

충전 데이터 활용 LSTM 기반 리튬이온 배터리 건강 상태 추정 알고리즘 개발 및 하드웨어 가속기 탑재 검증

조상우*, 신승화*, 김종훈*
충남대학교 에너지저장변환연구실*

Development of LSTM-based lithium-ion battery state-of-health estimation algorithm using charging data and verification on hardware accelerator

Sangwoo Cho*, Seunghwa Shin*, Jonghoon Kim*
Energy Storage Conversion Lab., Chungnam National University*

ABSTRACT

배터리를 전원으로 사용하는 전기자동차(Electric vehicle; EV)의 사용이 증가하고 있으며, EV의 효율적이고 안전한 작동을 위한 배터리 상태 추정은 매우 중요한 과제이다. 본 연구에서는 배터리의 주요 상태 지표인 건강 상태(State-of-health; SOH)를 추정하는 방법을 제안하고 개발된 알고리즘의 탑재 성능을 검증한다. SOH 추정에는 인공신경망의 일종인 장단기 메모리(Long short-term memory; LSTM) 모델을 활용한다. 제안된 LSTM 모델의 SOH 추정 정확도 및 탑재 가능성을 검증하기 위해 하드웨어 가속기(Hardware accelerator; HA)의 일종인 NVIDIA Jetson Nano를 사용한다.

1. 서 론

지구 온난화, 대기 오염과 같은 환경 문제와 함께 화석 연료의 한정된 공급량에 대한 우려로 인해 리튬이온 배터리(Lithium-ion battery; LIB) 어플리케이션에 대한 사회적 관심이 높아지고 있다. 리튬이온 배터리는 에너지 저장장치, 전기 모빌리티, 이동형 전자제품 등 다양한 분야에서 사용되며, 특히 전기 자동차(Electric vehicle; EV)와 관련하여 많은 관심이 집중되고 있다. 배터리 사용량 증가에 따라 사용자의 안전과 편의성을 확보하기 위해 신뢰성과 강건성 있는 배터리 관리 시스템(Battery management system; BMS)의 개발이 필요하다. 배터리 관리 시스템은 배터리에서 수집된 정보를 기반으로 배터리의 상태를 추정하고, 고장을 예측하며, 효율적인 운용을 가능하게 하는 모니터링 및 제어 기능을 수행합니다. BMS의 주요 기능인 배터리 상태 추정은 충전 상태(State-of-charge; SOC), 건강 상태(State-of-health; SOH) 등을 추정하는 것을 의미하며, 특히 SOH를 정확하게 추정하는 것은 배터리의 효율적인 운용을 위해 매우 중요한 과제이다. SOH는 배터리의 현재 가용 용량을 나타내는 지표로, 배터리의 점차적인 성능 감소 정도를 평가할 수 있으며, 배터리가 수명 종료 시점(End-of-life; EOL)에 도달하기 전에 교체해야 할 시기를 판단하는 데 도움을 주는 지표이며 중요도가 매우 높다^[1].

본 논문에서는 SOH를 추정하기 위해 인공신경망을 사용하며 배터리 용량 감소의 시계열적 특성을 반영하기에 적합한 알고리즘을 선정하였다. 선정된 알고리즘은 장단기 메모리(Long short-term memory; LSTM)로 인공신경망 모델의 학습 데이터 셋은 충전 구간의 데이터를 활용하여 추출한다. 배터리의

SOH와 관련성이 높으며 안정적인 지표를 추출하기 위해서는 충전 구간에서의 건전성 지표(Health indicator; HI) 추출은 효과적인 방법일 수 있다. 충전 과정은 방전 시보다 안정적으로 제어되는 과정이기 때문에 배터리의 거동을 반영하는 인자를 효과적으로 추출할 수 있다^[2]. 따라서 이 연구에서는 충전 구간에서의 HI를 LSTM(Long Short-Term Memory) 모델의 학습 데이터로 선정하였다.

EV 배터리 상태 추정에 있어 인공지능 기반 기술의 주요 문제점은 훈련 및 추론에 의한 계산 비용이다. 현재 EV에 적용되고 있는 BMS는 MCU(Microcontroller unit) 단위로 구성되어 있는데, 이는 LSTM과 같은 딥러닝 모델을 탑재하기에는 사양이 매우 부족하다. 인공신경망의 학습 및 예측을 위해서 주로 GPU(Graphics processing unit)를 사용하기에 EV와 같은 어플리케이션에는 인공지능 기반 배터리 상태 추정 기술의 적용에 한계점이 있다. 따라서, 본 논문에서는 이와 같은 한계점을 극복하고자 개발된 알고리즘의 하드웨어 가속기 검증을 통해 추후 EV와 같은 어플리케이션에 해당 알고리즘을 실 적용 가능한지에 대해 검증한다.

2. LSTM 기반 배터리 SOH 추정 알고리즘

2.1 배터리 열화 실험 및 SOH 계산

본 논문에서는 배터리 열화 데이터를 확보하기 위한 사이클 열화 실험을 진행하였다. 실험은 항온/항습 챔버에서 상온(25℃)으로 유지되는 환경에서 진행하였으며 충방전기를 통하여 배터리의 전류 및 전압을 측정하고 전류 프로파일을 인가하였다. 배터리 충전 시에 나타나는 전기적 특성을 분석하기 위한

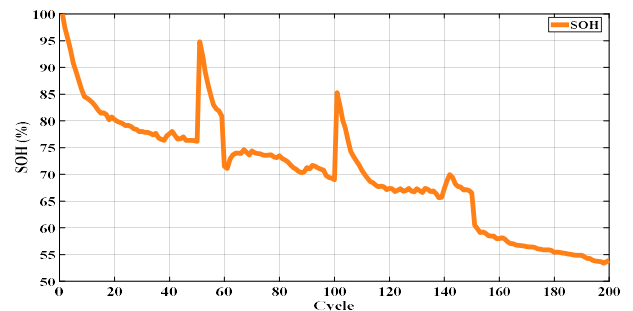


그림 1 배터리 팩 열화 데이터의 사이클에 따른 SOH 변화
Fig. 1 SOH result over cycle of battery pack degradation data

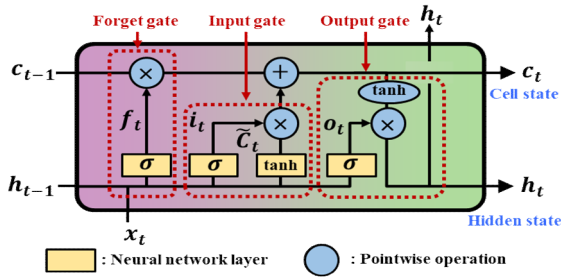


그림 2 LSTM 셀의 내부 구조
Fig. 2 Structure of the LSTM cell

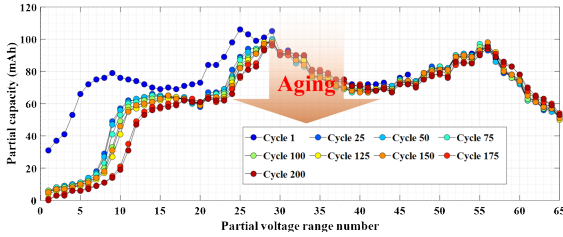


그림 3 열화에 따른 건전성 지표 변화
Fig. 3 Changes in health indicators by degradation

열화 실험을 진행하였다. 배터리는 공칭 용량이 4.8Ah인 21700 원통형 셀이 3S6P의 직병렬 조합으로 구성된 팩을 사용하였다. 배터리 열화에 따른 HI의 변화를 파악하고자 200 사이클의 충분한 노화를 진행하였다. 그림 1은 열화된 배터리의 사이클에 따라 변화하는 SOH를 나타낸 것이며 약 53%까지 감소하였다.

배터리 SOH는 식 (1)과 같이 계산된다. $C_{present}$ 는 열화된 후 현재 가용할 수 있는 배터리의 용량을 나타내며, $C_{initial}$ 는 초기 용량을, C_{aged} 는 EOL 시점의 배터리 용량을 나타낸다. EOL 시점의 배터리 용량은 초기 용량 대비 80%의 용량을 의미한다.

$$SOH = \frac{C_{present} - C_{aged}}{C_{initial} - C_{aged}} \times 100 (\%) \quad (1)$$

2.2 LSTM 모델 학습 및 탑재

LSTM은 순환신경망(Recurrent neural network; RNN)이 가지고 있던 문제점을 보완한 인공신경망의 일종이다. 기존 RNN은 학습이 진행됨에 따라 초기에 학습하였던 정보를 기억하지 못한다는 단점이 있다. 따라서, 시간에 따라 변화하는 배터리 열화 데이터와 같은 시계열 데이터에서는 추정 성능이 감소하게 된다. LSTM은 RNN의 단점을 보완하기 위해 장/단기 기억을 가능하게 하여 학습에 필요한 정보는 유지하고 불필요한 정보는 삭제한다. 그림 2는 LSTM 알고리즘 모식도를 나타내며 식 (2)-(7)을 통해 LSTM의 모델 학습이 이루어진다.

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (3)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (4)$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (5)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (6)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (7)$$

그림3은 정전류 충전 구간 동안 추출된 HI를 나타내며 전압 구간을 3.45~4.1V의 전압 구간을 0.01V 단위로 분할하여 총 65개의 구간에서 용량을 계산하였다.

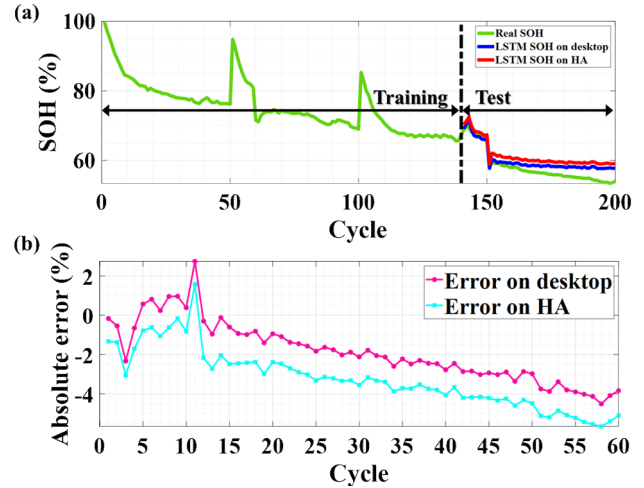


그림 4 데스크탑 및 HA에서의 SOH 추정 (a) 결과 (b) 오차
Fig. 4 SOH estimation in desktop and HA (a) result (b) error

그림4는 개발된 알고리즘을 데스크탑에서 추정한 SOH와 HA(NVIDIA Jetson Nano)에 탑재하여 추정한 SOH의 결과 및 오차를 나타낸다. 탑재 결과 LSTM의 알고리즘이 배터리 용량 감소의 시계열적 특성을 반영하여 감소하는 경향을 나타내는 것을 확인하였으며, 이를 통해 추출한 HI와 알고리즘이 SOH 추정이 가능함을 검증되었다. 또한, 데스크탑 환경과 HA 환경에서의 결과가 유사하게 나온 것으로 보아 개발된 알고리즘의 탑재 가능성 또한 검증되었다.

3. 결 론

본 논문에서는 충전 구간 데이터를 활용한 LSTM 기반 SOH 추정 알고리즘을 설계하였고 실제 EV 탑재 가능성을 검토하기 위해 임베디드 시스템을 구축하였다. HA를 사용하여 데스크탑에서 설계된 알고리즘이 Edge device에서 동작이 가능함을 검증하였다. 향후 연구 계획으로 배터리 SOH 추정 알고리즘 정확도 향상을 위한 다중 HI를 추출할 것이다. 또한, 실제 EV의 주행을 모사한 프로파일로 열화된 배터리 데이터를 활용하여 알고리즘 추정 정확도를 검증할 계획이다.

본 논문은 2022년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원(No.2022-1711152629, 대규모 분산 에너지 저장장치 인프라의 안전한 자율운영 및 성능 평가를 위한 지능형 SW 프레임워크 개발)의 연구비 지원 및 현대로템(용량 가변형 배터리시스템 BMS 알고리즘 개발)의 연구비 지원을 받아 수행되었음.

참 고 문 헌

- [1] Z. Chen, C.C. Mi, Y. Fu, J. Xu, X. Gong, Online battery state of health estimation based on Genetic Algorithm for electric and hybrid vehicle applications, J. Power Sources. 240 (2013) 184-192. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2013.03.158>.
- [2] Z. Wang, S. Zeng, J. Guo, T. Qin, State of health estimation of lithium-ion batteries based on the constant voltage charging curve, Energy. 167 (2019) 661-669. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.11.008>.