

팩 전압 패턴 인식을 통한 배터리 셀 이상 진단에 관한 연구

감우찬, 최치우, 박정주, 한세경*

경북대학교

kwchan941223@gmail.com, choichyhoo@naver.com, wjdwn929@naver.com, sekyung.han@gmail.com*

A analysis of cell-level abnormality diagnosis based on battery pack voltage information

Kam Woo Chan, Choi Chi Woo, Park Jeong Ju, Han Se Kyung*

Kyungpook Univ.

요 약

리튬이온 배터리 시장이 급증함에 따라 배터리의 안정적이고 효율적인 사용이 요구된다. 이를 위해 BMS에서 전압 데이터를 수집하지만 대부분의 BMS는 셀 단위 전압 데이터를 수집한다. 이를 위해 팩 단위 전압데이터를 이용하여 팩 내부 각 셀에 대한 상태 추정을 통한 이상 진단이 필요하다. 본 논문은 배터리 팩을 해제하지 않고 지도 학습과 비지도 학습을 이용하여 팩 전압 패턴을 통해 배터리 셀 단위 이상 진단하는 방법에 대하여 제안한다.

1. 서 론

전동킥보드를 충전할 때 화재가 발생했다는 기사를 종종 찾아 볼 수 있다. 전동킥보드, 드론과 같은 작은 크기의 BMS는 셀 단위 데이터를 수집하지 않고 팩 단위 데이터를 수집한다. 그림1은 1P4S로 CC(Constant Current) 충전했을 때 전압 데이터이다. 초록색 그래프는 셀 별 SoC가 모두 일치할 때이며 남색 그래프는 1개 셀이 SoC 10[%]가 낮을 때 데이터이다. 그림1에서 알 수 있듯이 정상 배터리 팩과 이상 배터리가 포함된 팩의 전압 거동의 차이는 거의 일치하여 정상·이상을 판단하기 어렵다.

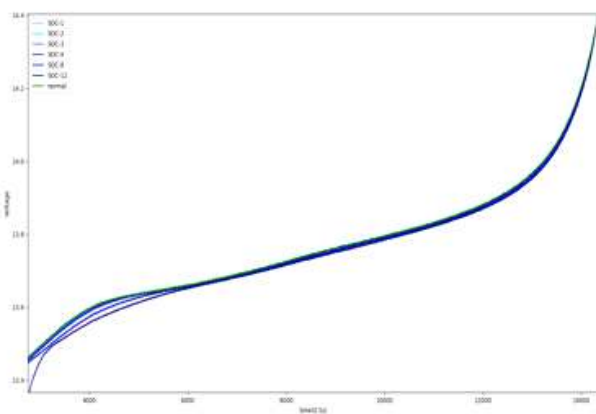


그림 1 정상 팩 & 이상 팩의 일치하는 전압거동

2. 본론

2.1 파괴적 이상과 비파괴적 이상 정의

파괴적 이상이란 정상 배터리 열화까지 영향을 주는 심각한 이상 배터리의 특징을 의미한다. 파괴적 이상 배터리는 정상 배터리의 열화를 촉진시키며 배터리의 온도 상승을 유발하며 이것은 곧 배터리 팩 화재로 이어지는 심각한 사고를 일으킨다.

비파괴적 이상이란 정상 배터리와 비슷한 전압거동을 하지만 미소한 전압 차이를 갖는 특징을 의미한다. 비파괴적 이상은 배터리 제조 및 공정상 발생하는 미세한 활성화 물질량 또는 접촉 저항 차이에서 발생할 수 있다.

2.2비지도학습을이용한파괴적이상진단

비지도 학습 기법 중 하나인 Autoencoder는 재구성 오류를 이용하여 정상과 이상을 구분하는 방법이다. 모델은 스스로 feature를 찾아서 입력 데이터를 압축하고 다시 복원하여 출력한다. 모델은 재구성된 데이터와 처음 입력 데이터의 차이를 이용하여 학습한다. ECM Parameter를 통하여 각 파라미터에 따른 정규분포를 구한 다음 신뢰도 구간 95[%] 이내의 값은 정상, 95[%]외 값은 이상이라는 통계학적 접근을 통해 Autoencoder 모델에 학습시킨다. 신뢰도 구간 밖은 정상 열화에서 발생할 수 있는 결과는 다음 그림처럼 정상과 이상을 분류했다.

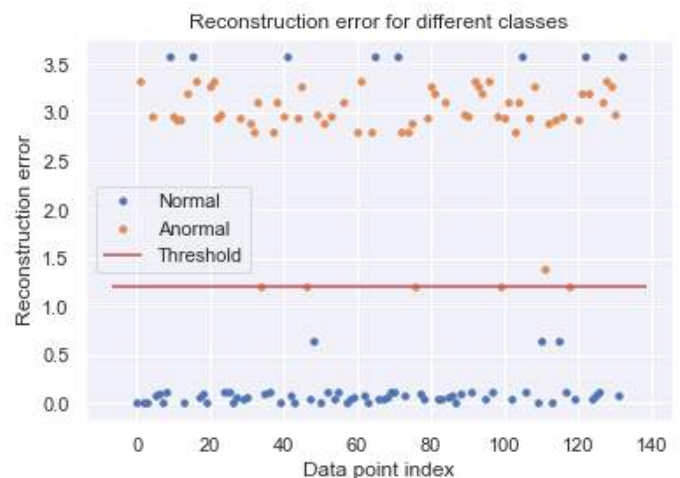


그림 2 Autoencoder을 이용한 파괴적 이상진단

2.3지도학습을이용한비파괴적이상진단

각 셀들이 얼마나 차이 나는지 추정하기 위해서 지도학습 기법인 FNN을 이용한다. CR, SoC, Rs 세 가지 요소가 개별적, 복합적으로 다를 경우에 대한 팩 전압을 학습시켜 CR, SoC, Rs의 차이를 추정하도록 입력 데이터와 정답 데이터를 FNN에 학습시킨다.

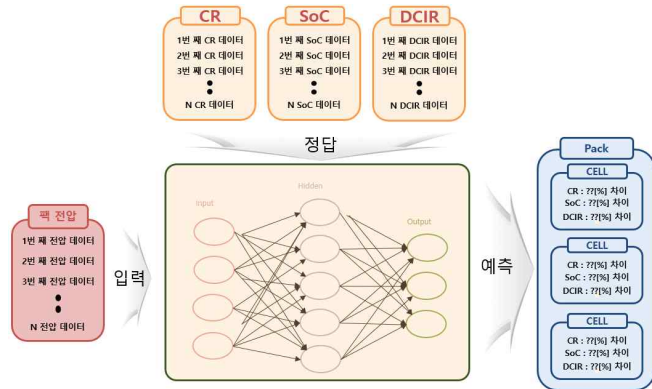


그림 3 FNN을 이용한 팩 내부 셀 상태 추정

2.3.1 전압 데이터의 Feature

팩 전압 데이터와 정답 데이터를 그대로 입력하면 각 편차 값을 제대로 추정하지 못한다. 따라서 팩 전압 데이터의 Feature를 찾아 입력한다. 첫 번째는 Rs의 특징이 나타나는 DCIR구간을 Feature로 나타냈다. 두 번째는 SoC 차이를 알 수 있는 초기 휴지 전압을 이용했다. Reference가 되는 정상 팩과 이상 팩의 초기 휴지 전압 차를 Feature로 나타냈다. 그리고 세 번째로 DCIR 구간 이후 충전 과전압(Overpotential) 구간을 이용한다. 배터리의 용량과 관계있는 리튬 이온과 활성화 물질은 과전압을 구간을 Feature로 나타냈다. 네 번째는 Rs, SoC, CR의 특징이 공통적으로 나타났을 때에 대한 전압 적산 데이터를 Feature로 나타냈다.

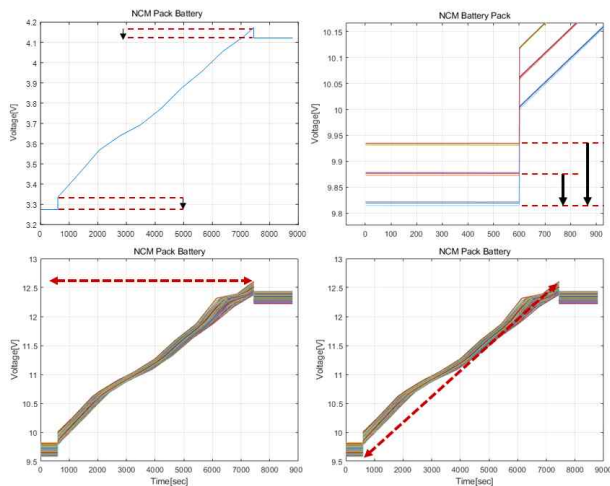


그림 4 전압 데이터의 Feature

2.3.2 타겟 데이터의 평균과 분산

다양한 경우의 팩 데이터를 생성할 때 타겟 데이터인 셀 별 CR, SoC 그리고 Rs의 차이가 같지만 그 순서가 다를 경우 FNN은 다른 타겟이라 학습한다. 따라서 셀들의 평균과 분산을 이용하여 정답이 같은 데이터로 학습시켰다. 그 결과 타겟 데이터를 개별로 추정하는 것보다 평균과 분산을 이용하여 추정하는 것이 더 낮은 오차율로 추정하였다.

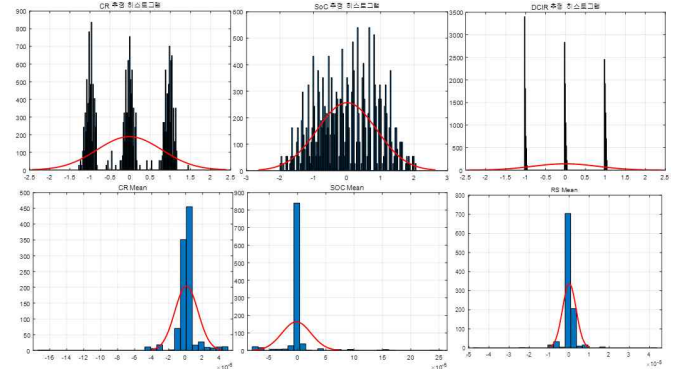


그림 5 개별 타겟 데이터 추정과 평균, 분산의 추정

2.3.3 KNN을 통한 정답 데이터 추정

평균과 분산을 통해 추정된 정답 데이터는 다시 셀 별 편차를 확인하기 위해 역변환이 필요하다. 추정된 평균과 분산의 오차율은 낮지만 각 데이터마다 일정하지 오차율을 갖는다. 따라서 추정된 평균과 분산의 고정된 오차율을 이용하여 CR, SoC, Rs를 찾는 것보다 KNN(K-Nearest Neighbor)을 이용하여 정답 데이터를 추정하였다.

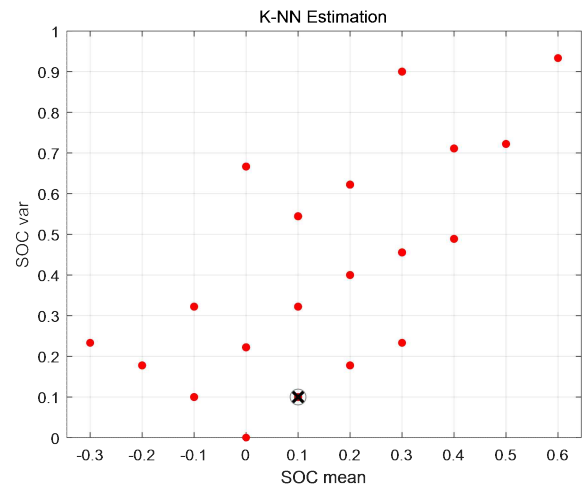


그림 6 KNN을 통한 타겟 데이터 추정

3. 결론

이상 배터리는 정상 배터리와 다른 전압 거동을 띈다. 하지만 배터리 팩 내부 이상 배터리가 있을 경우 소수의 이상 배터리 전압 거동이 팩 전체 전압 거동에 큰 영향을 끼치지 못한다. 본 논문에서는 Simulink를 이용하여 다양한 경우의 전압 데이터를 생성하고 비지도학습을 이용하여 파괴적 이상을 진단하고 지도학습을 이용하여 비파괴적 이상을 진단하였다.

팩을 해체하지 않고 오로지 팩 전압 정보만을 이용하여 팩이 정상인지 비정상인지 확인이 가능하다. 그리고 정상일 경우 배터리 내부 각 셀의 CR, SoC, Rs가 얼마나 차이를 갖는지 추정이 가능하다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 산업통상자원부(MOTIE)와 한국에너지기술연구원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다. (No.20191210301990)