$LiFePO_4$ 배터리의 비선형성에 따른 확장 칼만 필터 노이즈 파라미터 차등 설계 기반 SOC 추정 향상 기법

박진형*, 김재호*, 장민호*,**, 장성수**, 김종훈*
충남대학교*, 한국항공우주연구원**

Improvement of SOC Estimation based on Noise Parameter Differential Design of Extended Kalman Filter according to Non-linearity of $LiFePO_4$ Battery

Jinhyeong Park*, Jaeho Kim*, Sung-Soo Jang**, Jonghoon Kim*
Chungnam National University*, Korea Aerospace Research Institute**

ABSTRACT

리튬 인산철(LFP, $LiFePo_4$) 배터리의 경우 다른 종류의 배터리에 비해 내부 파라미터가 비선형적인 단점이 있다. 일반적인 배터리 등가회로 모델을 적용 시, 비선형성으로 인해 추정 성능이 감소한다. 배터리 등가회로 모델을 기반인 확장 칼만 필터(EKF, Extended Kalman Filter)를 통해 SOC (State of Charge) 추정 시 추정성능이 감소할 수 있다. 따라서 본 논문은 LFP 배터리의 SOC 추정 성능 향상을 위해 실시간 파라미터 관측기를 통한 배터리 등가회로 모델을 기반으로 EKF의 내부 파라미터를 분석하고 이에 따른 차등 모델을 제안한다.

1. 서 론

일반적인 배터리 SOC 추정기법으로는 전류 적산법과 SOC와 개방회로 전압(OCV, Open Circuit Voltage)의 관계를 함수로 정의하는 방법이 있다. 전류 적산법은 간단한 계산과정과 비교적 높은 정확도를 가지고 있으나, 개루프 방식이기 때문에 초기값에 대한 정보가 불확실하다면 신뢰할 수 없는 추정결과를 도출하게 된다[1]. 또한 단순 적분 형태의 식이기 때문에 외란이나 센서의 노이즈에 따라 오차가 누적되는 단점이 존재한다. SOC - OCV 관계를 함수로 정의하는 방법은 실험 데이터기반으로 함수를 정의하여 배터리의 OCV를 통해 SOC의 값을 계산하는 방법이다. 하지만 리튬 인산철(LFP, $LiFePo_4$) 배터리의 경우 SOC와 OCV의 관계가 다른 배터리에 비해 비선형성이 큰 단점이 있어 정확한 SOC를 추정하는 것을 불가능하다.

본 논문은 전류적산법과 SOC - OCV 함수식을 통한 SOC 추정성능 방식의 문제점을 해결하기 위해 확장 칼만 필터를 사용하였다. 또한 배터리 등가회로 모델의 정확도를 향상시키기 위하여 실시간 파라미터 관측기를 사용하였으며, LFP 배터리의 비선형적인 특성에 따라 확장 칼만 필터의 내부 파라미터를 분석하여 차등 모델을 제시한다.

2. 적응형 배터리 모델

2.1 리튬 배터리 파라미터 분석

그림 1은 NMC와 LFP 배터리의 SOC 와 OCV 관계를 나타낸 그래프이다. NMC 배터리는 SOC와 OCV간에 비교적 선형적인 관계를 가지고 있다. 하지만 LFP 배터리의 경우 특정 영역에서 OCV 값이 거의 변하지 않는 지점이 존재하고, SOC 95% 이상 및 10% 이하의 영역에서 OCV 값이 크게 변화하는 지점이 있다. 이러한 특성으로 인해 배터리 모델의 오차는 증가하게 되고 모델 기반 적응 제어 방식을 사용하였을 때, SOC 추정 성능이 하락할 수 있다.

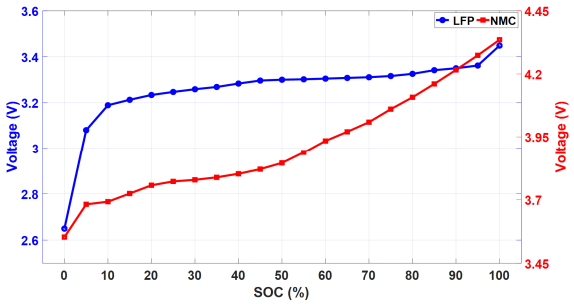

그림 1 배터리 종류에 따른 SOC - OCV 곡선
Fig. 1. SOC - OCV curve

2.2 적응형 배터리 모델

배터리 모델은 그림 1과 같이 직렬저항 및 RC 병렬회로로 구성된 전기적 등가회로 모델로 설계할 수 있다. 등가회로 모델의 미분 방정식으로 표현이 가능하며, 배터리의 상태(SOC, V_{diff})를 나타내는 상태 방정식을 식 (1)과 같이 정의하고, 배터리의 단자전압을 나타내는 측정 방정식은 식 (2)와 같이 정의할 수 있다. 등가회로 모델의 구성요소는 선형 소자를 사용하기 때문에 비선형성이 심한 LFP 배터리의 동작 특성을 구현하는 것에 문제점이 있다.

$$f(x_k,u_k)=\begin{bmatrix}1 & 0\\ 0 & \exp(-\frac{\Delta t}{\tau})\end{bmatrix}\begin{bmatrix}SOC\\ V_{diff}\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}\Delta t/C_n\\ R_1(1-\exp(-\frac{\Delta t}{\tau}))\end{bmatrix}I \quad (1)$$

$$V_k = OCV(SOC)-IR_0(SOC)-V_{diff} \quad (2)$$

본 논문에서는 비선형적인 특성을 지니는 OCV를 추정하기 위하여, 비선형 관측기를 사용하였다[1]. 배터리의 측정 방정식을 미분하여 식 (3)과 같이 분해한다. 식 (3)의 3,4열의 조합을 통해 OCV를 유도할 수 있다. OCV 관측기 모델은 식 (4)와 같이 정의 하였으며, 행렬의 식에서 1,2열의 조합을 통해 배터리의 OCV를 실시간으로 추정할 수 있다.

$$\begin{aligned}\dot{V}_k &= \dot{i}\cdot R_i+\dot{V}_{diff}\\ &= \dot{i}\cdot R_i+\frac{i}{C_{diff}}-\frac{V_{diff}}{R_{diff}C_{diff}}\\ &= \dot{i}\cdot R_i+\frac{(R_i+R_{diff})i}{R_{diff}C_{diff}}-\frac{V_k}{R_{diff}C_{diff}}+\frac{OCV}{R_{diff}C_{diff}}\\ &= [R_i(R_i+R_{diff})/R_{diff}C_{diff}\ 1/R_{diff}C_{diff}\ OCV/R_{diff}C_{diff}]\\ &\quad\cdot[\dot{i}\ \ i\ \ -V_k\ \ 1]^T\\ &= \alpha u^T\end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{bmatrix}\dot{\hat{\sigma}}_3\\ \dot{\hat{\sigma}}_4\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}-\alpha_1 V_k(V_k-\hat{V}_k)\\ \alpha_2(V_k-\hat{V}_k)\end{bmatrix} \quad (4)$$

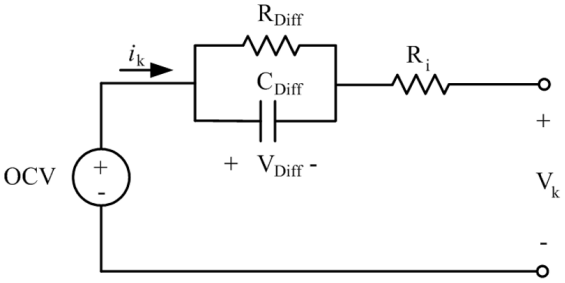

그림 2 배터리 등가회로 모델
Fig. 2. Battery equivalent cuircuit model

3. 확장 칼만 필터

3.1 확장 칼만 필터 알고리즘

확장 칼만 필터는 비선형 시스템의 상태를 예측 및 보정하기 위한 관측기 형태의 알고리즘이다. 선형 관측기와는 달리 확장 칼만 필터는 모델의 특성과 오차에 따라 가변적인 게인 값으로 내부 상태를 보정하는 장점을 가진다. 확장 칼만 필터를 수행하기 위해 비선형 상태 방정식에 노이즈 정보를 더한 함수를 식 (5)와 (6)같이 정의 한다.

$$x_k = f_{k-1}(x_{k-1}, u_{k-1}) + w_{k-1},\ w_k \sim N(0, Q_k) \quad (5)$$

$$z_k = h_k(x_k) + v_k,\ v_k \sim N(0, R_k) \quad (6)$$

식 (5)와 (6)와 같은 비선형 시스템을 선형화하기 위해 식 (7)과 (8)과 같이 편미분을 하고, 자코비안 행렬로 정의하여 배터리의 내부 상태와 OCV의 관계를 알고리즘에 적용한다.

$$A_{k-1} \approx \frac{\partial f_k}{\partial x}\Big|_{x=\widehat{x_{k-1}}(-)} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp(-\frac{\Delta t}{\tau}) \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$H_k \approx \frac{\partial h_k}{\partial x}\Big|_{x=\widehat{x_k}(-)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial OCV}{\partial SOC} & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

식 (7)에서 선형화된 배터리의 상태와 식 (5) 방정식의 노이즈 파라미터 정보를 식 (9)에 대입하여 오차공분산의 예측값 $P_K(-)$을 계산한다. $P_K(-)$, 식 (8) 및 식 (6) 방정식의 노이즈 변수를 통해 칼만 게인 값이 식 (11)과 같이 계산된다. 식 (11)은 측정된 전압값과 추정 전압값의 차이에 칼만게인의 값을 곱하여 현재 예측값을 보정한다. 현재의 예측값이 보정되었기 때문에 식 (12)와 같이 오차공분산의 값을 수정한다.

$$P_k(-) = A_{k-1}P_{k-1}(+)A_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (9)$$

$$\overline{K_k} = P_k(-)H_k^k[H_kP_k(-)H_k^T + R_k]^{-1} \quad (10)$$

$$\widehat{x_k}(+) = \widehat{x_k}(-) + \overline{K_k}(z_k - \widehat{z_k}) \quad (11)$$

$$P_k(+) = \{I - \overline{K_k}H_k\}P_k(-) \quad (12)$$

3.2 노이즈 파라미터 차등 설계

확장 칼만 필터의 추정성능은 식 (10)처럼 상태 방정식과 측정 방정식의 노이즈 파라미터(R_k, Q_k)에 의해 결정된다. 측정 방정식의 노이즈 파라미터인 R_k값을 무한대로 설정하여 식 (9)에 대입하였을 때, 칼만 게인의 값을 0이 되어 식 (11)은 현재의 예측값과 같은 값이 되기 때문에 오직 전류적산법에 의해서만 SOC가 추정되게 된다. 이에 반해 R_k의 값이 0이 되면 칼만 게인은 값은 H_k의 값이 되어 측정 방정식 기반으로 SOC가 보정이 된다. 따라서 본 논문에서는 노이즈 변수에 따라 칼만 게인의 값이 변경되는 원리를 기반으로 차등 모델을 표 1과 같이 제안한다. LFP 배터리의 경우, 그림 1에서 나타내었듯이 SOC와 OCV의 관계에 따라 OCV의 값이 급격하게 바뀌는 구간을 세 부분으로 나누어 정의하였다.

표 1 노이즈 변수에 따른 EKF의 SOC 추정 결과 비교
Table 1 Initial value of EKF parameter at room temperature

SOC	$SOC \geq 0.9$	$0.1 < SOC \leq 0.9$	$SOC < 0.1$
R_k	7	1	10

4. SOC 추정 및 검증

제안된 방법의 검증을 위하여 초기 SOC 값은 50%로 설정하여 EKF의 초기 추정성능을 검증하였다. 그림 3은 노이즈 파라미터를 상수로 정의하는 기존 EKF 추정 방법과 제안된 차등모델의 추정성능을 비교한 그래프이다. 평균 오차율은 표 1을 통해 나타내었으며, 제안된 방식의 오차율은 0.363%로 가장 우수한 추정결과를 나타내었다. 특히 비선형성이 가장 심한 영역인 SOC 10% 미만 구간에서 기존의 방법 (R_k=7)의 평균 오차율은 0.73% 로 나타났다. 제안 된 차등 모델의 경우, 오차율은 해당 영역에서 0.44%로 추정 성능이 가장 우수한 것으로 검증되었다.

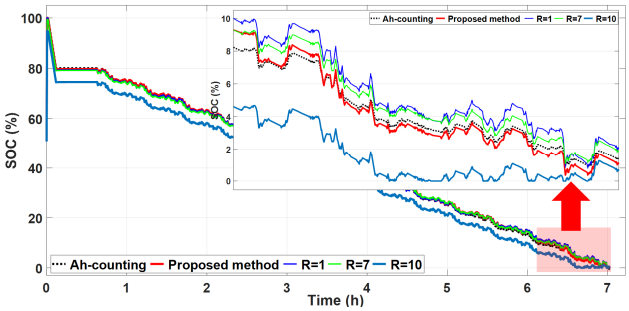

그림 3 SOC 추정 결과
Fig. 3. SOC estimation result

표 1 EKF의 SOC 추정 결과 비교
Table 1 Comparison of SOC estimation results of EKF

R_k	Proposed method	1	7	10
평균 오차율 (%)	0.363	0.521	0.614	4.401

5. 결 론

본 논문은 리튬 인산철 배터리의 비선형적 특성에 따라 확장 칼만 필터의 노이즈 파라미터를 차등 모델링 제안하고, 이를 기반으로 하여 LFP 배터리의 SOC 추정성능을 향상 시켰다. LFP 배터리의 경우 SOC - OCV의 관계가 비선형적인 관계를 나타냄으로써 비선형 파라미터 관측기를 모델링하여 배터리 등가 모델의 추정성능을 향상시켰다.

이 논문은 2018년 한국연구재단의 정지궤도복합 위성개발사업의 지원을 받아 수행된 연구입니다 (NRF-2018M1A3A4A03058068).

참 고 문 헌

[1] M.A. Hannan, M.S.H. Lipu, A.Hussain, A. Mohamed, “A review of lithium-ion battery state of charge estimation and management system in electric vehicle applications: Challenges and recommendations”, Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 78, 2017, pp. 834-854.

[2] Simin Peng, Xuelai Zhu, Yinjiao Xing, Hongbing Shim Xu Cai, and Michael Pecht, “An adaptive state of charge estimation approach for lithium-ion series connected battery system,” Journal of Power Sources, 392, pp. 48 - 59, 2018.