

어플리케이션 운용 중 통신 데이터 기반 LFP 배터리 Discrete Preisach 모델을 활용한 OCV 예측

안종찬, 김승희, 이재아, 안태건, 국강현, 김종훈*

충남대학교, *충남대학교

jongchanan94@gmail.com, winheel4@naver.com, jaeadorable@naver.com, atq0402@naver.com,
kook916150@naver.com, whdgns0422@cnu.ac.kr

OCV Prediction Using Discrete Preisach Model for LFP Batteries Based on Application Communication Data

An Jong Chan, Kim Seung Hee, Lee Jae A, Ahn Tae Geon, Kook Gang Hyeon, Kim Jong Hoon*

Chungnam National Univ., *Chungnam National Univ.

요약

본 논문은 어플리케이션 운용 중 통신 데이터를 활용하여 리튬 인산철(Lithium-iron phosphate; LFP) 배터리의 히스테리시스 특성을 반영한 Discrete Preisach 모델 기반의 최적 개방 회로 전압(Open-circuit voltage; OCV)을 도출하는 데 중점을 둔다. 히스테리시스 현상은 LFP 배터리에서 충전 및 방전 시 동일한 전압에서도 상이한 배터리 충전 상태(State of charge; SOC)를 나타내는 비선형적 특성으로, 배터리 상태 추정의 정확도를 저하시킨다. 이를 해결하기 위해 미소 전류(Low current OCV; LO) 실험을 통해 각 SOC 구간의 전압 변화를 분석하고, SOC 10%에서 90%까지의 주요 구간에서 최적 OCV 값을 도출하였다. Discrete Preisach 모델을 활용하여 Major-loop와 Minor-loop의 전압 변동성을 비교하고 SOC 간 편차를 시각화함으로써 히스테리시스 영역을 설정하였다. 이를 바탕으로 보다 정확한 SOC 추정 방법을 제안하였다. 본 연구는 통신 데이터 기반의 분석과 Discrete Preisach 모델을 통해 배터리 관리 시스템(Battery management system; BMS)의 성능을 향상시키고, 전기자동차 등에서 LFP 배터리의 효율적 운영과 수명 연장에 기여할 것으로 기대된다.

I. 서론

전기자동차(Electric vehicle; EV) 산업은 환경 보호와 탄소 배출 저감을 목표로 하는 세계적인 요구와 정부의 강력한 규제에 힘입어 빠르게 확장하고 있다. 전기자동차의 핵심 성능을 좌우하는 요소 중 배터리 기술은 특히 주목받고 있으며, 그중 리튬 인산철(Lithium-iron phosphate; LFP) 배터리는 안정성, 긴 수명, 경제성을 바탕으로 상업용 차량, 대중교통, 보급형 전기자동차에 널리 사용되고 있다. LFP 배터리는 에너지 밀도가 다소 낮은 단점이 있지만, 열 관리와 안전성에서 강점을 보이며, 대규모 배터리 시스템이 필요한 전기 버스 및 상업용 차량에 주로 활용된다. 배터리 기술 발전, 충전 인프라 확장, 자율주행 기술과 같은 혁신이 전기자동차 산업 성장을 가속화하고 있지만, LFP 배터리의 성능과 수명을 극대화하기 위해서는 배터리 관리 시스템(Battery management system; BMS)의 정밀도를 높이는 것이 필수적이다. 특히, LFP 배터리는 충전 상태(State of charge; SOC)와 방전 상태에서 동일한 전압에서 다른 충전 상태를 나타내는 히스테리시스(Hysteresis) 특성을 가지고 있다. 이는 그림 1과 같이 충전 및 방전 사이클에서 전압 변화가 평탄한 특성으로 나타나며, 배터리 상태 추정의 정확도를 저하시키는 요인이 된다. 히스테리시스는 개방 회로 전압(Open-circuit voltage; OCV) 곡선에 비선형적인 영향을 미쳐 SOC와 배터리 건강 상태(State of health; SOH) 추정 알고리즘의 신뢰성을 떨어뜨린다. 이 문제를 해결하기 위해 주요 연구 분야는 최적 OCV 도출에 집중하고 있다. 배터리 상태를 정밀히 추정하려면 충전 및 방전 시 OCV 변화를 깊이 이해하고 이를 기반으로 최적 OCV 값을 도출해야 한다. 이는 SOC와 SOH의 추정 정확도를 높여 LFP 배터리의 안정적이고 효율적인 운영을 가능하게 한다. 특히 본 연구에서는 어플리케이션 운용 중 통신 데이터를 활용하여 LFP 배터리의 히스테리시스 특성을 반영한 Discrete Preisach 모델 기반의 OCV 예측 방안을 제시한다. 충전 및 방전 사이클에서의 Major-loop와 Minor-loop 데이터를 분석하여 각 SOC 구

간에서의 전압 변화를 평가하고, 통신 데이터를 기반으로 최적의 OCV 값을 도출한다. 이를 통해 BMS 성능을 개선하고, 전기자동차의 에너지 효율과 배터리 수명을 향상시키는 데 기여할 수 있을 것이다.[1]

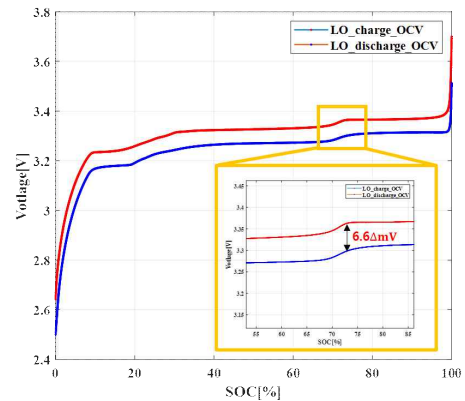


그림 1 LFP 배터리 히스테리시스 특성

II. 본론

2.1. LFP 배터리 전기적 특성 실험 데이터 수집

어플리케이션 운용 중 통신 데이터를 기반으로 LFP 배터리의 정확한 OCV를 추출하기 위해 두 가지 실험 방법이 사용되었다. 첫째, SOC 구간별 세밀한 OCV 변화를 측정하는 증분(Incremental; IO) 실험, 둘째, 배터리의 내부 저항에 의한 전압 강하를 최소화한 상태에서 OCV를 측정하는 미소 전류(Low current OCV; LO) 실험이다. 본 연구에서는 전류에 의한 전압 강하를 최소화하여 실제 OCV에 가까운 값을 얻기 위해 LO 실험을 활용하였다. IO 실험은 SOC 구간에 따른 OCV 변화를 측정하는 데 유용하지만, 실험 시간이 길고 순간적인 전압 강하가 발생하는 단점이 있다.

LO 실험은 정격 용량 15Ah 셀을 기준으로 0.05C-rate로 진행되었으며, 충전 및 방전 과정에서 정확한 SOC에 따른 OCV 산출을 위해 전류 적산법을 적용하였다. 이를 통해 SOC와 OCV 간의 관계를 명확히 규명하고, 히스테리시스 영역을 선정하기 위한 데이터를 확보하였다. LO 실험 결과, 충전 및 방전 시 Major-loop 선도를 분석하였으며, 각 전압에 따른 SOC 편차를 그림 2에 시각화하였다. 특히 3.2V에서 3.4V 구간에서 SOC 편차가 뚜렷하게 나타났으며, 이는 히스테리시스 현상이 두드러지게 나타나는 구간임을 확인하였다. 이에 따라 3.2V에서 3.4V 구간을 히스테리시스 영역으로 선정하였으며, SOC 범위는 10%에서 90%로 설정하였다[2].

SOC 구간별 히스테리시스 효과를 상세히 규명하기 위해 SOC 간격을 조정하였고, Minor-loop의 SOC 영역을 총 4개의 구간으로 그림 2와 같이 세분화하였다. 이 과정에서 어플리케이션 통신 데이터를 활용하여 각 SOC 구간에서 발생하는 전압 변화를 실시간으로 모니터링하고 분석하였다. 이를 통해 Discrete Preisach 모델 기반 OCV 예측의 정확성을 높이는 데 필요한 데이터를 확보하였다.

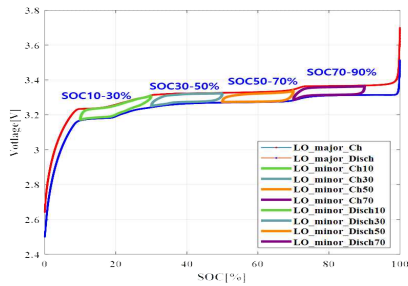


그림 2 LFP 배터리 Minor-loop 실험 결과

2.2. Discrete preisach 모델 설계

LFP 배터리의 히스테리시스 특성을 정밀히 반영하기 위해 Discrete Preisach 모델을 설계하였다. 그림 3에서 Realy 연산자의 작동 방식을 나타내었으며, 이는 충전 및 방전 과정에서 입력 $u(t)$ 이 상한(α) 또는 하한(β)을 초과하거나 미만일 때 출력 값을 변경하는 방식으로 정의된다. 수식 (1) 모델 출력은 모든 Realy 연산자의 가중합으로 계산되며, 이는 수식 (2)로 표현된다. 또한, Discrete Preisach 모델은 행렬 방정식 형태로 변환 가능하며, 이는 출력 벡터 v , Relay 연산자 행렬 A , 가중치 벡터 μ 간의 관계로 수식 (3)에 의해 정의된다. 가중치 벡터 μ 는 최소자승법을 사용하여 계산되며 수식(4), 이는 측정값과 예측값 간의 오차를 최소화한다.

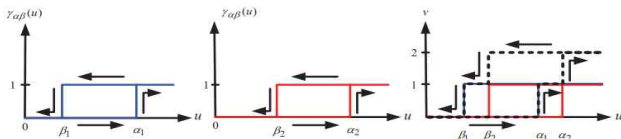


그림 3 Realy 연산자 작동 방식

$$\gamma_{\alpha\beta}[u(t)] = \begin{cases} 1, & \text{if } u(t) > \alpha \\ 0, & \text{if } u(t) < \beta \\ \text{remain unchanged} & ; \beta \leq u(t) \leq \alpha \end{cases} \quad (1)$$

$$V(t) = \sum_{k=1}^N \mu_k \gamma_k(t) \quad (2)$$

$$v = A \cdot \mu \quad (3)$$

$$\mu = (A^T A)^{-1} A^T v \quad (4)$$

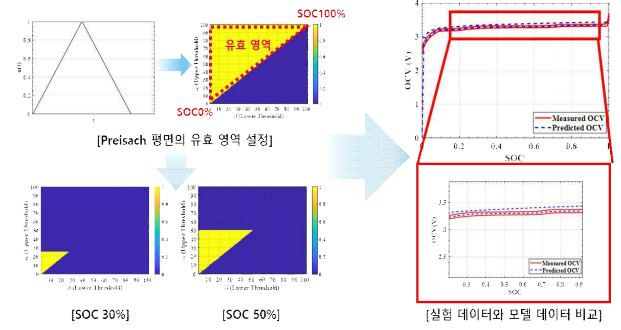


그림 4 Discrete preisach 모델 기반 OCV 예측 및 비교

Preisach 모델은 히스테리시스 특성을 설명하는 비선형 시스템 모델로, 그림 4에서는 배터리 SOC(State of Charge)에 따른 히스테리시스 특성을 Preisach 평면을 통해 분석하였다. SOC 30%, 50%, 100%에서 Preisach 평면의 활성 영역을 비교한 결과, SOC가 증가함에 따라 활성 영역이 넓어지고 히스테리시스의 비선형성이 강해지는 경향을 확인하였다.

SOC 변화에 따른 모델 성능을 검증한 결과, SOC 100%에서 실험 데이터와 모델 데이터의 높은 일치도를 보였으나, SOC가 낮아질수록 오차가 증가하였다. 이는 Preisach 모델이 SOC 변화에 따른 히스테리시스 특성을 설명하는 데 유효하지만, SOC가 낮은 상태에서의 성능 개선이 필요함을 시사한다. 이 분석은 SOC 변화에 따른 히스테리시스 특성을 정량적으로 평가하며, Preisach 모델이 배터리 모델링 및 제어에 유용한 도구임을 보여준다.

III. 결론

LFP 배터리의 히스테리시스 특성을 반영한 Discrete preisach 모델을 활용하여 OCV를 정밀하게 예측하는 방법을 제안하였다. 그림 4와 같이 Major-loop와 Minor-loop 데이터를 기반으로 SOC 10%에서 90% 구간의 히스테리시스 영역을 분석하고, 모델의 예측 성능을 실험적으로 평가하였다. 실험 결과, 표 1에서 확인할 수 있듯이 RMS 오차는 0.2085V로 나타났으며, 이는 Discrete Preisach 모델이 SOC 및 OCV 추정에서 높은 정확성을 제공할 수 있음을 보여준다. 이를 통해 배터리 관리 시스템(BMS)의 성능을 향상시키고, 전기자동차에서의 LFP 배터리 운영 효율성을 극대화할 수 있음을 확인하였다. 본 연구는 향후 BMS 설계와 전기자동차의 배터리 최적화 운영에 중요한 기초 자료로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

본 논문은 SL(LBM SOC 추정 알고리즘 로직 성능 비교) 및 2024년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국에너지기술평가원(RS-2024-003 98346, ESS 빅데이터 기반 O&M 및 자산관리 기술인력 양성)의 지원을 받아 수행되었음.

참고 문헌

- [1] Venegas, P. Kalman filter and classical Preisach hysteresis model applied to the state of charge battery estimation. *Computers & Mathematics with Applications* **118**, 74-84, 2022.
- [2] Jöst, D. Towards robust state estimation for LFP batteries: Model-in-the-loop analysis with hysteresis modelling and perspectives for other chemistries. *Journal of Energy Storage* **92**, 112042, 2024