

고용량 배터리 팩의 불균형 인자를 활용한 LSTM 기반 셀 간 전압 불균형 예측

고보명*, 이평연*, 이상력*, 이성준*, 김종훈*
 충남대학교 에너지저장변환연구실

LSTM-based inter-cell voltage imbalance prediction using disproportion factors of high-energy battery pack

Bomyeong Ko*, Pyeongyeon Lee*, Sangryuk Lee*, Seongjun Lee* and Jonghoon Kim*
 Energy Storage Conversion Lab., Chungnam National University*

ABSTRACT

본 논문에서는 고용량 리튬이온 배터리 팩 내에서의 셀 간 전압 편차를 반영하여 배터리 팩 불균형을 예측하는 방안을 제시한다. 배터리의 불균형은 배터리 팩 내부의 셀 간 전압, 용량 등의 차이로 인해 발생하며, 이는 배터리의 효율 및 용량 저하로 이어진다. 불균형을 예측하기 위해 충·방전 실험을 통해 배터리 팩의 불균형 데이터를 확보하여 불균형 인자를 추출한다. 추출한 불균형 인자를 기반으로 딥러닝 방법 중 하나인 장단기 기억(Long short-term memory; LSTM) 신경망을 사용하여 배터리 팩 내 불균형을 예측한다. 셀 간 전압 편차를 통해 불균형 시점을 예측할 수 있었다.

1. 서론

리튬이온 배터리는 높은 에너지 밀도와 긴 수명, 그리고 친환경적인 특성으로 인해 전기 자동차, 전기 추진 선박, 에너지 저장 시스템(Energy storage system; ESS) 등 다양한 시장에서 널리 사용되고 있다. 특히 리튬이온 배터리 팩은 높은 출력이 요구되는 ESS나 전기 추진 선박 등과 같은 분야에서 사용량이 증가하고 있다. 이에 따라 한 개의 셀보다 다수의 셀로 구성된 배터리 팩 보급률이 증가하였다. 리튬이온 배터리 팩은 여러 배터리 셀이 직렬 또는 병렬로 연결되어 필요한 전력과 에너지를 얻는 구조를 갖추고 있다. 그러나 배터리 팩은 내부 임피던스, 자체 방전율, 그리고 제조 공정 등의 다양한 요인으로 인해 셀 간 불균형이 발생할 수 있다^[1]. 셀 간 불균형이 발생하는 경우 배터리 팩의 수명이 단축되는 원인이 될 수 있다. 이를 해결하기 위해 기존에는 셀 밸런싱 기법이 도입되었으나 밸런싱 전류의 C-rate가 낮아 단기간에 셀 밸런싱을 진행하기 어렵다는 단점이 존재한다. 밸런싱 회로를 통해 전압 밸런싱을 수행하였다고 해도 배터리 팩 내 셀 간 성능 차이로 인해 충·방전 실험을 진행한 후 셀 간 전압 편차가 다시 발생한다. 그러므로 배터리 팩 내 불균형을 분석하여 배터리 유지 보수 기간을 단축시키기 위한 지표로 활용하기 위해 불균형이 발생하는 시점을 사전에 예측하였다. LSTM은 잠재적인 결합 특징과 배터리 성능 저하에 관한 정보를 자동으로 추출할 수 있으므로 불균형을 예측하는데 적합하다고 판단하였다. 본 논문에서는 셀 간 전압 편차를 활용하여 LSTM 신경망을 기반으로 한 배터리 팩 내 셀 간 전압 불균형 예측 방법을 제안한다.

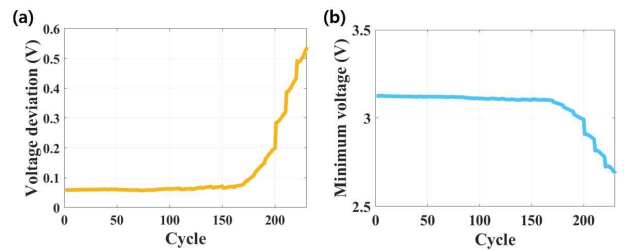


그림 1 고용량 배터리 팩 내 불균형 분석
 (a) 셀 간 전압 편차 (b) 셀 최저 전압
 Fig. 1 Analysis of imbalance factors in battery pack
 (a) Inter-cell Voltage deviation (b) Minimum cell voltage

2. 고용량 배터리 팩의 불균형 예측 방안

2.1 고용량 배터리 팩의 충·방전 실험 진행

본 논문에서는 배터리 팩의 불균형을 분석하기 위해 고용량 배터리 셀로 구성된 용량 120Ah인 24S1P 배터리 팩을 사용하였다. 열화 실험은 완전 충전 및 완전 방전 조건에서 수행하였다. 충전은 정전류-정전압(Constant Current-Constant Voltage; CC-CV) 모드로, 방전은 정전류(Constant Current; CC) 모드로 진행하였다. 실험은 상온 25°C에서 1/3C-rate 전류로 수행되었으며, 셀의 최저 전압인 2.7V까지 총 230 사이클 동안 진행되었다.

2.1.1 고용량 배터리 팩의 불균형 분석

셀 간 전압 편차($V_{Deviation}$)는 식 (1)과 같이 배터리 팩 내의 셀 최대 전압(V_{Max})과 셀 최저 전압(V_{Min})의 차이로 나타낼 수 있다. 식 (1)을 통해 도출된 전압 편차는 그림 1-(a)와 같다. 그림 1-(a)에서 볼 수 있듯이 셀 간 최대 전압 편차가 증가하는 경향을 보여준다. 셀 간 전압 편차는 초기 170 Cycle까지는 일정한 간격으로 유지되다가 200 Cycle 이후부터 확연하게 증가하는 추이를 나타낸다. 그림 1-(b)는 셀 최저 전압이 감소하는 경향을 보여준다. 셀 최저 전압도 셀 간 전압 편차와 동일한 경향성을 가진다. 170 Cycle까지는 일정한 간격으로 유지되다가 200 Cycle 이후부터 확연하게 감소하는 추이를 나타낸다. 위 결과를 통해 셀 간 전압 편차가 증가할수록 불균형이 발생함을 알 수 있다.

$$V_{Deviation} = V_{Max} - V_{Min} \quad (1)$$

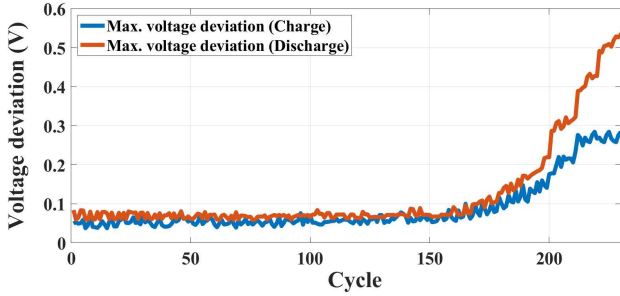


그림 2 충전 및 방전 구간의 셀 간 최대 전압 편차
Fig. 2 Maximum voltage deviation between cells of charging and discharging section

그림 1을 토대로 고용량 배터리 팩의 셀 간 전압 편차 정보와 셀의 최저 전압 정보를 파악할 수 있었다. 불균형 예측 정확도를 향상시키기 위해 충전 구간과 방전 구간을 나눠 셀 간 최대 전압을 추출하였으며 그림 2에 나타내었다. 그림 2에서 충전보다 방전에서 셀 간 최대 전압 편차의 증가율이 높음을 확인하였으므로 방전 구간에서 추출한 셀 간 전압 편차를 이용하여 고용량 배터리 팩 불균형을 예측하였다.

2.2 LSTM 기반 배터리 팩 불균형 예측

본 논문에서 불균형을 예측하기 위해 사용된 기법인 LSTM은 시계열 데이터와 같은 시퀀스 데이터를 다루는 데 주로 사용된다. LSTM은 입력 게이트(Input gate), 망각 게이트(Forget gate), 출력 게이트(Output gate) 등의 게이트 메커니즘을 사용하여 정보의 흐름을 제어한다^[2]. 식 (2)는 입력 게이트로 현재 시간 단계의 입력 x_t 와 이전 시간 단계의 h_{t-1} 를 사용하여 입력되는 정보를 기억한다. 식 (3)은 망각 게이트로 이전에 받은 데이터를 얼마나 유지할지 결정한다. 식 (4)는 출력 게이트로 현재 데이터를 다음 단계의 h_{t-1} 로 얼마나 출력할지를 결정한다.

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (3)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (4)$$

각각의 게이트는 시그모이드(Sigmoid) 함수로 구성되어 있으며, 이를 통해 효과적으로 학습하고 이전 정보를 유지하여 새로운 정보를 예측한다. 이러한 LSTM의 특성을 이용하여 배터리 팩의 불균형을 예측하였다. LSTM의 예측 정확도를 향상시키기 위해 베이지안 최적화를 이용하여 도출한 하이퍼 파라미터인 Dropout 비율 0.5, epochs 20, batch size 10으로 적용하였다.

2.2.1 실험 데이터 기반 시뮬레이션 및 결과

학습 범위에 따른 예측 성능을 비교하기 위해 먼저 준비한 데이터 셋에서 230 Cycle 중 150 Cycle까지 학습을 진행하고 나머지 80 Cycle에 대해 예측한 결과를 도출하였다. 다른 하나는 200 Cycle까지 학습을 진행하고 나머지 30 Cycle 데이터에 대해 예측을 진행한 결과를 도출하였다. 그 결과 그림 3을 통해 학습 범위에 따라 예측 성능이 다름을 확인하였다.

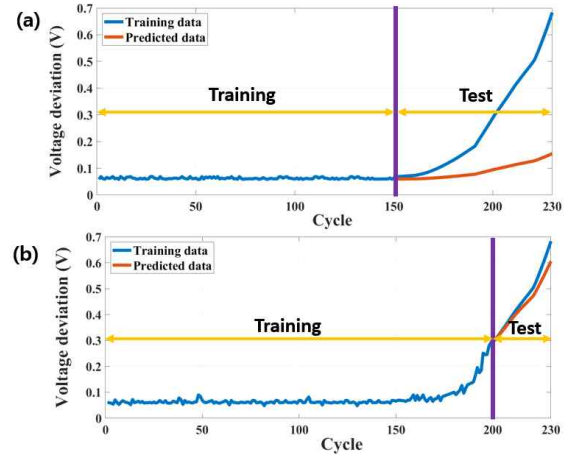


그림 3 배터리 팩 불균형 예측 결과
(a) 150 Cycle 학습, 80 Cycle 예측
(b) 200 Cycle 학습, 30 Cycle 예측
Fig. 3 Battery pack imbalance prediction result
(a) 150 Cycle training, 80 Cycle prediction
(b) 200 Cycle training, 300 Cycle prediction

예측 결과를 평가하는 지표인 평균 절대 오차(Mean Absolute Error; MAE), 평균 제곱 오차(Mean Squared Error; MSE), 평균 제곱근 오차(Root Mean Squared Error; RMSE), 결정 계수 R^2 를 사용하여 알고리즘의 성능을 평가하였다. 예측 결과 MAE는 0.027, MSE는 0.001, RMSE는 0.034, R^2 는 0.899로 예측 성능이 우수함을 확인하였다.

3. 결론

본 논문은 배터리 팩의 불균형을 예측하기 위해 배터리 팩 내 셀 간 전압 편차를 기반으로 LSTM 모델을 사용하여 팩 불균형을 예측하는 방식을 제안하였다. 시뮬레이션 예측 결과를 통해 셀 간 전압 편차를 사 기반으로 배터리 팩 내 불균형을 예측할 수 있었다. 추후 연구에서는 실시간으로 제공되는 데이터를 받아 배터리 팩의 불균형을 실시간으로 예측할 예정이다.

본 논문은 한국전력연구원(R23X005-03, ESS향 물리모델-AI 결합 클라우드 기반 BMS 요소기술 개발)과 2021년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국에너지기술연구원(No. 20210501010020, MMC타입 ESS 및 재생에너지 연계 고압형 허브스테이션 핵심기기 개발)의 지원을 받아 수행되었음.

참고 문헌

- [1] Zilberman, Ilya, et al. "Simulation of voltage imbalance in large lithium-ion battery packs influenced by cell-to-cell variations and balancing systems." Journal of Energy Storage 32 (2020): 101828.
- [2] Park, Kyungnam, et al. "LSTM-based battery remaining useful life prediction with multi-channel charging profiles." Ieee Access 8 (2020): 20786-20798.