

휴지 시간에 따른 충/방전 OCV 최적화 로직 기반 SOC 추정 고도화

강은진*, 이성규*, 송민우*, 이재아*, 김종훈*
충남대학교 에너지저장변환연구실*

Advancement of State of charge Estimation Model Using Rest Time Charge/Discharge OCV Determination Logic

Eunjin Kang*, Seongkyu Lee*, Minwoo Song*, Jaea Lee*, Jonghoon Kim*
Energy Storage Conversion Lab., Chungnam National University*

ABSTRACT

본 논문은 휴지시간에 따른 OCV(Open-circuit voltage) factor를 선정하여 OCV factor 기반 OCV 최적화 방안을 제안한다. 휴지시간에 따른 factor를 기반으로 3분에서 도출된 OCV와 3시간에서 도출된 OCV사이의 OCV 값을 선정한다. 도출된 OCV를 통해 재귀 최소 자승법 및 확장 칼만 필터를 기반으로 충전 상태 추정을 진행한다. OCV 최적화 로직 반영에 따른 충전 상태 추정 비교를 위해 주행 프로파일 기반 충전 상태 추정을 진행하였다. 제안한 방법의 검증 결과로써 로직 미적용 대비 최대 19.39% SOC 오차 감소 성능을 확인하였다.

1. 서 론

지난 한 세기 동안 자동차 기술은 주로 내연 기관의 성능을 향상하는 데 중점을 두었다. 그러나 최근 몇 년 동안 탈탄소화 수요 증가, 재생 불가능한 에너지 자원의 가격 변동 및 EU의 배출 규제와 같은 중요한 변화로 인해 새로운 대안이 모색되고 있다. 전기 자동차는 온실가스 배출량 감소, 에너지 효율 개선 및 화석 연료에 대한 의존도 감소와 같은 다양한 이점을 제공하여 문제를 해결할 수 있는 유망한 대안으로 부상했다. 효율적이고 안전성 있는 전기자동차 배터리 운용을 위해서는 배터리 관리시스템(Battery management system; BMS)을 통한 상태 모니터링 및 제어를 수행하여야 한다. 충전 상태(State-of-charge; SOC)는 배터리의 공칭 용량을 고려하여 배터리에서 사용할 수 있는 에너지 양으로 정의하며 전기 자동차의 주행 안전성과 잔여 주행거리는 SOC 정확성과 직결하여 중요한 지표 중 하나이다.

이전 연구에서 주로 사용되는 SOC 추정 방법은 학습 알고리즘 기반 추정 방법, 적응형 필터 알고리즘 방법이 있다. 학습 알고리즘의 경우 데이터가 충분히 확보되어야 하며 실제 차량에 탑재 시 BMS 저장공간의 한계로 인해 문제가 발생한다. 비선형적 특성을 반영할 수 있는 적응형 필터 알고리즘은 계산 효율성과 낮은 구현 복잡성으로 인해 정확성을 손상시키지 않으면서 리소스가 제한된 시스템에 적합하다. 적응형 필터 알고리즘에서는 배터리 모델의 정확도가 추정 정확도에 큰 영향을 미친다. 배터리 모델에서 개방 회로 전압(Open-circuit voltage; OCV)은 SOC에 따른 종속적인 함수이다. 하지만 LFP(Lithium-iron-phosphate) 배터리에서는 다른 리튬 이온 배터리와는 달리 전압 변화가 SOC에 대해 선형적이지 않으며 50%~70%, 80~100% 구간에서 평탄한 특성을 보인다. 이러한

특징으로 인해 단순히 OCV를 기반으로 LFP 배터리의 정확한 충전 상태를 추정하는 것은 어렵다^[1].

따라서 본 논문에서는 SOC별 휴지시간에 따른 OCV 변화를 분석하고, 이에 따른 OCV 모델을 설계하였다. 최종적으로 LFP 배터리의 휴지시간에 따른 OCV 최적화를 통해 주행 데이터 기반 SOC 및 전압 추정 성능을 확인하였다.

2. 휴지시간에 따른 OCV 최적화 기법 기반 충전 상태 추정

2.1 배터리 전기적 특성 실험

본 논문에서 사용한 배터리는 EVE 100Ah LFP 배터리로 OCV 최적화 로직 설계를 위해 OCV 시험을 진행하였다. OCV 시험의 경우 CC-CV를 통해 완전 충전 후 5% SOC 단위로 방전을 진행하였으며, 각 방전 사이에 3시간의 휴지시간을 적용하였다. 검증 프로파일의 경우 FUDS를 이용하여 검증을 진행하였으며 LFP 배터리의 초기값 선정을 확인하기 위해 초기 SOC 값을 100%, 80%, 50%로 나눠 실험을 진행하였다.

2.2 휴지시간에 따른 OCV 최적화 로직 설계

어플리케이션 동작 시 충분한 휴지시간을 가지지 않을 경우 초기 SOC 추정 오차가 발생한다. 따라서 본 연구에서는 충/방전 후 휴지 구간에서 전압 안정화 시간을 고려하여 OCV 최적화를 진행하였다. 기존 연구에서 파라미터의 영향성을 고려하였을 때, 충·방전 후 휴지상태에서 OCV로 사용 가능한 전압은 휴지시간 3분 이후의 값임이 나타났다^[1]. 따라서 휴지시간 3분 후 OCV와 3시간 후 OCV의 값을 도출하였으며 이는 그림 1(a)와 같다. 휴지 시간에 따라 3분 OCV 값과 3시간 OCV 값 사이의 OCV를 결정하는 것이 필요하며, 이를 결정하는 factor는 수식 1을 통해 도출할 수 있다. 수식 1을 통해 충/방전 후 휴지 상태에서 factor를 도출한 결과는 그림 1(b)와 같다. 도출한 factor를 사용하여 OCV를 결정하는 수식은 수식 2와 같다. 수식 2를 통해 factor가 0일 경우 3분의 OCV를 사용하게 되며 1일 경우 3시간의 OCV를 사용하게 된다.

$$\zeta = \frac{OCV(\text{Rest_time}) - OCV_{3\text{min}}}{OCV_{3\text{hour}} - OCV_{3\text{min}}}, \quad 0 \leq \zeta \leq 1 \quad (1)$$

$$OCV_{\text{state}} = \zeta OCV_{3\text{hour},\text{state}} + (1 - \zeta) OCV_{3\text{min},\text{state}} \quad (2)$$

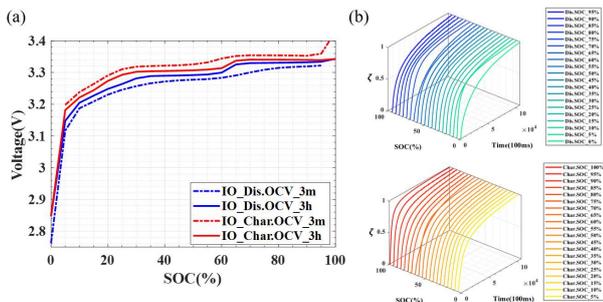


그림 1 3분 OCV 및 3시간의 OCV 도출 결과 (a) 휴지 시간에 따른 OCV 차이 (b) SOC 및 충방전 상태에 따른 휴지시간 별 factor
 Fig. 1 Results of 3-minute OCV and 3-hour OCV derivation (a) Difference in OCV according to rest time (b) Factors by rest time according to SOC and charge/discharge state

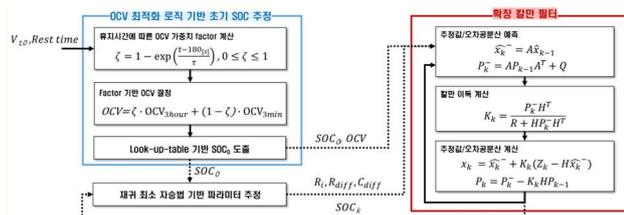


그림 2 OCV 최적화 로직 기반 SOC 추정 흐름도
 Fig. 2 Flowchart of SOC estimation based on OCV optimization logic

Factor의 경우 휴지 상태에서 전압 안정화와 동일하게 지수함수적 형태로 증가하는 것을 그림 1(b)에서 볼 수 있다. 이에 따라 SOC와 충/방전에 따른 Curve-fitting을 통해 시정수를 도출하였다. 최종적으로 휴지 경과 시간과 시정수를 활용하여 OCV를 최적화하는 로직은 그림 2와 같다. 배터리 관리시스템에서 저장된 휴지시간과 전압 초기값을 이용하여 OCV와 SOC 초기값을 도출한다. 확장 칼만 필터에서 도출한 이전 단계의 SOC를 통해 재귀 최소 자승법 기반 파라미터 추정을 진행한다. 이후 확장 칼만 필터에서는 OCV 최적화 로직에서 도출한 OCV 및 재귀 최소 자승법에서 도출한 파라미터를 기반으로 SOC 추정을 진행한다. 확장 칼만 필터에서는 선형화 된 배터리의 상태와 노이즈 파라미터를 통해 오차 공분산의 예측값을 계산한다. 오차 공분산의 예측값과 노이즈 변수를 통해 칼만 게인을 계산한다. 이후 측정된 전압값과 추정 전압값의 차이에 칼만 게인의 값을 곱하여 현재 예측값인 SOC를 보정한다. 최종적으로 보정된 오차 공분산 예측값과 칼만 게인 값을 통해 오차 공분산의 값을 수정한다.

2.3 배터리 전압 및 충전 상태 추정 결과

모델 검증을 위해 연방 도시 주행시험(FUDS)을 진행한 데이터를 사용하였다. 로직 미적용의 경우 충/방전 평균 OCV를 사용하여 결과를 도출하였다. OCV 최적화 모델 적용과 미적용시의 단자전압 및 SOC 추정 오차를 그림 3에 나타내었다. SOC 추정 오차의 최대와 평균의 값을 표 1에 나타내었다. 로직에 따른 SOC 결과를 나타내는 그림 3(d)를 통해 로직을 적용하지 않은 결과 대비 최대 오차는 19.3905%, 평균 오차는 4.3585% 감소한 것을 확인하였다.

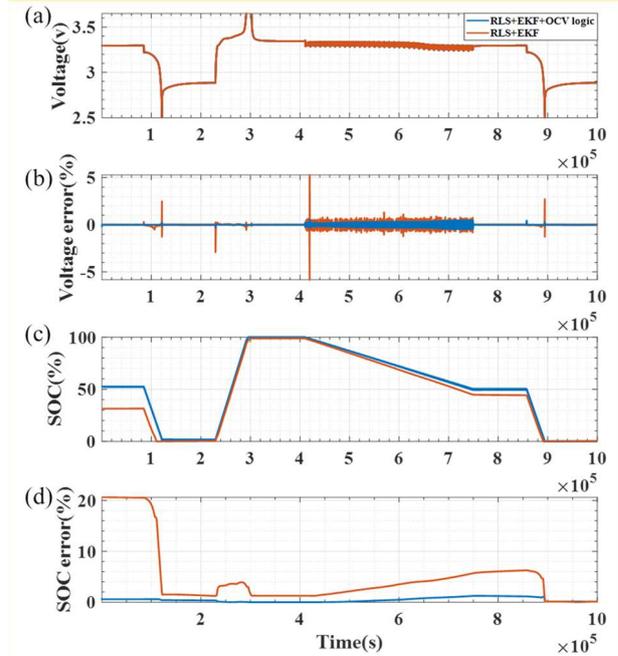


그림 3 단자전압 및 SOC 추정 결과
 Fig. 3 Voltage and state of charge estimation result for OCV optimization logic

표 1 충전 상태 추정 결과

Table. 1 State of Charge estimation result

Model	SOC max error(%)	SOC mean error(%)
RLS+EKF	20.6364%	4.8132%
RLS+ EKF+OCV logic	1.2459%	0.4547%

3. 결론

본 논문에서는 LFP 배터리의 충전 상태 추정을 위해 확장 칼만 필터 및 OCV 최적화 로직 기반 최적 전압 모델 설계를 진행하였다. 결과적으로 주행 데이터 기반 전체 전압 영역에서 검증을 진행했을 경우 OCV 최적화 모델을 추가한 모델의 충전 상태 추정 성능 오차는 1.2459% 미만이었다. 향후, OCV 최적화 로직을 통해 SOC reset 기법의 기준을 선정하여 배터리의 충전 상태 추정 성능에 대한 검증을 진행한다.

본 논문은 현대자동차의 지원(LFP 배터리의 SOC 추정 BMS 알고리즘 개발)과 한국전력연구원의 재원으로 인셀(EV 사용후 배터리 통합 BMS 및 150kWh급 제사용ESS 시스템 개발)의 지원을 받아 수행되었음.

참고문헌

[1] Tran, Manh-Kien, et al. "Comparative study of equivalent circuit models performance in four common lithium-ion batteries: LFP, NMC, LMO, NCA." Batteries 7.3 (2021): 51.
 [2] Ko, YOUNGHWI, and Woojin Choi. "A new soc estimation for lfp batteries: Application in a 10 ah cell (hw 38120 l/s) as a hysteresis case study." Electronics 10.6 (2021): 705.