

# LFP 배터리의 히스테리시스 특성 분석 및 확장 칼만 필터 기반 충전 상태 추정

강은진\*, 김재원\*, 김재영\*, 김민혁\*, 김종훈\*  
 충남대학교 에너지저장변환연구실\*

## Analysis on Hysteresis Characteristics and Extended Kalman Filter-Based State of Charge Estimation of LFP Batteries

Eunjin Kang \*, Jaewon Kim \*, Jaeyeong Kim \*, Minhyeok Kim \*, Jonghoon Kim\*  
 Energy Storage Conversion Lab., Chungnam National University\*

### ABSTRACT

본 논문은 확장 칼만 필터 및 히스테리시스 특성 기반 최적 전압 모델 설계를 통한 충전 상태 추정 방법을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 LFP(Lithium-iron-phosphate) 배터리 데이터를 사용하였다. 또한 재귀 최소 자승법 기반 충전 상태별 파라미터 도출을 통해 Thevenin 전기적 등가회로 모델을 설계하였다. 히스테리시스 특성 반영에 따른 충전 상태 추정 비교를 위해 히스테리시스 모델을 추가하여 주행 프로파일 기반 충전 상태 추정을 진행하였다. 제안한 방법의 검증 결과로써 1.18% 미만의 모델 오차 성능을 확인하였다.

### 1. 서론

효율적인 전기 에너지 저장은 대부분의 고출력 및 에너지 소비 어플리케이션에서 가장 어려운 문제다. 최근, 전기 자동차(Electric vehicles; EVs) 및 하이브리드 자동차(Hybrid electric vehicles; HEVs)의 효율적인 에너지 출력을 위해 리튬이온 배터리 뿐만 아니라 초전도체 및 연료 전지와 같은 다른 유형의 전기화학 에너지 저장 시스템이 소개되고 있다. 그 중 LFP(Lithium-iron-phosphate) 배터리는 높은 안전성과 저렴한 가격 및 긴 수명의 장점을 가지고 있다. 전기 자동차의 신뢰성 있는 운행을 위해 배터리의 효율적인 관리가 필요하며, 배터리 관리 시스템은 배터리의 충전 상태 및 건강 상태 등을 모니터링 하고 추정해야 한다. 하지만 LFP 배터리는 그림 1과 같이 충전 상태(State of Charge; SOC) 20%~80% 구간에서 평탄한 개방 회로 전압(Open-circuit voltage; OCV) 특성을 가지며, 충전 및 방전에 따라 OCV가 변화하는 Hysteresis 특성이 나타난다. 이러한 특성으로 인해 OCV를 기반으로 LFP의 정확한 충전 상태를 추정하기 어렵다<sup>[1]</sup>.

현재 배터리의 정확한 충전 상태 추정을 위해 두 가지의 방법론(데이터 기반 방법, 전기적 등가 회로 모델)으로 구분된다. 데이터 기반 방법론의 경우 데이터의 양이 많아야 하지만 실제 차량에 탑재하기 위해서는 BMS의 저장공간의 한계로 인해 문제가 발생한다. 전기적 등가회로 모델의 경우 빠른 실행 시간, 단순성 및 상대적으로 높은 정확도로 인해 현재 BMS에 많이 적용되고 있다<sup>[2]</sup>. 또한, 최근 LFP 배터리의 SOC 추정 시 Full-range가 아닌 10%~90%의 측정 구간에서만 검증할 뿐만 아니라 동적 프로파일이 아닌 정전류 프로파일에서 검증을 진행하였다<sup>[3]</sup>.

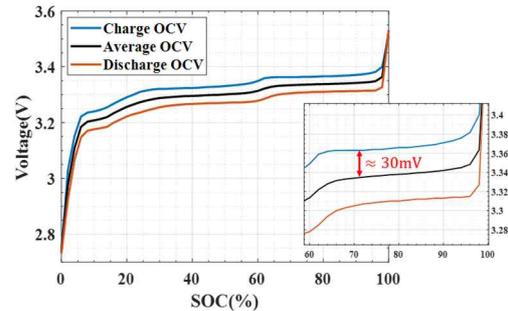


그림 1 Low current OCV test 기반 SOC-OCV 곡선

Fig. 1 SOC-OCV curve based on Low current OCV test

따라서, 본 논문에서는 LFP 배터리의 정확한 SOC 추정을 위해 물리적으로 해석 가능한 모델 기반의 적응 제어 알고리즘을 사용하여 배터리의 상태를 추정하는 방법에 대해 연구하였다. 히스테리시스 특성을 묘사하기 위해 기존 Thevenin 전기적 등가회로 모델에 히스테리시스 모델을 추가하였다. 또한, 주행 데이터 기반 전체 전압 범위에서 SOC 및 전압 추정 성능을 확인하였다.

### 2. 확장 칼만 필터 및 히스테리시스 특성 기반 SOC 추정

#### 2.1 배터리 전기적 특성 실험

본 논문에서 사용한 배터리는 LFP 배터리로 정확한 OCV 추출을 위해 미소 전류(Low current OCV; LO) 실험을 진행하였다. 전류 인가에 따른 내부 저항을 최소화하기 위해 정격 용량 116.5Ah 셀 기준 0.05C-rate로 정전류 충방전을 진행하였다. 정확한 SOC에 따른 OCV 산출을 위해 전류 적산을 이용하여 충전 및 방전 OCV에 해당하는 SOC를 산출하였다. 이후 선형 보간을 통해 SOC 2% 간격으로 충전, 방전 및 평균 OCV를 산출한 결과는 그림 1과 같다.

#### 2.2 RLS 및 EKF 기반 SOC 추정

재귀 최소 자승법(Recursive least square; RLS)은 최소 자승법(Least square method; LSM)을 재귀식으로 변환한 방법으로 모델 예측값과 실제 측정값 사이의 잔차(Residual) 제곱의 합을 최소화하도록 모델의 파라미터를 구하는 방법을 지칭한다. RLS를 사용하기 위해선 모델 선정이 선행되어야 하며 계산량 대비 성능이 우수한 IRC-EECM을 사용하였다. 추정

파라미터 개수를 줄여서 성능 향상을 도모하기 위하여 단자전압에서 OCV를 뺀 값을 사용하여 수식을 재정의하였다. 따라서 입출력 신호 간 전달 함수에 관한 연속식을 이산식으로 변환하기 위하여 오일러 변환(Euler transformation)을 통해 전달함수 식을 재구성한 결과 최종적으로 전달함수를 식 (1)로 정의한다.

$$G(s) = \frac{R_i + \left(\frac{R_i T_s}{R_{diff} C_{diff}} + \frac{T_s}{C_{diff}} - R_i\right) z^{-1}}{1 + \left(\frac{T_s}{R_{diff} C_{diff}} - 1\right) z^{-1}} \quad (1)$$

$$G(z^{-1}) = \frac{b_0 + b_1 z^{-1}}{1 + a_1 z^{-1}} \quad (2)$$

$$b_0 = R_i, \quad b_1 = \frac{R_i T_s}{R_{diff} C_{diff}} + \frac{T_s}{C_{diff}} - R_i, \quad a_1 = \frac{T_s}{R_{diff} C_{diff}} - 1 \quad (3)$$

$$R_i = b_0, \quad R_{diff} = \frac{b_1 - a_1 b_0}{1 + a_1}, \quad C_{diff} = \frac{T_s}{b_1 - a_1 b_0} \quad (4)$$

식 (2)를 이용하여 모델 파라미터를 ( $a_1, b_0, b_1$ )으로 설정한 결과 식 (3)에 의해 등가회로 모델의 파라미터를 식 (4)로 나타낼 수 있다. 등가회로 모델의 파라미터가 음수가 되는 영향을 막기 위해 각 파라미터에 절대값을 사용하였다. 최종적으로 식 (5)에 의해 RLS 수식의 파라미터 벡터와 입력 벡터를 식 (6)과 식 (7)로 설계할 수 있다.

$$V_{t,k} = -|b_0|I_k - |b_1|I_{k-1} + |a_1|(-OCV_{k-1} + V_{t,k-1}) + OCV_k \quad (5)$$

$$\theta = [|b_0|, |b_1|, |a_1|, OCV_k] \quad (6)$$

$$\varphi = [I_k, I_{k-1}, (-OCV_{k-1} + V_{t,k-1}), 1] \quad (7)$$

표 1 상태 방정식 및 측정 방정식의 선형화식

Table. 1 Linearization of state and measurement equations

구분	방정식
상태방정식	$x_{k+1} = f(x_k, u_k) + w_k, w_k \sim N(0, Q)$ $\begin{bmatrix} SOC_k \\ V_{diff,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 - e^{-\frac{\Delta t}{R_{diff} C_{diff}}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SOC_{k-1} \\ V_{diff,k-1} \end{bmatrix} + h_{k-1} \begin{bmatrix} \frac{\Delta t}{C_n} \\ \frac{\Delta t}{R_{diff} C_{diff}} \end{bmatrix} I_{k-1}$
측정방정식	$y_{k+1} = g(x_k, u_k) + v_k, v_k \sim N(0, R)$ $y_k = OCV(SOC_k) + i_k R_i + V_{diff,k} + v_k, v_k \sim N(0, R_k)$
상태 방정식 (선형화)	$A_k = \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right _{x_k = \hat{x}_k}$
측정 방정식 (선형화)	$H_k = \left. \frac{\partial g}{\partial x} \right _{x_k = \hat{x}_k}$

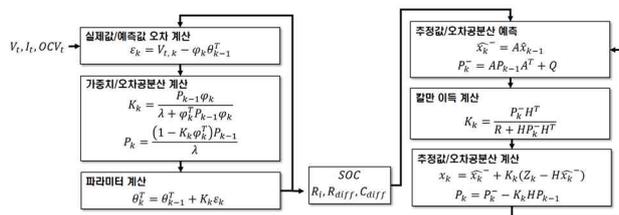


그림 2 확장 칼만 필터 및 재귀 최소 자승법 흐름도

Fig. 2 Flowchart of Extended Kalman Filter and Recursive Least Square

RLS 알고리즘 흐름도는 그림 2와 같다. OCV와 전압, 전류에 따라 입력 벡터와 파라미터 벡터가 설정된다. 여기서 OCV는 히스테리시스 특성을 간단히 반영하기 위해 방전 OCV와 충전 OCV의 평균을 사용하였다. 실제값과 예측값의 오차를 계산하고 이에 따라 가중치와 오차 공분산이 계산된다. 이후 이전 파라미터 값에 가중치와 오차의 곱이 더해져 파라미터 벡터가 업데이트 된다. 최종적으로 식 (4)를 통해 등가회로 모델의 파라미터가 계산되게 된다.

칼만 필터는 적응 제어 방식의 한 종류로, 백색 소음에 의해 교란되는 시스템에서 내부 상태를 최소 제곱 오차 기반으로 추정하며, 선형 역학계의 상태를 추정하는 재귀 필터이다. 확장 칼만 필터는 기존 칼만 필터와 동일하나 비선형 시스템의 선형화를 위해 편 미분 기법을 사용한다. 즉, 시스템 행렬인  $A$  행렬과 측정 방정식 행렬인  $H$  행렬을 선형화하여 비선형 시스템의 상태를 근사하여 추정하며, 본 연구에서는 OCV와 같은 비선형 특성을 선형화하여 SOC를 추정한다. 표 1은 비선형 함수로 정의된 상태 방정식과 측정 방정식, 시스템 행렬과 측정 방정식 행렬의 식을 나타내며, 그림 2는 확장 칼만 필터의 흐름도를 나타낸다. 그림 2에서  $z$ 는 SOC를 나타내며  $Q$ 는 시스템 노이즈,  $R$ 은 측정 노이즈 값을 나타낸다. RLS에서 실시간으로 도출되는 등가회로 모델의 파라미터를 이용하여 EKF의 측정 방정식 행렬이 결정되게 된다. 이전 데이터를 통해 추정값과 오차 공분산을 예측하고 오차공분산과 측정 방정식 행렬 및 측정 노이즈 행렬에 의해 칼만 이득이 계산된다. 이후 추정값과 측정 방정식 행렬 및 등가회로 모델을 통해 단자전압을 계산하여 오차를 계산한다. 최종적으로 오차와 칼만 이득을 통해 추정값을 계산하고 오차공분산을 계산하여 업데이트 된 SOC를 도출하게 된다.

### 2.3 히스테리시스 모델

히스테리시스 특성을 반영하기 위해 방전 OCV와 충전 OCV의 평균을 사용하였으나 평균 OCV를 사용할 경우 충 방전 상태에 따른 정확한 OCV 값이 아니기 때문에 등가회로 모델 파라미터가 실제 등가회로 모델 파라미터와 다른 값이 나타나게 되고 확장 칼만 필터의  $V_{diff}$  보정을 통해 전압 오차와 SOC 오차가 증가하게 된다. 따라서 RLS와 EKF의 OCV에 히스테리시스 모델을 추가할 필요가 있다.

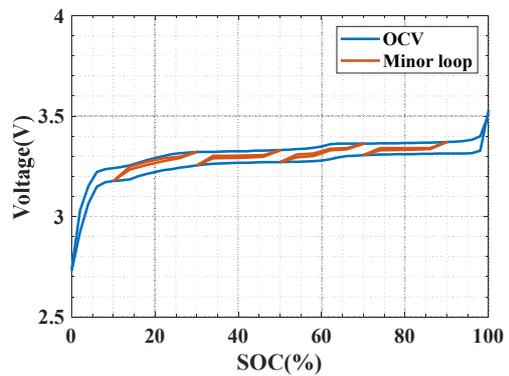


그림 3 Minor loop 실험 결과

Fig. 3 Results of Minor loop experiment

히스테리시스 특성을 확인하기 위해 Minor-loop 실험을 진행하였다. Minor-loop 실험은 10%~30%, 30%~50%, 50%~70%, 70%~90% 구간에서 진행했으며 0.05C-rate로 4%충전 후 휴지를 반복하여 측정 후 4%방전 후 휴지를 반복하여 측정하였다. 측정된 결과는 그림 3과 같다.

표 2 충전 상태 추정 결과

Table. 2 State of Charge estimation result

Model	SOC Max Error(%)	SOC Mean Error(%)
RLS+EKF	2.3948%	0.3460%
RLS+ EKF+Hyst.	1.1887%	0.1845%

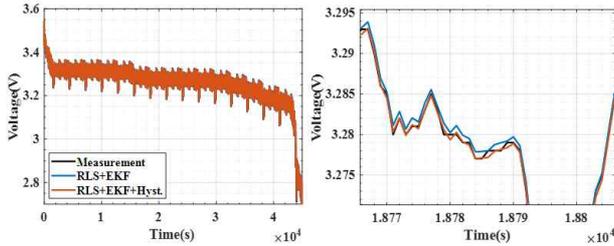


그림 4 전압 추정 결과

Fig. 4 Voltage estimation result for Hysteresis model

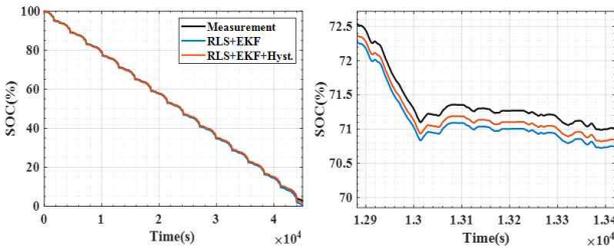


그림 5 State-of-Charge 추정 결과

Fig. 5 State of Charge estimation result for Hysteresis model

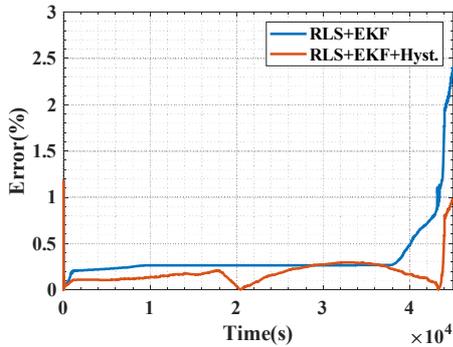


그림 6 State-of-Charge 추정 오차

Fig. 6 State-of-Charge estimation error

측정 결과 그림 3과 같이 20% 충전 또는 방전 상태가 유지될 경우 OCV curve를 따라가는 현상을 확인할 수 있었으며 이전 배터리의 충전 또는 방전 이력에 따라 SOC에 따른 OCV가 달라지는 것을 확인할 수 있었다. 이와 같은 히스테리시스 특성을 반영하기 위해 식 (8)을 이용하여 기존 OCV에 히스테리시스 전압을 추가하여 히스테리시스 모델을 설계하였다. 히스테리시스 전압은 식 (9)와 같이 나타낼 수 있으며 이전 충·방전 상태를 나타내는  $Prestate$  변수 식 (10)과 같이 정의하여 나타내었다. 20% 상태 유지 시 OCV 곡선을 따라가는 현상을 반영하기 위해  $Prestate$  변수의 크기를 식 (10)과 같이 설정하였으며 크기가 최대값이나 최소값이 되었을 때 식 (11)에 의해 정의된  $M_{OCV}$  값이 사용된다.

$$OCV(SOC) = OCV_{Average}(SOC) + V_{H,k} \quad (8)$$

$$V_{H,k} = Prestate_k * 0.1 * M_{OCV}(SOC), \quad -10 \leq Prestate_k \leq 10 \quad (9)$$

$$Prestate_k = \sum_1^k (SOC_k - SOC_{k-1}) \quad (10)$$

$$M_{OCV}(SOC) = OCV_{Charge}(SOC) - OCV_{Average}(SOC) \quad (11)$$

## 2.4 배터리 전압 및 충전 상태 추정 결과

모델 검증을 위해 도심주행시험(UDDS)와 고속도로 주행 시험(HWFET)를 전체 전압 범위에서 반복 사이클 시험 진행한 데이터를 사용하였다. 그림 4는 히스테리시스 모델을 추가한 후 RLS와 EKF 기반 결과와 RLS와 EKF 기반의 전압 및 SOC 추정 결과 그래프이다. 그림 5는 그림 4를 확대한 결과이며 SOC 오차는 그림 6에 나타내었다. 히스테리시스 모델을 추가한 결과는 최대 오차는 1.1887%, 평균 오차는 0.1845%로 나타났다. 히스테리시스 특성 모델을 추가한 충전 상태 추정 결과가 모델을 적용하지 않은 결과 대비 최대 오차는 1.21%, 평균 오차는 0.16% 감소하였다. 표 2에 각 모델의 오차 값을 정리하였다.

## 3. 결론

본 논문에서는 LFP 배터리의 충전 상태 추정을 위해 확장 칼만 필터 및 히스테리시스 특성 기반 최적 전압 모델 설계를 진행하였다. 결과적으로 주행 데이터 기반 전체 전압 영역에서 검증을 진행했을 경우 히스테리시스 모델을 추가한 모델의 충전 상태 추정 성능 오차가 1.1887% 미만이었다. 향후, 노화와 온도 조건에 따른 배터리의 충전 상태 추정 성능에 대한 검증을 진행한다.

본 논문은 현대자동차의 지원(LFP 배터리의 SOC 추정 BMS 알고리즘 개발)과 2021년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국에너지기술평가원의 지원을 받아 수행되었음.(No. 20210501010020, MMC타입 ESS 및 재생에너지 연계 고압형 허브스테이션 핵심기 개발)

## 참고 문헌

- [1] Tian, J., Xiong, R., Shen, W., & Lu, J. (2021). State-of-charge estimation of LiFePO4 batteries in electric vehicles: A deep-learning enabled approach. *Applied Energy*, 291, 116812.
- [2] Yang, S., Zhou, S., Hua, Y., Zhou, X., Liu, X., Pan, Y., ... & Wu, B. (2021). A parameter adaptive method for state of charge estimation of lithium-ion batteries with an improved extended Kalman filter. *Scientific reports*, 11(1), 5805.
- [3] Ko, Y., & Choi, W. (2021). 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), 705.