

전기자동차용 LFP 배터리를 위한 이중 확장 칼만 필터 기반 SOC 추정 알고리즘

김도현, 허고운, 임종현, 임제영, 이병국[†]
 성균관대학교 전자전기컴퓨터공학과

State of Charge Estimation Algorithm for Electric Vehicle LFP Batteries Based on Dual Extended Kalman Filter

Do Hyeon Kim, Go-woon Heo, Jong-Hun Lim, Je Yeong Lim and Byoung Kuk Lee[†]
 Department of Electrical and Computer Engineering, Sungkyunkwan University

ABSTRACT

본 논문에서는 이중 확장 칼만 필터 (DEKF) 기반 LFP (LiFePO₄) 배터리의 SOC (State-of-charge) 추정 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 이중 확장 칼만 필터를 통해 배터리 등가회로 모델 파라미터를 실시간으로 업데이트하며, 측정된 단자 전류와 업데이트된 파라미터를 기반으로 SOC를 추정한다. 제안하는 알고리즘의 타당성을 검증하기 위해 LFP 배터리 실험 데이터를 기반으로 기존 전류 적산 알고리즘과 SOC 추정 오차를 비교한다.

1. 서론

최근 전기자동차 배터리 화재 사고가 증가하면서 배터리 안전 동작을 위한 연구의 중요성이 강조되고 있다. 전기자동차 배터리를 안전하게 사용하기 위해서는 배터리의 SOC를 정확하게 추정하는 것이 필수적이다. 하지만 LFP 배터리는 그림 1과 같이 OCV plateau 특성을 가져 OCV 곡선을 이용하여 정확한 SOC를 추정하는 데 어려움이 존재한다. 따라서 이러한 LFP 배터리의 특성이 고려된 정확한 SOC 추정 알고리즘이 필요하다.

기존 연구에서는 LFP 배터리의 SOC 추정 정확도를 높이기 위해 배터리 표면 (Surface state)에서 발생하는 전기화학적 반응을 고려한 SOC 추정 방법이 제안되었다.^[1] 배터리 내부 전기화학적 반응을 고려하여 낮은 SOC 구간에서 기존 전류 적산 알고리즘에 비해 SOC 추정 오차를 저감하였다. 하지만 낮은 SOC 구간에서의 오차 저감에 초점을 두어 전 구간 SOC 추정 오차 개선에 한계가 존재한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 적응형 필터 기반 SOC 추정 알고리즘이 제안되었다.^[2] 제안된 기법은 EKF를 사용하여 전류 적산 알고리즘보다 SOC 추정 오차를 저감할 수 있었다. 하지만 배터리 노화나 온도 변화에 따른 배터리 파라미터 변화를 반영하지 못하는 어려움이 존재한다.

따라서 본 논문에서는 이중 확장 칼만 필터를 이용하여 실시간으로 LFP 배터리의 파라미터를 업데이트하여 SOC를 추정하는 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 배터리 파라미터 R_s , R_i , C_1 과 단자 전류를 기반으로 LFP 배터리의 SOC를 추정한다. 제안하는 알고리즘의 타당성을 검증하기 위해 전기자동차 주행 프로파일실험 데이터를 기반으로 전류 적산 알고리즘과 SOC 추정 정확도를 비교한다.

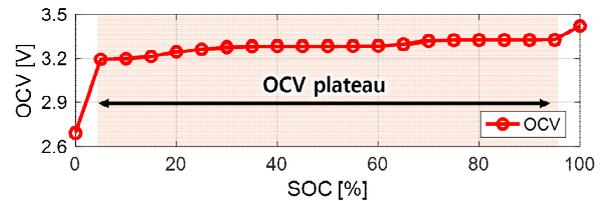


그림 1 LFP 배터리의 SOC-OCV 곡선
 Fig. 1 SOC-OCV curve of LFP battery

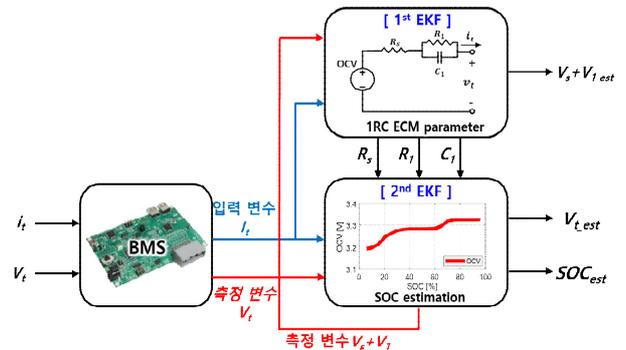


그림 2 DEKF 기반 SOC 추정 알고리즘 개요
 Fig. 2 Overview of the DEKF-based SOC estimation algorithm

2. DEKF 기반 SOC 추정 알고리즘

2.1 실시간 배터리 파라미터 업데이트 방안

제안하는 SOC 추정 알고리즘은 그림 2와 같이 배터리 파라미터 추정과 SOC 추정을 담당하는 이중 EKF 구조로 구성되어 있다. 해당 EKF 과정은 예측 단계와 보정 단계로 이루어진다. 우선 예측 단계에서는 이전 추정값과 입력 변수를 바탕으로 배터리 파라미터를 예측한다. 이 과정에서 추정하고자 하는 상태 변수를 비선형 함수로 정의한 후, 미분을 통해 선형화된 시스템 모델을 도출한다. 보정 단계에서는 예측된 값과 측정된 값을 비교하여 오차를 계산하고, 칼만 이득을 통해 상태 변수를 보정한다.

실시간 배터리 파라미터 추정 EKF는 LFP 배터리 파라미터를 실시간으로 추정하여 SOC 추정 정확도를 높인다. 배터리 파라미터를 업데이트하기 위한 EKF 변수는 표 1과 같이 정의된다. 상태 변수 x 는 배터리 파라미터 R_s , R_i , C_1 으로 구성되며, R_i , C_1 은 역수 형태로 저장된다. 출력 변수 z 는 배터리 RC

표 1 배터리 파라미터 업데이트를 위한 EKF 변수 설정
Table 1 EKF variable settings for battery parameter update

Parameter	Value
상태 변수 (x)	$x = [x_1 x_2 x_3 x_4]^T = [V_1 \frac{1}{R_1} \frac{1}{C_1} R_s]^T$
출력 변수 (z)	$z = [V_1 + V_s]$
입력 변수 (u)	$u = I_t$

표 2 SOC 추정을 위한 EKF 변수 설정
Table 2 EKF variable settings for SOC estimation

Parameter	Value
상태 변수 (x)	$x = [x_1 x_2]^T = [SOC V_1]^T$
출력 변수 (z)	$z = V_t$
입력 변수 (u)	$u = I_t$

ladder에 인가되는 전압으로 정의되며, 입력 변수 u 는 BMS를 통해 측정된 전류로 정의된다. 배터리 파라미터는 배터리의 노화 상태, 온도 등 다양한 요인에 따라 비선형적으로 변화하기 때문에, 시간에 따른 함수로 표현하기 어렵다. 따라서 R_s , R_1 , C_1 은 시간에 따라 일정한 것으로 가정한다. 또한, RC ladder 전압 V_1 은 두 번째 EKF를 통해 추정되며, (1)과 같이 시간에 따른 V_1 의 변화식을 기반으로 상태 변수를 결정한다.

$$\frac{dV_{1,k+1}}{dt} = -\frac{1}{R_1 C_1} V_{1,k} + \frac{1}{C_1} I_{t,k} \quad (1)$$

예측 단계에서 상태 변수를 예측하기 위해 (1)을 기반으로 상태 변수 x 의 변화를 비선형 함수 $f(x)$ 로 정의한다. 이후, 자코비안 변환을 통해 $f(x)$ 를 선형화하여 (2)와 같은 행렬식을 도출한다.

$$A = \frac{\partial f}{\partial x} = \begin{bmatrix} 1 - \hat{x}_{2,k-1} \hat{x}_{3,k-1} dt & -\hat{x}_{1,k-1} \hat{x}_{3,k-1} dt & (u_{k-1} - \hat{x}_{1,k-1} \hat{x}_{3,k-1}) dt & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

다음으로, 보정 단계에서는 예측된 상태 변수와 출력 변수 간의 오차를 바탕으로 배터리 파라미터를 보정한다. 이때, 상태 변수와 출력 변수의 관계는 행렬 H 를 통해 정의되며 (3)과 같이 표현된다.

$$\hat{z}_k = H \hat{x}_k = [1 \ 0 \ 0 \ u_k] \cdot [\hat{x}_{k,1} \ \hat{x}_{k,2} \ \hat{x}_{k,3} \ \hat{x}_{k,4}]^T \quad (3)$$

칼만 이득은 예측값과 출력 변수의 반영 비율을 결정하는 요소로 행렬 H 에 대한 식으로 나타난다. 또한, EKF에서 오차 공분산 행렬 R 과 Q 는 각각 칼만 이득과 추정값 예측 시 사용되는 변수로 이 값을 적절히 조절하여 시스템의 응답 특성을 조절할 수 있다. R 값이 큰 경우 예측값의 반영 비율이 증가하게 되고 반대로 Q 값이 큰 경우 출력 변수의 반영 비율이 증가한다.

2.2 SOC 추정 알고리즘

SOC를 추정하는 EKF는 실시간으로 업데이트된 배터리 파

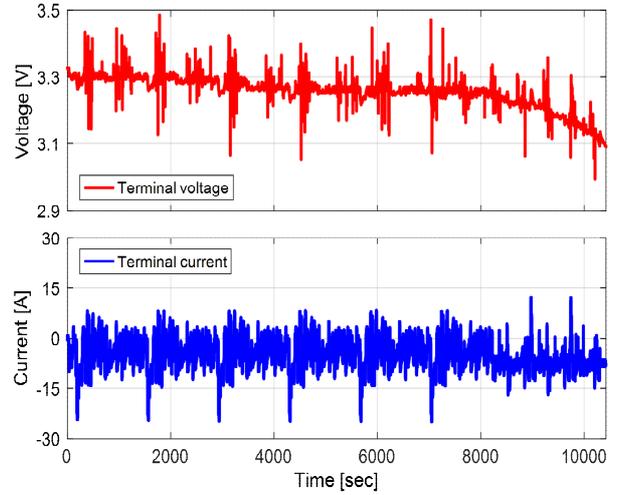


그림 3 배터리 단자 전압·전류 프로파일
Fig. 3 Battery terminal voltage and current profile

표 3 LFP 배터리 데이터 시트
Table 3 Lithium iron phosphate battery datasheet

Parameter	Value	Unit
Nominal Capacity	15	Ah
Nominal Voltage	3.2	V
Voltage Range	2.5 ~ 3.7	V
Maximum Current	200	A

라미터를 바탕으로 SOC를 추정하는 역할을 한다. SOC를 추정하기 위한 EKF 파라미터는 표 2와 같이 정의되며, 파라미터 추정과 동일한 과정을 통해 SOC를 추정한다. 우선, 상태 변수 예측을 위해 상태 변수 x 의 변화를 비선형 함수 $f(x)$ 로 정의한 후, 자코비안 변환을 통해 이를 선형화하여 (4)와 같은 행렬식을 도출한다.

$$f(\hat{x}_k) = \begin{bmatrix} x_{1,k} \\ x_{2,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{\Delta t}{R_1 C_1}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{1,k-1} \\ x_{2,k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{\Delta t}{C_{Ah}} \\ (1 - e^{-\frac{\Delta t}{R_1 C_1}}) R_1 \end{bmatrix} I_k \quad (4)$$

보정 단계에서는 예측된 상태 변수와 출력 변수 간의 오차를 바탕으로 배터리 SOC를 보정한다. 이때, 행렬 H 는 상태 변수와 출력 변수의 관계를 나타내며 (5)와 같이 표현된다.

$$H = [dOCV(SOC) - 1] \quad (5)$$

식 (5)를 이용하여 칼만 이득을 계산하고 이를 바탕으로 상태 변수를 보정하여 SOC를 추정한다. 이때, 파라미터 추출 과정과 같이 오차 공분산 행렬 R , Q 를 적절히 설정하여 시스템의 응답 특성을 조절할 수 있다. SOC 추정 알고리즘에서는 R 값이 큰 경우 예측값의 반영 비율이 증가하게 되어 EKF 모델을 기반으로 SOC를 추정한다. 반대로 Q 값이 큰 경우 출력 SOC를 추정하는 EKF는 실시간으로 업데이트된 배터리 파변수의 반영 비율이 증가하여 전류 적산을 기반으로 SOC를 추정한다.

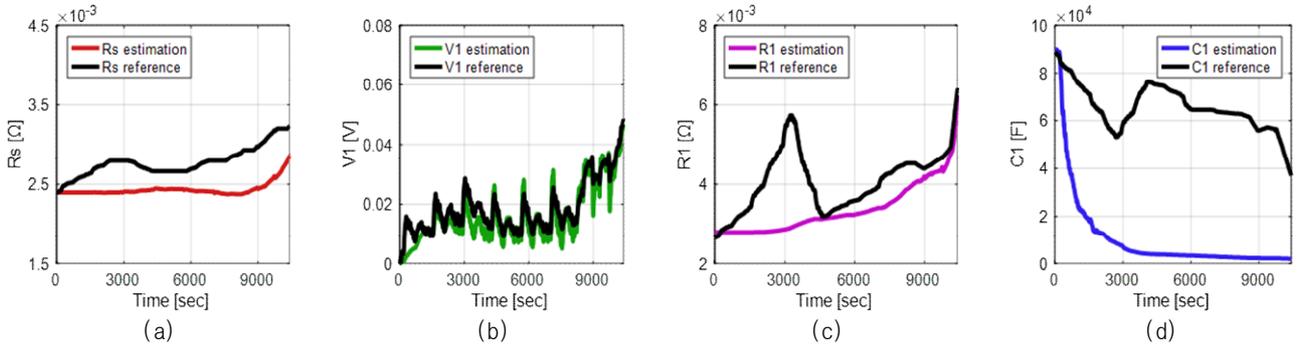


그림 4 실시간 배터리 파라미터 추정 결과 : (a) V_1 추정 결과 (b) R_1 추정 결과 (c) C_1 추정 결과 (d) R_s 추정 결과
 Fig. 4 Real-time battery parameter estimation results : (a) R_s Estimation Result (b) R_1 Estimation Result (c) C_1 Estimation Result (d) V_1 Estimation Result

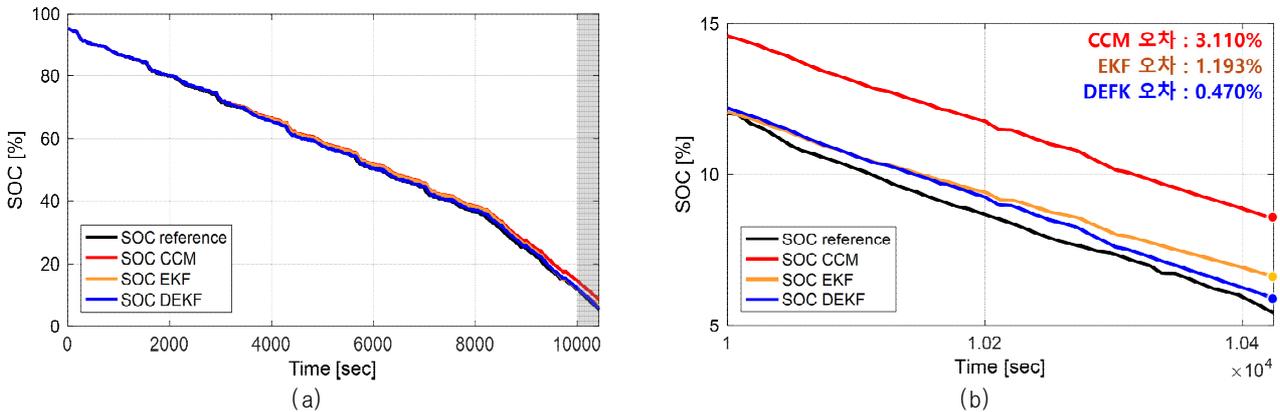


그림 5 DEKF 기반 SOC 추정 알고리즘 적용 결과 : (a) SOC 추정 결과 (b) SOC 5% ~ 15% 구간 결과
 Fig. 5 Result of applying the DEKF-based SOC estimation algorithm : (a) SOC estimation results (b) Results for the SOC 5% to 15% range

3. 제안하는 알고리즘의 검증 및 분석

제안하는 알고리즘의 타당성을 검증하기 위해 그림 3과 같은 전기자동차 주행 프로파일을 기반으로 전류 적산 알고리즘 및 EKF와 SOC 추정 정확도를 비교하였다. 해당 전류 프로파일은 UDSS (Urban dynamometer driving schedule)과 HWFET (Highway fuel economy test) 프로파일을 혼합하여 구성하였다. 실험에 사용된 LFP 배터리의 사양은 표 3에 제시되어 있다.

그림 4는 EKF를 이용하여 배터리 파라미터를 실시간으로 추정한 결과이다. 이때, reference 값은 1C-rate 조건에서 SOC 5% 간격으로 추출된 파라미터 값이다. 배터리 파라미터 비교 결과, EKF를 통해 추정된 파라미터 값과 reference 값 간에 큰 차이를 보이는 것을 확인할 수 있다. 그러나 EKF는 배터리 파라미터의 실시간 보정을 통해 추정 오차를 효과적으로 줄일 수 있기 때문에 실험을 통해 추출된 파라미터 값에 비해 더 신뢰할 수 있는 값을 제공한다.

DEKF 기반 SOC 추정 알고리즘 적용 결과는 그림 5 (a)와 같으며, 그림 5 (b)는 SOC 5%~15% 구간을 확대한 결과이다. 전류 적산 알고리즘을 적용한 경우 SOC 추정 오차는 3.110% 발생하며, EKF를 적용한 경우 SOC 추정 오차는 1.193%로 감소한다. 반면, 제안하는 DEKF 기반 SOC 추정 알고리즘을 적용한 결과 0.470%의 SOC 추정 오차로, 가장 정확도 높은 SOC 추정이 가능함을 확인하였다. 이를 통해 DEKF 알고리즘 적용 시 배터리 파라미터를 실시간으로 보정하여, EKF보다 더 정확

한 SOC 추정이 가능함을 검증하였다. 따라서, DEKF 기반 SOC 추정 알고리즘은 SOC를 더욱 정확하게 추정할 수 있을 뿐만 아니라, 배터리 파라미터를 실시간으로 보정함으로써 다양한 주행 조건에서도 신뢰할 수 있는 성능을 제공 가능하다.

4. 결론

본 논문은 DEKF 기반 LFP 배터리의 SOC 추정 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 DEKF를 이용하여 배터리 파라미터를 실시간으로 업데이트하며 업데이트된 배터리 파라미터를 바탕으로 SOC를 추정한다. DEKF 기반 SOC 추정 알고리즘 적용 시 SOC 추정 오차는 0.470%로 기존 전류 적산 알고리즘 대비 2.64% 더 높은 추정 정확도를 갖는 것을 확인하였다.

참고 문헌

[1] Mingguo Ouyang, Guangming Liu, Languang Lu, Jianqiu Li, Xuebing Han, Enhancing the estimation accuracy in low state-of-charge area A novel onboard battery model through surface state of charge determination, Journal of Power Sources, Volume 270, 2014
 [2] T. Xiao, X. Shi, B. Zhou and X. Wang, "Comparative Study of EKF and UKF for SOC Estimation of Lithium-ion Batteries," 2019 IEEE Innovative Smart Grid Technologies