

하이브리드 모델링을 통한 전압 완화 기반 리튬이온 배터리 상태 추정

전지훈, 김민수, 김홍석*
서강대학교, 서강대학교, *서강대학교

wlgns97@sogang.ac.kr minsookim@sogang.ac.kr *hongseok@sogang.ac.kr

Voltage relaxation-based lithium-ion battery state-of-health estimation via hybrid modeling.

Jihun Jeon, Minsoo Kim, Hongseok Kim*
Sogang Univ., Sogang Univ., * Sogang Univ.

요약

본 논문은 상업적 리튬이온 배터리의 전압완화 곡선을 등가회로 모델 기반 전기화학적 분석과 통계적 분석을 사용하여 주요한 파라미터를 추출하고 배터리의 상태를 경량화 된 딥러닝 모델을 사용하여 용량을 추정한다. 일반화된 연구를 위해서 3 가지의 서로 다른 양극재를 사용한 리튬이온 배터리 총 130 개를 사용한다. 등가회로 모델은 Levenberg-marquardt 알고리즘을 사용하여 전압 완화 곡선을 피팅하였고, 0.99 의 높은 결정계수(R^2)를 보였다. 추가로 통계적 파라미터와 결합하여 배터리 SOH 추정을 위한 학습성능을 높였다. 결과로 0.0013 의 낮은 RMSE 오차를 가지는 추정을 보이며, 경량화 된 딥러닝 모델과 용량추정에 높은 정확도를 가지는 것을 확인하였다.

I. 서론

리튬이온 배터리는 높은 에너지 밀도, 긴 수명 등 여러가지 장점과 더불어 친환경 문제가 대두되면서 전기차(EV), 에너지 저장장치(ESS) 등 널리 사용되고 있고, 그 추세는 계속해서 증가하고 있다. 그러나 리튬이온 배터리는 사용할수록 전기화학적 특징에 의해서 열화가 진행되고 성능이 감소하여 화재나 폭발로 이어질 수 있다. 따라서 배터리의 사용 패턴으로부터 배터리의 상태를 정확하게 추정하는 것은 매우 중요하다. State of Health (SOH)는 리튬이온 배터리의 수명을 나타내는 주요한 상태지표이다. SOH 의 정의는 다양하지만, 일반적으로 완충된 배터리가 최대치까지 방전했을 때, 초기 방전량의 비율을 의미하고 백분율로 정의된다. SOH 를 추정하는 방법으로 데이터 기반 방법론과 전기화학적 모델 기반 방법론으로 크게 두가지로 나눌 수 있다.

전기화학적 모델 기반 방법론은 배터리의 동작을 기존에 연구된 물리적 모델에 대입해서 리튬이온 배터리의 동작을 포착하는 방법이다. Equivalent circuit model (ECM) 혹은 Kalman filter (KF)가 대표적이며, 분자 단위로는 Single particle model (SPM)이나 Doyle-Fuller-Newman (DFN)이 배터리의 동작을 잘 묘사하는 것으로 알려져 있다.

데이터 기반 방법론은 매우 많은 데이터를 기반으로 리튬이온 배터리의 과거로부터 배터리의 비선형 동작을 포착하여 향후 데이터를 추정하는 방법론이다.

하지만 두 접근방법 모두 단점이 존재한다. 전기화학적 모델 기반 방법론은 모델의 크기가 작으면 정확한 추정이 불가능하고, 모델의 크기가 커지면 계산 복잡도가 급격하게 증가한다는 단점이 있다. 데이터 기반 방법론은

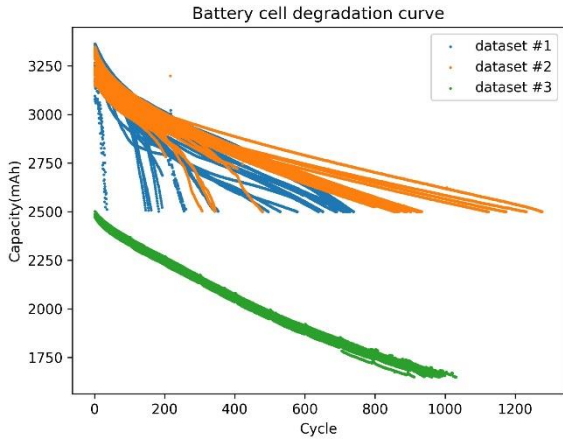
정확한 학습을 위해서 수많은 데이터를 필요로하고, 학습된 모델로부터 리튬이온 배터리의 이해가 불가능하다. 이러한 이유로 본 논문은 두가지 방법론을 융합하여 경량화 된 하이브리드 모델을 제안한다.

II. 본론

모델 학습에 사용한 데이터는 Nature communication [1] 논문에서 사용한 130 개의 리튬이온 배터리 3 가지 dataset 를 사용한다. 각 dataset 은 서로 다른 양극재로 #1, #2, #3 순서대로 NCA, NCM, NCA+NCA 배터리를 사용한다. 배터리의 열화 곡선은 그림 1, 자세한 설명은 표 1 에 나타나 있다.

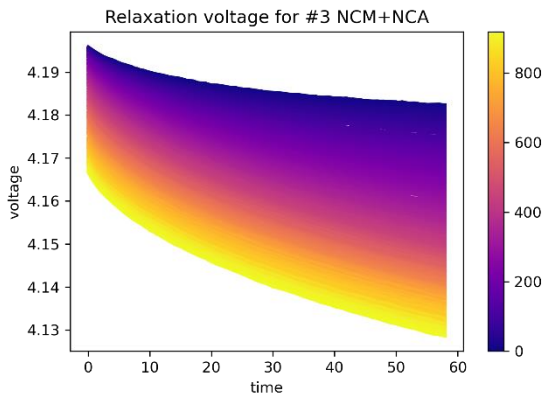
	Dataset 1	Dataset 2	Dataset 3
Cell type	NCA/18650	NCM/18650	NCA+NCM/18650
Nominal Capacity	3500mA	3500mA	2500mA
Cutoff voltage	2.5V-4.2V	2.5V-4.2V	2.5V-4.2V
Cycling temperature($\pm 0.2^\circ\text{C}$)	25°C, 35°C, 45°C	25°C, 35°C, 45°C	25°C
Total number of cells	66	55	9
Anode material	Graphite/Si	Graphite/Si	Graphite

<표 1 Cell configuration>



<그림 1 Battery degradation curve>

배터리의 충전은 내부 리튬이온의 이동에 의해서 발생한다. 충전 시 배터리 내부에서 리튬이온은 양극에서 음극으로 이동하고, 전자는 외부 도선을 따라 이동한다. 방전 시 리튬이온은 음극에서 양극으로 이동한다. 이때 전류가 순간적으로 흐르지 않는 순간 리튬이온은 내부에서 확산하는 현상이 발생하게 되고, 이는 전압으로 나타난다. 이 현상을 등가회로 모델링을 이용해서 파라미터로 피팅한다.

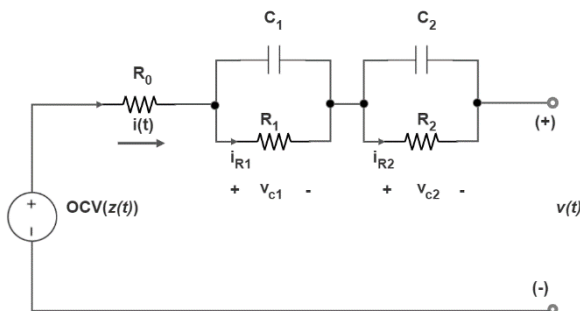


<그림 2 Voltage relaxation curve>

그림 2 에 예시로 dataset #3 에 특정 셀의 사이클 별 전압 완화 곡선이 나타나 있다. 모든 셀의 사이클 별 전압 완화 곡선을 등가회로 모델기반 피팅으로 6 개의 파라미터를 추출하고, 추가로 통계적 방법을 기반으로 6 개의 파라미터를 추출하여 12 차원의 입력을 각 셀의 SOH 추정에 사용한다.

- 등가회로 모델 파라미터

등가회로 모델은 배터리의 동작을 잘 모사하기 위해 2 개의 R-C 페어와 하나의 저항을 가지고 있으며, 각 요소가 배터리의 단자 전압, 양극화 저항, 내부저항 등을 나타내는 전기화학적으로 주요한 지표이다.



<그림 3 Equivalent circuit model>

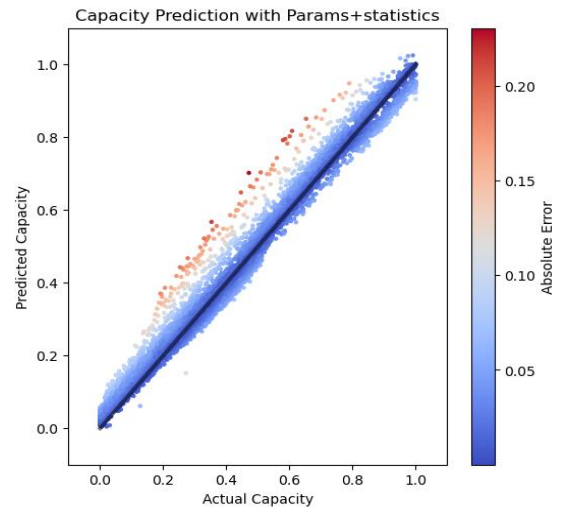
$$V(t) = a - b * \exp(-at) - c * \exp(-\beta t)$$

위 수식은 등가회로 모델의 전류가 흐르지 않을 시 전압을 시간의 함수로 나타낸 수식이다. 위 수식을 사용해서 Levenberg-Marquardt 알고리즘을 사용해서 피팅한 결과 0.998 의 결정계수(R-Squared)로 유효한 피팅을 확인하였다. 그림 4 에 특정 셀의 피팅 결과를 나타내었다. 앞서 전기화학적 등가회로 모델로부터 확인한 6 개의 파라미터를 사용하여 기본적인 DNN 딥러닝 모델을 사용해서 SOH 를 추정하였다.

- 통계적 분석 기반 파라미터

전압 완화곡선을 통계적 분석 기반으로 곡선의 통계량을 추출하여 딥러닝 모델의 입력으로 사용한다. 곡선의 최대, 최소, 평균, 분산, 왜도(Skewness), 첨도(Kurtosis)를 사용하였다.

사이클당 등가회로 모델 파라미터와 통계적 분석 기반 파라미터 12 차원을 사용해서 배터리의 용량을 추정한다. 학습에 사용한 모델은 일반적인 DNN 을 사용하였으며, train 데이터와 test 데이터는 8:2 로 랜덤하게 나누어서 실험을 진행하였다. 결과적으로 오차는 0.0013 RMSE 로 정밀한 용량을 추정하였음을 확인하였고, 각 사이클의 모든 전압, 전류의 동작 확인없이 전압 완화 곡선의 특성을 추출해서 용량을 추정하는 것만으로 좋은 성능을 가지는 모델을 만들 수 있음을 확인하였다.



<그림 4 Capacity estimation result>

III. 결론

본 논문에서 배터리의 전압완화곡선을 두 가지 방향으로 분석해 파라미터를 추출하여 배터리의 용량을 추정한다. 첫번째로 등가회로 모델을 동작을 모사하여 전기화학적 파라미터를 6 개를 추출하여 유효한 지표로 사용한다. 두번째로 통계적 파라미터 6 개를 추출하여 앞서 확인한 등가회로 모델 파라미터와 결합하여 배터리의 용량을 추정하는데 사용한다. 0.0013 의 오차를 가지는 정확한 추정을 하였으며, 전기화학적, 통계적으로 주요한 파라미터를 추출하는 방법이 모델 경량화에 큰 도움이 되는 것을 확인하였다.

참고 문헌

[1] Zhu, Jianguo, et al. "Data-driven capacity estimation of commercial lithium-ion batteries from voltage relaxation." Nature communications 13.1 (2022): 2261.