX pode ser escrito na forma de equação a diferença como:

$$y(t) + a_1y(t-1) + \dots + a_{n_a}y(t-n_a) = \quad (6)$$

$$b_1u(t-1) + \dots + b_{n_b}u(t-n_b) + e(t) + c_1e(t-1) +$$

$$\dots + c_{n_c}e(t-n_c)$$

, em que $C(q) = 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_{n_c}q^{-n_c}$, refere-se aos coeficientes da média móvel característica do modelo ARMAX.

Um tipo de modificação que pode ser feita no modelo ARMAX diz respeito aos coeficientes dos denominadores da equação (1). Ao substituir o termo $A(q)$ por $F(q) = 1 + f_1q^{-1} + \dots + f_{n_f}q^{-n_f}$ e $D(q) = 1 + d_1q^{-1} + \dots + d_{n_d}q^{-n_d}$, de modo a equação passa a depender de quatro polinômios distintos. O seu resultado é apresentado na equação (7).

$$F(q)D(q)y(t) = B(q)D(q)u(t) + C(q)F(q)e(t) \quad (7)$$

Assim, os dados coletados durante os procedimentos de ensaio de descarga foram utilizados em conjunto com as ferramentas de identificação de sistemas do @Matlab/Simulink para determinar os coeficientes das equações (6) e (7). A análise da ordem dos modelos seguiu os critérios de ajuste FIT empregados pelo *toolbox* de identificação de sistemas do @Matlab, como o Critério de Informação de Akaike e o Critério de Rissanen.

4.3 Estimação do Modelo para Descarga

Para estimar o modelo, um procedimento análogo ao de (Mars, et al., 2017) foi aplicado para dividir a curva de tensão de terminal. As áreas típicas de trabalho são apresentadas na Figura 10. No presente artigo, foi decidido aproximar a operação da bateria em duas regiões: uma para tensão acima da tensão nominal (zona nominal) e outra para valores abaixo da tensão nominal, que indica seu limite de operação (zona de bateria descarregada).

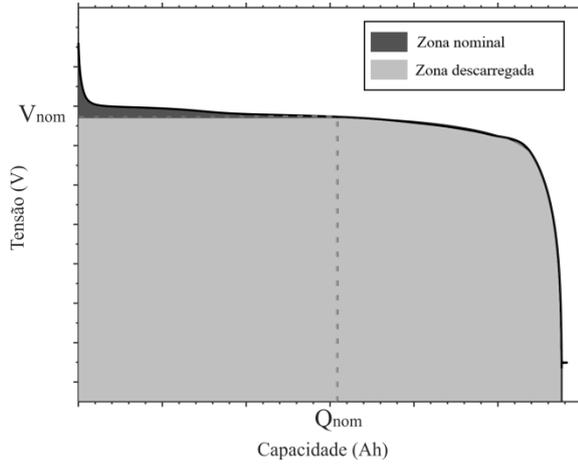


Figura 10. Áreas da curva de descarga da bateria.

O valor utilizado para dividir a curva de descarga em zona nominal e zona de descarregada foi tomado com base no valor de 3,2 V, que representa a tensão nominal da bateria de lítio-íon utilizada nos ensaios. Optouse por realizar a divisão em zonas, pois após inúmeras análises comparativas de aproximação entre dados do modelo e dados de validação, observou-se que modelos do tipo ARMAX apresentavam uma melhor aproximação para a curva em sua zona nominal, por outro lado a curva em zona descarregada apresentou melhores resultados de aproximação quando implementado um modelo do tipo Box-Jenkins.

5. Resultados

Após as etapas de estimação dos modelos de descarga da bateria para as curvas nas regiões nominal e descarregada, nesta seção será apresentada a avaliação do modelo utilizando duas correntes de descarga diferentes à utilizada no processo de estimação.

5.1 Estimação e Validação do Modelo para Zona Nominal

A ordem dos polinômios $A(q)$, $B(q)$, $C(q)$ e dos atrasos de entrada n_a , n_b e n_c descritos na equação (7), que mais aproximariam o modelo dos dados de validação foram avaliados com auxílio da ferramenta de identificação de sistemas do $\text{\textcircled{R}}\text{Matlab/System Identification}$. Foram desenvolvidos 27 modelos para análise comparativa, os resultados para avaliação do fit em função da ordem do modelo é apresentado na Figura 11, onde o eixo N° de Repetições relaciona a quantidade de vezes em que um fit ocorreu em função das combinações dos índices $n_a + n_b + n_c$. Os valores encontrados para o modelo ARMAX que resultaram em um melhor fit foram: $n_a = 2$, $n_b = 2$ e $n_c = 1$.

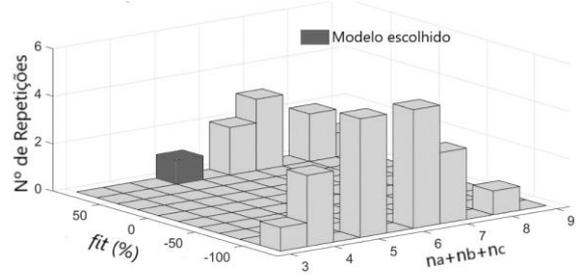


Figura 11. Variação do fit em função da combinação de ordem $n_a + n_b + n_c$

Os coeficientes otimizados relacionados a equação para o modelo ARMAX, bem como o equacionamento utilizado são apresentados nas equações abaixo.

$$A_{nom}(q) = 1 - 1,995q^{-1} + 0,9951q^{-2} \quad (8)$$

$$B_{nom}(q) = -0,01943q^{-1} + 0,01943q^{-2} \quad (9)$$

$$C_{nom}(q) = -0,04094q^{-1} \quad (10)$$

Uma vez obtido o modelo da bateria na zona nominal, foi realizada a comparação do modelo com valores experimentais de validação. Para isto, foi configurada uma corrente de descarga de -6 A e -10 A, cujos dados foram coletados anteriormente, como ilustrado na Figura 9. No procedimento de validação, foram utilizados os comandos do *toolbox* de identificação de sistemas, encontrando-se um fator de ajuste de $fit = 87,59\%$ em relação da curva de descarga de -6 A, que estabelece o grau de aproximação do modelo em relação aos dados experimentais de validação. Por outro lado, o ajuste fit para a validação usando a curva de descarga de -10 A foi de $87,43\%$. Estes resultados são ilustrados na Figura 11.

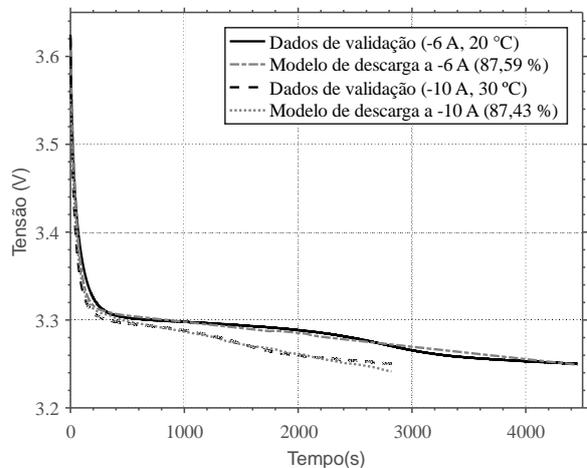


Figura 11. Validação do modelo para zona nominal.

5.2 Modelo de Estimação para Zona Descarregada

Seguindo o procedimento estabelecido na seção 4.3, foram realizadas estimativas de modelos ARX e

Box-Jenkins para a região descarregada. Ao total foram testadas 25 combinações das ordens dos índices para os modelos. A Tabela 3 apresenta os melhores resultados encontrados para os modelos propostos para as curvas de descarga de -6 A e -10 A.

Tabela 3. Resultados para os modelos na zona de bateria descarregada.

Resultados para o modelo ARX	
<i>fit</i> para descarga de -6 A	<i>fit</i> para descarga de -10 A
45,05 %	29,14 %
Resultados para o modelo Box-Jenkins	
<i>fit</i> para descarga de -6 A	<i>fit</i> para descarga de -10 A
81,49 %	74,83 %

Os valores encontrados para os índices do modelo ARX com melhor aproximação foram: $n_a = 1$ e $n_b = 1$. Por outro lado, a ordem dos índices para o modelo Box-Jenkins foram $n_b = 1$, $n_c = 1$, $n_d = 1$ e $n_f = 1$. Os parâmetros obtidos para o modelo que obteve melhores resultados (Box-Jenkins) para zona descarregada são apresentados nas equações a seguir. A comparação entre modelo e dados de validação é ilustrada na Figura 13.

$$B_{desc}(q) = 0,1078q^{-1} \quad (11)$$

$$C_{desc}(q) = 1 - 0,5168q^{-1} \quad (12)$$

$$D_{desc}(q) = 1 - 1,001q^{-1} \quad (13)$$

$$F_{desc}(q) = 1 + 0,878q^{-1} \quad (14)$$

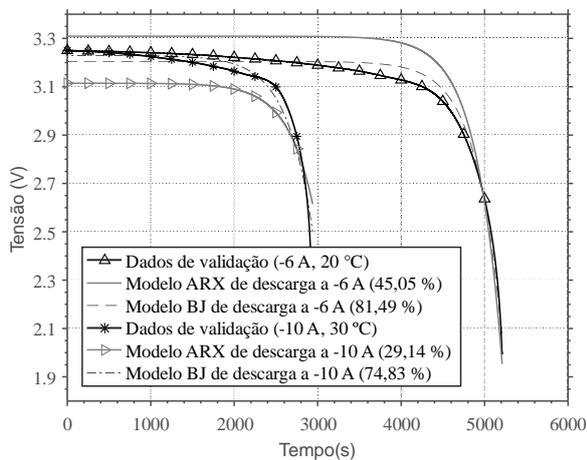


Figura 13. Validação do modelo para zona descarregada.

Após finalizar os modelos é então possível criar um único bloco como o ilustrado na Figura 14, onde se tem a entrada em corrente e uma simples condição de mudança de modelos a depender da tensão de saída (modelo ARMAX para $V > V_{nom}$ ou modelo Box-Jenkins para $V < V_{nom}$). Desta forma, este bloco pode apenas ser inserido no modelo da Figura 3, substituindo os modelos dinâmico e de circuito aberto (OCV).

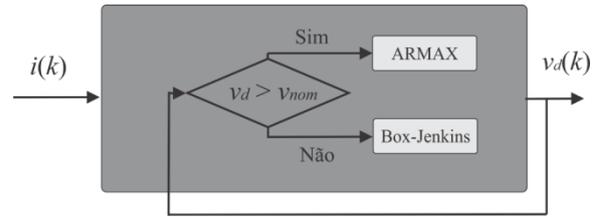


Figura 14. Diagrama de bloco para o modelo de bateria proposto.

6. Conclusão

Neste trabalho apresentaram-se os procedimentos para a identificação paramétrica de curvas de descarga para baterias de lítio-íon utilizando modelos matemáticos auto regressivos. O modelo de descarga da bateria foi construído separando o comportamento não linear em duas regiões, cujo limiar de desdobramento foi definido pela tensão nominal da bateria. Para cada região, a escolha do modelo levou em consideração o compromisso entre complexidade (ordem) e o nível de aproximação (*fit*), sendo os modelos vencedores de cada região o ARMAX e Box-Jenkins, respectivamente. Foi obtido um fator médio de aproximação de 80% quando utilizando duas correntes para validação (de -6 A e -10 A) com temperaturas de operação de 20 °C e 30 °C. Desta forma, obtiveram-se modelos que atendem as especificações e necessidades atuais no que diz respeito a modelos de baterias, que incluem aproximações com níveis de complexidade reduzidos e ainda assim confiáveis. O modelo de descarga da bateria pode ser aplicado em módulos de sistemas de gerenciamento de baterias (BMS), para a determinação mais exata do estado da bateria (SOC e SOH) e permitindo o monitoramento da tensão da bateria para evitar sobrecargas ou superaquecimento da bateria.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao Grupo de Inteligência Computacional Aplicada (GICA) e ao Laboratório de Instrumentação e Controle (LINC) do Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal da Paraíba pela colaboração e suporte durante o desenvolvimento deste trabalho.

Referências Bibliográficas

- Aguirre, L. A., 2007. Introdução À Identificação de Sistemas: Técnicas Lineares e Não Lineares Aplicadas a Sistemas Reais. Belo Horizonte: Editora UFMG.
- Bergveld, H. J., 2001. Battery Management Systems Design by Modelling. s.l.:Royal Philips Electronics.
- Bester, J. E., Hajjaji, A. E. & Mabwe, A. M., 2015. Modelling of Lithium-ion Battery ans SOC

- Estimation using Simple and Extended Discrete Kalman Filters for Aircraft Energy Management. IECON, Novembro, pp. 2433-2438.
- Buccoli, L. et al., 2016. Battery Management System (BMS) simulation environment for electric vehicles. IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering (EEEIC), pp. 1-6.
- Ceraolo, M. & Barsali, S., 2002. Dynamical models of lead-acid batteries: Implementation issues. IEEE Transactions on Energy Conversion, 17(1), pp. 16-23.
- Chang & Wen-Yeau, 2013. The State of Charge Estimating Methods for Battery: A Review. ISRN Applied Mathematics.
- Chen, M. & Rincon-Mora, G. A., 2006. Accurate electrical battery model capable of predicting runtime and I-V performance. IEEE Transactions on Energy Conversion, 21(2), pp. 504-511.
- Claude, F., Becherif, M. & Ramadan, H. S., 2017. Experimental validation for Li-ion battery modeling using Extended Kalman Filters. International Journal of Hydrogen Energy, pp. 25509-25517.
- Fatma, D. N., Yasser, E. & Abdulkadir, B., 2017. Li-ion battery modeling and SOC estimation using extended Kalman filter. International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ELECO), pp. 166-169.
- Fotouhi, A., Auger, D. J., Propp, K. & Longo, S., 2018. Accuracy Versus Simplicity in Online Battery Model Identification. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics Systems, 48(2), pp. 195-206.
- He, H., Xiong, R. & Guo, H., 2012. Comparison study on the battery models used for the energy management of batteries in electric vehicles. Energy Conversion and Management, Volume 64, pp. 113-121.
- Hu, X., Li, S. & Peng, H., 2012. A comparative study of equivalent circuit models for Li-ion batteries. Journal of Power Sources, Volume 198, pp. 359-367.
- Ljung, L., 1987. System Identification: Theory for the User. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall, Inc..
- Mars, N., Krouz, F., Louar, F. & Sbita, L., 2017. Comparison study of different dynamic battery model. National Engineering School of Gabes.
- Vergori, E., Mocera, F. & Samà, A., 2017. Battery modeling and simulation using a programmable testing equipment. Computer Science and Electronic Engineering (CEEC), pp. 162-167.
- Xin-tian, L. et al., 2016. SOC Estimation of the Lithium-Ion Battery with the Temperature-based Nernst model. International Power Electronics and Motion Control Conference.
- Yang, F., Xing, Y., Wang, D. & Tsui, K. L., 2016. A comparative study of three model-based algorithms for estimating state-of-charge of lithium-ion batteries under a new combined dynamic loading profile. Applied Energy, Volume 164, pp. 387-399.
- Yuan, S., Wu, H. & Yin, C., 2013. State of Charge Estimation Using the Extended Kalman Filter for Battery Management Systems Based in the ARX Battery Model. Energies, pp. 445-470.
- Zhang, M., Miao, Z. & Fan, L., 2017. Battery identification based on real-world data. North American Power Symposium (NAPS), pp. 1-6.