

# 실시간 패턴 기반 배터리 간접 인자와 전압 패턴을 이용한 SoC 추정 에 관한 연구

김현모, 박정주, 감우찬, 한세경\*

경북대학교

kym4853@naver.com, kwchan941223@gmail.com, wjdwn929@naver.com, sekyung.han@gmail.com\*

## Run-time of SoC Estimation Using Battery Indirect Properties Based on Voltage Patterns

Kim Hyun Mo, Park Jeong Ju, Kam Woo Chan, Han Se Kyung\*

Kyungpook Univ

### 요약

최근 리튬이온배터리를 장기적 수명, 효율적인 사용이 요구되는 방법에 중요한 SoC(State Of Charge) 추정이 요구된다. 대표적으로 전류 적산법을 사용하여 SoC를 추정하지만 다양한 노이즈로 오차가 포함된 값이며 신뢰성이 떨어진다. 또한 OCV(Open Circuit Voltage) 측정법은 SoC 추정이 정확하지만 LFP 배터리의 OCV는 SoC 중간영역이 flat한 특징이 있어 SoC 추정에 어려움과 실시간으로 추정이 불가능한 단점이 있어 충분한 Reset Point가 필요하다. 본 논문은 우리가 BMS에서 수집되는 전압, 전류 데이터 전처리를 통해 과도 전압 기반 배터리 IP(Indirect Property)를 도출하고 Decision Tree와 Random Forest를 이용하여 SoC 추정 방법에 대하여 제안한다.

### I. 서론

안전하고 효율적인 배터리 관리를 위해서는 현재 배터리 상태를 추정하는 연구가 중요하다. 대부분 BMS(Battery Management System)에서는 주로 전압, 전류, 온도(V, I, T) 데이터 수집하며 배터리의 SoC(State Of Charge)를 측정하기 위해 전류 적산 방식을 사용하며 일반적으로 아래와 같은 수식을 사용한다.

$$SoC = SoC_{100\%}^{CC-CV} + \frac{1}{Capacity} \int idt \times 100(\%)$$

하지만 BMS는 다양한 Bias 또는 Noise Error가 포함된 데이터이기 때문에 전류 적산을 이용한다면 그림1(좌)과 같이 SoC가 100%이 되는 지점이 계속 상승하는 것을 알 수 있다.

그 다음으로 대표적으로 사용되는 방법론은 SoC-OCV를 이용하는 것이다. 현재 배터리 연구에 가장 많이 사용되고 있는 배터리는 NCM과 LFP 배터리 2가지가 있고 각 NCM배터리와 LFP 배터리 OCV 그래프는 그림1(우)와 같다

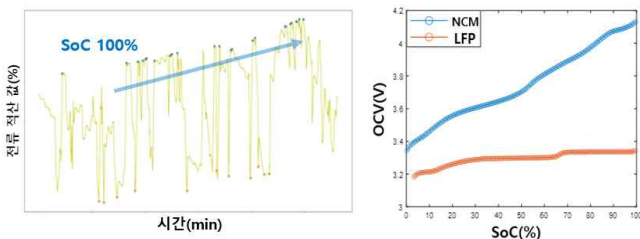


그림 1 오차가 포함된 전류 적산 결과(좌) & SoC-OCV Curve(우)

그림 1(우)에서 볼 수 있듯이 NCM 배터리의 OCV는 선형적으로 증가하지만 LFP 배터리는 SoC 중간영역이 flat하여 OCV를 이용하기 어렵고

Field Data에서는 OCV 정보를 취득하는데 어려움이 있다는 단점이 있다.

### II. 본론

#### II. i IP(Indirect Property)

보통 BMS에서 수집되는 데이터에는 크게 전압, 전류, 시간, 온도이며 이는 내부저항, 용량 등 배터리에 관한 정보를 직접적으로 알 수 있는 인자 즉, 직접 인자(Direct Property)라고 할 수 있으며 어떠한 전처리 과정을 통해 배터리 전압 특징을 간접적으로 보여주는 인자를 IP(Indirect Property)라고 정의할 수 있으며 시간에 따른 Vector값 즉,  $\vec{IP}$ 로 표현할 수 있다.

#### II. ii Data 생성

본 실험에서는 Cell 활성화를 위해 RPT(Reference Performance Test) 진행 후 LFP Cell 완전충전 전압 3.65[V] 기준으로 0.5C로 3% 방전 후 2시간 휴지 기간을 주었고 완전방전 전압 2.5[V]인 지점까지 반복하였다. 또한 충전도 방전과 같은 방식으로 진행하였다. 과도 전압에서 패턴을 확인하기 위해 SoC별 전압 Pulse에서 OCV와 DCIR 영향을 제거 후 배터리  $\vec{IP}$ 를 도출한다.

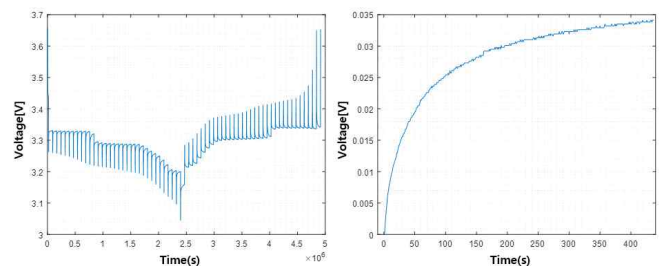


그림 2 충/방전 Pulse Data(좌)와 과도 전압(우)

### II.iii IP(Indirect Property) 생성

$\vec{IP}$ 는 Transient V, 과도전압 넓이, Rp, 삼각형의 넓이, 거리, Time Index 등을 이용하여 9가지 간접 인자를 도출하였다.  $\vec{IP}$  9가지 중 하나인 Transient V를 3차원으로 보았을 때 아래의 그림3과 같이 SoC 영역별 전압 패턴을 확인할 수 있다.

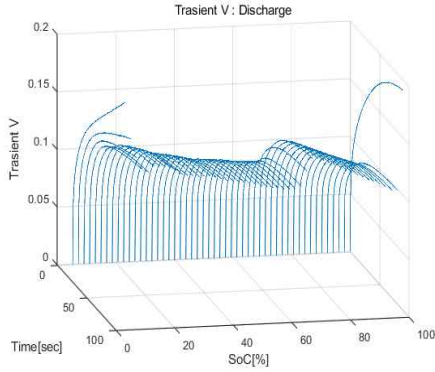


그림 3 Transient V Data

### II.IV PCA(Principal Component Analysis)

$\vec{IP}$ 별 시계열 데이터로는 SoC 분별력의 직관적인 파악에 어려움이 있다. 따라서 고차원의 데이터를 저차원으로 축소하여 데이터의 분별력 확인을 위해 PCA를 진행하였다. PCA는 고차원을 저차원으로 축소하면서 중요한 정보만 추출하고 각 데이터의 주성분 순서가 데이터의 분산을 가장 많이 나타내는 성분이다. 본 연구에서는 PCA 주성분을 2개를 사용하였고 이를 2차원 그래프로 나타낸 결과는 그림4와 같다.

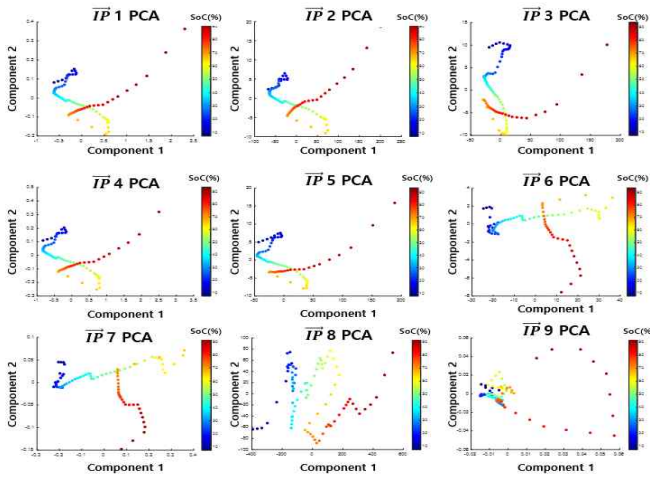


그림 4  $\vec{IP}$  1-9 PCA 결과

그림 4에서 볼 수 있듯이 대부분 SoC 높은 영역, 낮은 영역은 명확한 구분이 가능하다. 그리고  $\vec{IP}$  1-5는 주성분 점들이 비슷한 경향을 가지는 것을 확인할 수 있고  $\vec{IP}$ 8의 경우 모든 SoC 영역이 겹치지 않은 것을 확인할 수 있다. 따라서 모든  $\vec{IP}$  - SoC 분별력은 좋다고 판단할 수 있다.

### II.V Decision Tree와 Random Forest

Decision Tree는 데이터를 분류하거나 예측하기 위한 단일 트리 구조의 모델이다. 예를 들어 'Yes or No'와 같은 이진 분류 문제를 다루며 질문 순서와 종류에 따라 결과가 달라진다. 모델에 학습시키는 입력 데이터로는 2개의 배터리  $\vec{IP}$  주성분을 학습시키고 다른 1개의 배터리  $\vec{IP}$ 로 검증을 진행하였으며 Decision Tree 결과는 그림5와 같다.

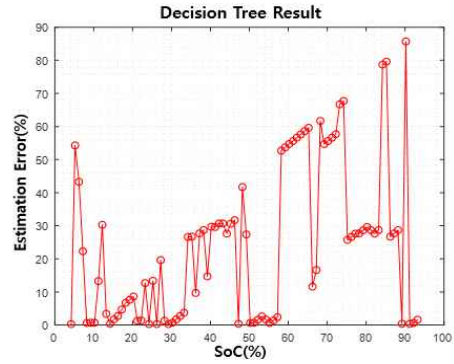


그림 5 주성분을 이용한 Decision Tree 결과

훈련에 사용된 데이터의 양이 적고 데이터의 일반적인 특성을 학습하기에 충분하지 않으며 여러개의  $\vec{IP}$  주성분 값을 학습하기엔 성능이 좋지 않은 것을 확인할 수가 있다. 따라서 Decision Tree의 Ensemble 모델인 Random Forest를 사용하였다. Random Forest는 부트스트랩을 통해 각 트리가 서로 다르게 학습하여 과적합 방지와 여러 개의 결정 트리를 만들어 각 결과를 결합하여 높은 정확도를 예측하는 모델이다. Decision Tree 보다 높은 SoC 추정 성능이 좋다는 것을 그림 6과 같다.

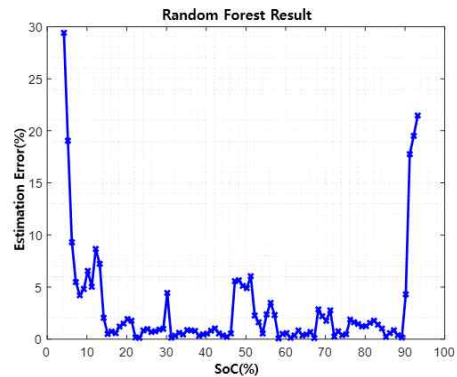


그림 6 주성분을 이용한 Random Forest 결과

### III. 결론

본 연구에서는 배터리의 현재 상태를 추정하기 위해 IP(Indirect Property)를 사용하여 배터리 SoC 추정 방법론을 제안하였다. 충/방전 Pulse Test를 통해 과도 전압 기반 실시간으로  $\vec{IP}$  9가지를 도출하였다. 각  $\vec{IP}$ 는 시간에 따른 백터값이며 고차원 데이터를 저차원으로 축소하여 분별력을 확인하기 위해 PCA를 통해 주성분 분석을 진행하였다. 주성분 분석을 통해 SoC 낮은 영역과 높은 영역에서 명확한 구분이 가능하였다. 따라서 이러한 주성분을 기반으로 Decision Tree와 Random Forest 모델을 활용하여 배터리 SoC 추정을 하였다. Random Forest는 부트스트랩을 통해 다양한 트리를 학습하여 SoC 10%~90%까지 평균 오차율이 3% 이내로 추정하였다.

추후 다양한 실험을 통해  $\vec{IP}$  분별력을 더 분석하고 SoC 10%이하, 90% 이상 영역 오차를 줄이고 신경망을 이용하여 Random Forest와 추정 검증을 통해 성능이 더 뛰어난 알고리즘 개발이 필요하다고 판단된다.

### ACKNOWLEDGMENT

연구는 산업통상자원부(MOTIE)와 한국에너지기술연구원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다. (2022R1F1A107533512-1-2)