

ESTIMATIVA DO ESTADO DE CARGA EM BATERIAS LI-ION UTILIZANDO TECNICAS DE DEEP LEARNING

Luis Felipe Guarda Bräuning, Laboratório de Análise, Avaliação e Gerenciamento de Risco – LabRisco,
Universidade de São Paulo

Maria Valentina Clavijo Mesa, Laboratório de Análise, Avaliação e Gerenciamento de Risco – LabRisco,
Universidade de São Paulo

Enrique López Droguett, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, The Garrick Institute for the Risk
Sciences, University of California, Los Angeles, USA

Marcelo Ramos Martins, Laboratório de Análise, Avaliação e Gerenciamento de Risco – LabRisco,
Universidade de São Paulo

RESUMO

Atualmente os veículos elétricos, veículos elétricos híbridos e veículos elétricos híbridos plug-in são cada vez mais populares, uma vez que este tipo de ativos têm o potencial de aumentar a eficiência energética no setor do transporte, reduzir a emissão de gases de efeito estufa e aliviar a dependência de combustíveis fósseis. Considerando que o principal elemento de todos esses veículos é a utilização de baterias Li-Ion, diferentes estudos têm avaliado estratégias para o carregamento e descarregamento de modo a evitar a redução da vida útil deste tipo de baterias ou mesmo danificá-la, identificando que as baterias não devem ser descarregadas por completo ou sobrecarregadas e propondo o uso do sistema de gerenciamento de bateria (BMS do inglês Battery Management System). Como o estado de carga (SOC do inglês State of Charge) encontra-se diretamente relacionada com o estado do BMS, este artigo propõe o uso de técnicas de Deep Learning (DL) para estimar voltagem SOC em baterias Li-Ion. A base de dados em estudo foi fornecida pelo Prognostics CoE (do inglês Center of Excellence) do NASA Ames Research Center, que possui mais de 40.000 registros para cada uma das quatro baterias analisadas. Os resultados deste estudo identificam um modelo de DL para a estimativa de SOC em baterias Li-Ion, os quais podem ser utilizados para monitorar o estado de carga do ativo em tempo real.

1. INTRODUÇÃO

Nas últimas décadas os veículos elétricos e os híbridos têm se popularizado consideravelmente. Algumas das razões para este fenômeno é que há tendência ao redor do mundo de cobrar menos impostos de veículos elétricos, tanto em sua fabricação quanto em seus impostos de rodagem [1]. Porém, a chegada destes veículos na indústria automotriz tem gerado desafios adicionais. Entre eles está o fato de que constantemente os consumidores perguntam qual é a vida útil da bateria dos veículos que estão comprando e ainda é desconhecida a resposta para essa questão [2].

Nesse sentido, diversos estudos têm surgido nos últimos anos, a fim de prognosticar e caracterizar a falha das baterias usadas nos veículos elétricos. Por exemplo, [3] apresentam um método para estimar o estado de carga (SOC do inglês State Of Charge) em baterias Li-Ion. Enquanto [4] expõe que o filtro de Kalman estendido (EKF do inglês Extended Kalman Filter) é o estimador comumente utilizado para estimar o SOC em baterias Li-Ion. Porém, nenhum dos estudos apresenta a implementação de uma técnica de Deep Learning (DL) nem a utilização de dados reais para estimar o SOC das baterias Li-Ion.

Portanto, considerando que estamos vivendo uma era digital e que cada vez é mais fácil e menos custoso obter registros operacionais de nossos sistemas. Os autores deste trabalho apresentam a implementação de uma técnica de DL para estimar o SOC de baterias Li-Ion, a partir de dados reais.

Este resumo estendido está dividido em cinco seções, sendo a primeira seção correspondente a esta introdução. Posteriormente, a base de dados utilizada no estudo é descrita e, na terceira seção, o passo a passo executado durante o estudo é detalhado. Os resultados são apresentados na quarta seção e finalmente na quinta seção são expostas as principais descobertas no desenvolvimento desta análise.

2. DADOS DE BATERIA DE LI-ION DA NASA

A bateria de lítio-íon é conhecida como Li-Ion (do inglês lithium-ion) e é usada quando se deseja alta densidade de energia e peso leve [5]. Portanto, a fim de avaliar técnicas de DL para a estimativa de voltagem e SOC de baterias Li-Ion, os autores deste artigo utilizaram a base de dados publicada em 2010 pelo Prognostics CoE (do inglês Center of Excellence) da NASA [6].

A base de dados consiste em quatro baterias de Li-Ion que funcionam através de três perfis operacionais diferentes, ou seja, a bateria pode estar carregando, descarregando ou num período de descanso, em diferentes temperaturas. Assim, os experimentos consistiram em aplicar os ciclos repetidos de carga e descarga a 18650 células de íons de lítio disponíveis comercialmente para atingir o envelhecimento acelerado.

O princípio CCCV (do inglês Constant Current Constant Voltage) foi utilizado como o perfil de carga das baterias durante os experimentos. Ou seja, as baterias foram carregadas em corrente constante de 1,5 Ah até que a voltagem alcançasse o limite de voltagem superior da célula de 4,2 V, e nesse ponto era aplicado então voltagem constante até que a corrente caísse para 20 mA. Respeito à descarga, ela foi feita na corrente constante de 2 A até que a voltagem da célula caísse para 2,7 V, 2,5 V, 2,2 V e 2,5 V para as baterias B00055, B0006, B0007 e B00018, respectivamente.

Vale ressaltar que alguns dos limites de descarga eram mais baixos do que o recomendado pelo OEM (do inglês Original Equipment Manufacturer), o qual é 2,7 V, a fim de induzir efeitos de envelhecimento de descarga profunda. Neste sentido, considerando que ciclos repetidos de carga e descarga resultam no envelhecimento acelerado das baterias, os experimentos foram interrompidos quando as baterias atingiram o critério EOL (do inglês end-of-life) de 30% de fade na capacidade nominal, ou seja, de 2Ah para 1,4 Ah.

3. METODOLOGIA

Para o desenvolvimento do algoritmo, foram utilizadas as bases de dados correspondentes as baterias #5, #6, #7 e #18 [6]. A metodologia empregada foi dividida em três etapas: pré-processamento dos dados, seleção do modelo e finalmente o teste do modelo desenvolvido.

Em primeiro lugar, para o pré-processamento foi adotada uma normalização Min-Max [7], transformando todos os dados para a faixa [0, 1] mas conservando a distribuição original dos dados. Após os dados serem normalizados, utilizando as quatro bases de dados originais foram gerados três novos conjuntos de dados, conjunto de treinamento (B0005), conjunto de validação (B0006) e conjunto de teste (B0007 e B0018).

Para a seleção do modelo foi escolhida a utilização de LSTM (do inglês Long Short-Term Memory), a fim de aproveitar a capacidade deste tipo de redes neurais de obter informação de series temporais [8], que é o caso da base de dados utilizada. Nesse sentido, para capturar como os parâmetros da bateria interna mudaram ao longo do envelhecimento, os autores aproveitaram os dados de voltagem, corrente e temperatura; os quais são medidos a cada ciclo de carregamento e descarregamento, além de ser três variáveis que costumam ser registradas pelo BMS (do inglês Battery Management System) [9], [10].

Posteriormente, os autores estimaram o SOC em cada instante de tempo de acordo com [11].

Finalmente foram otimizados os diferentes hiper parâmetros da rede, resultando numa rede de 2 camadas, a primeira com 32 neurônios LSTM e função de ativação *Tanh* e a segunda sendo uma camada densa com um único neurônio e função de ativação lineal, sendo esta camada a responsável de gerar a regressão desejada. Adicionalmente foi utilizado um *dropout* [12] de 0,5 para evitar o sobre ajuste da rede e o tamanho de janela dos dados foi de 24 *timesteps*. Como função de perda foi utilizado o erro quadrático médio e otimizador *Adam* [13]. Finalmente foram utilizadas 50 *epochs* e um *batch size* de 64 para o treinamento.

Após a obtenção da arquitetura final da rede, foram testados os conjuntos de dados de cada uma das baterias. Atingindo os resultados apresentados na seguinte seção.

4. RESULTADOS

A avaliação da técnica de DL na estimativa de voltagem e SOC das baterias Li-Ion foi desenvolvida usando Python v3.7, Tensorflow v2.1.0 e Keras v2.3.1. A configuração do hardware foi a seguinte: Intel i5-9600K CPU, 16 GB DDR4 RAM e NVIDIA 4 GB Geforce RTX 1050 Ti GPU.

Assim, os autores implementaram o modelo descrito na seção da metodologia e obtiveram os resultados apresentados na Tab. 1. Em primeiro lugar, é possível observar que os valores de erro obtidos para cada uma das quatro baterias analisadas se encontram na mesma faixa (10E-03), o que representa que a rede não apresenta um sobre ajuste pelo conjunto de treinamento (B0005). Adicionalmente, analisando a Fig. 1 é possível observar que o algoritmo é capaz de estimar corretamente o SOC independente da porcentagem de carga ao momento de fazer a regressão.

Tab. 1 - Resultados MSE da LSTM implementada

Bateria	MSE
5	0,0018
6	0,0037
7	0,0017
18	0,0094

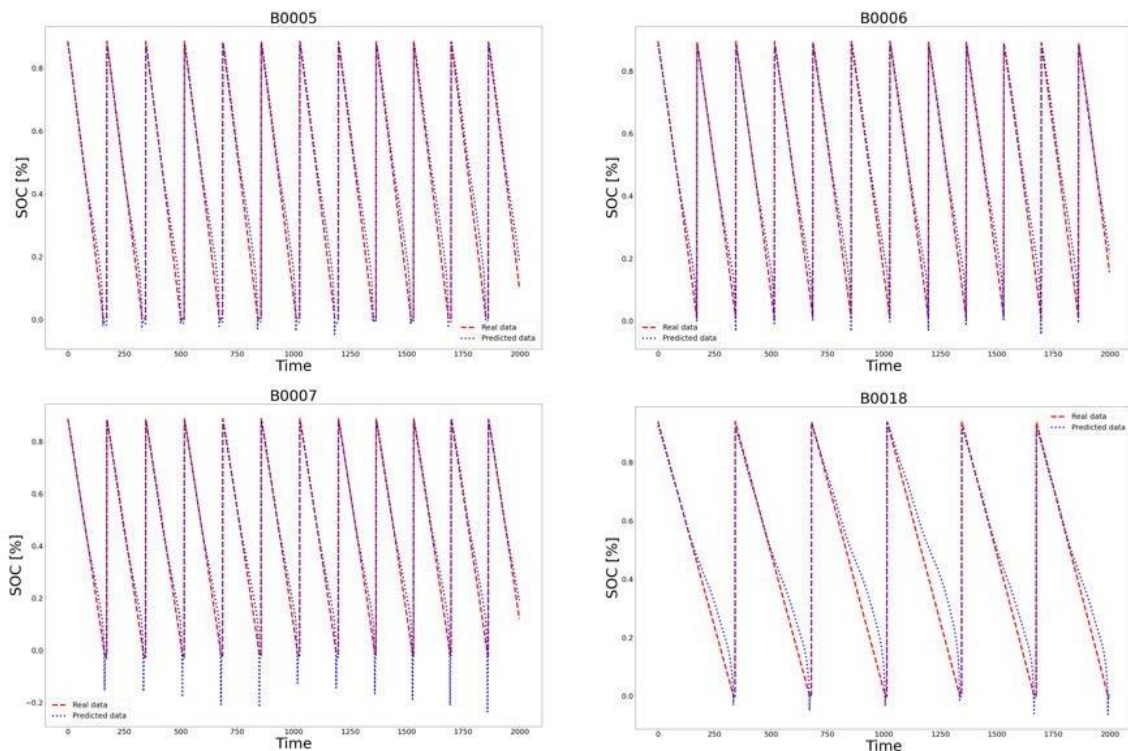


Fig. 1 - Resultados da estimativa de SOC nas quatro baterias Li-Ion em estudo

5. CONCLUSÕES

Neste trabalho uma técnica de DL foi aplicada usando dados reais para estimar o SOC de baterias Li-Ion, a fim de estabelecer alternativas metodológicas para apoiar a tomada de decisão dos designers, fabricantes e consumidores deste tipo de baterias. Nesse sentido, este trabalho torna-se relevante em um mundo globalizado em que os veículos elétricos têm se popularizado e, consequentemente, as baterias Li-Ion também.

Particularmente, os autores respaldam a oportunidade de usar técnicas de DL para o tratamento atual de dados gerados durante a operação de ativos em companhias. Sendo as redes neurais LSTM uma eleição adequada quando é indispensável aproveitar a informação de séries temporais. Adicionalmente, os autores também identificaram que as melhores arquiteturas para a estimativa do SOC das baterias Li-Ion em estudo são aquelas com poucas camadas, ou seja, os autores não recomendam redes neurais LSTM com muitas camadas, uma vez que o custo computacional pode se incrementar consideravelmente e os resultados do estudo mostraram que uma rede neural LSTM com duas camadas já consegue estimativas precisas.

Os resultados também permitiram gerar conclusões práticas. Por exemplo, os resultados evidenciaram que a LSTM é uma arquitetura de redes neurais adequada para estimar o SOC de baterias Li-Ion, uma vez que o MSE da estimativa do SOC nas diferentes baterias analisadas foi inferior a 0,01.

Finalmente, os autores sugerem como trabalhos futuros implementar técnicas de DL para estimar o estado de saúde (SOH do inglês State Of Health) das baterias Li-Ion, uma vez que o SOH permitiria estabelecer a porcentagem de vida útil já consumida da bateria.

REFERÊNCIAS

- [1] A. Coelho, “Veículos elétricos e híbridos,” 2016. .
- [2] A. Emadi, *Handbook of Automotive Power Electronics and Motor Drives*. Chicago, 2017.
- [3] J. Lee, O. Nam, and J. Cho, “Li-ion battery SOC estimation method based on the reduced order extended Kalman filtering,” *J. Power Sources*, vol. 174, pp. 9–15, 2007.
- [4] R. Zhang *et al.*, “State of the Art of Lithium-Ion Battery SOC Estimation for Electrical Vehicles,” *Energies*, vol. 11, p. 36, 2018, doi: <https://doi.org/10.3390/en11071820>.
- [5] J. Da Silva, “Vantagens e Limitações das Baterias de Lítio-Íon,” *STA - Sistemas e Tecnologia Aplicada*, 2018. .
- [6] B. Saha and K. Goebel, “Battery Data Set,” *NASA Ames Prognostics Data Repository*, 2010. .
- [7] S. G. K. Patro and K. K. sahu, “Normalization: A Preprocessing Stage,” *Iarjset*, no. April, pp. 20–22, 2015, doi: [10.17148/iarjset.2015.2305](https://doi.org/10.17148/iarjset.2015.2305).
- [8] F. Gers, J. Schmidhuber, and F. Cummins, “Learning to Forget: Continual Prediction with LSTM,” *Neural Comput.*, vol. 12, no. 10, pp. 2451–2471, 2000, doi: [10.1162/089976600300015015](https://doi.org/10.1162/089976600300015015).
- [9] A. Szumanowski and Y. Chang, “Battery Management System Based on Battery Nonlinear Dynamics Modeling,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 57, no. 3, pp. 1425–1432, 2008, doi: [10.1109/TVT.2007.912176](https://doi.org/10.1109/TVT.2007.912176).
- [10] K. Prashanth, D. Roa, and A. Sharma, “Estimation of SOC and SOH of Li-Ion Batteries,” *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 104, no. 4, pp. 45–49, 2014.
- [11] G. Bai, P. Wang, and C. Hu, “A self-cognizant dynamic system approach for prognostics and health management,” *J. Power Sources*, vol. 278, no. 15, pp. 163–174, 2015.
- [12] N. Srivastava, G. Hinton, A. Krizhevsky, I. Sutskever, and R. Salakhutdinov, “Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting,” *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 15, no. 1, pp. 1929–1958, 2014.
- [13] D. P. Kingma and J. L. Ba, “Adam: A method for stochastic optimization,” *3rd Int. Conf. Learn. Represent. ICLR 2015 - Conf. Track Proc.*, pp. 1–15, 2015.