

확장칼만필터를 이용한 전기자동차용 배터리 SOC 추정

유경상¹, 김병기¹, 김대진¹, 장문석¹, 고희상¹, 김호찬^{2*}

¹한국에너지기술연구원 시스템융복합연구실

²제주대학교 전기전자통신공학부

A State-of-Charge estimation using extended Kalman filter for battery of electric vehicle

Kyung-Sang Ryu¹, Byungki Kim¹, Dae-Jin Kim¹, Moon-seok Jang¹,
Hee-sang Ko¹, Ho-Chan Kim^{2*}

¹System Convergence Laboratory, Korea Institute of Energy Research

²Department of Electrical Engineering, Jeju National University

요약 본 논문에서는 전기자동차용 배터리의 충전 상태를 정확하게 추정하고 안정적으로 평가하기 위하여, 비선형성을 가지는 배터리의 출력특성을 단계마다 선형화시켜 상태를 평가하고, 실시간 구현 및 모델의 오차보정과 노이즈에 강인한 특성을 가지고 있는 확장칼만필터 알고리즘을 이용한 SOC 추정 방법을 제안한다. 확장칼만필터를 적용하기 위해 배터리를 1차 Thevenin 모델로 나타내고, SOC 추정을 위한 배터리 성능평가 시뮬레이터를 구현하여, 실험을 통해 확장칼만필터에 적용될 파라미터를 도출한다. 본 논문에 적용된 SOC 상태추정 전략에서는 기존 선행 연구들과 다르게 배터리에 명시되어 있는 정격용량을 최대 충전가능용량으로 대체함으로써, 배터리의 노화에 상관없이 언제나 0%~100%의 SOC를 가질 수 있도록 변경된 수법을 제안한다. 이를 통해, 고정밀 CT를 사용한 Ah counting에 의한 SOC 추정을 기준으로 하여 본 논문에서는 배터리의 비선형 구간에서도 오차를 줄일 수 있는 확장칼만필터 방법을 제안하고 시뮬레이션을 통해 배터리 전 SOC 영역에서 추정오차를 5% 미만으로 줄일 수 있음을 확인한다.

Abstract This paper reports a SOC(State-of-Charge) estimation method using the extended Kalman filter(EKF) algorithm, which can allow real-time implementation and reduce the error of the model and be robust against noise, to accurately estimate and evaluate the charging/discharging state of the EV(Electric Vehicle) battery. The battery was modeled as the first order Thevenin model for the EKF algorithm and the parameters werederived through experiments. This paper proposes the changed method, which can have the SOC to 0% ~ 100% regardless of the aging of the battery by replacing the rated capacity specified in the battery with the maximum chargeable capacity. In addition, This paper proposes the EKF algorithm to estimate the non-linearity interval of the battery and simulation result based on Ah-counting shows that the proposed algorithm reduces the estimation error to less than 5% in all intervals of the SOC.

Keywords : Battery, Equivalent Circuit Model(ECM), Kalman Filter Estimation, Simulator, SOC

본 논문은 한국에너지기술연구원 주요사업(B7-2442)을 재원으로 수행한 연구과제의 결과입니다.

본 논문은 2017년도 산업통산자원부의 재원으로 한국에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다(no. 20172410100030)

*Corresponding Author : Ho-Chan Kim(Jeju National Univ.)

Tel: +82-64-754-3676 email: hckim@jejunu.ac.kr

Received September 21, 2017

Revised October 12, 2017

Accepted October 13, 2017

Published October 31, 2017

1. 서론

배터리를 에너지원으로 사용하고 있는 시스템의 안정적인 운전은 배터리 충전상태(SOC: State-Of-Charge)에 대한 정확한 정보 수집이 관건이다. SOC 추정을 위한 연구로는 배터리 개방회로전압(OCV: Open Circuit Voltage)과 배터리로 부터 흘러나간 전하를 적분하는 형태의 Ah counting 방법, 배터리의 임피던스를 계산하여 잔여 사용시간을 추정할 수 있는 임피던스 기반의 추정 방법 그리고 모델기반의 추정방법 등이 있다[1]. 그러나 주위 온도, 사용연한 및 운전점 등에 의해서 동작특성이 비선형적으로 변화되는 배터리의 SOC를 정확하게 추정하는 것은 매우 어렵다[2].

본 논문에서는 EV용 배터리의 충전 전 상태를 정확하게 추정하고 안정적으로 평가하기 위하여, 비선형성을 가지는 출력특성을 단계마다 선형화시켜 상태를 평가하는 확장칼만필터(EKF; Extended Kalman Filter)를 활용한 배터리 SOC 추정 알고리즘을 제안한다. 배터리의 전기 등가회로모델(ECM: Equivalent Circuit Model)을 바탕으로, 실시간 구현이 가능하고 모델의 오차보정과 노이즈에 강인한 특성을 가지고 있는 EKF 알고리즘을 적용하여, 기존 방법에 비해 오차율을 감소시킬 수 있는 개선된 SOC 상태추정 알고리즘을 제시한다. 리튬 폴리머(Lithium Polymer) 배터리를 대상으로 배터리의 SOC를 추정하기 위해 1차 이산시간 상태공간 모델을 도출하고, 선형칼만필터(LKF; Linear Kalman Filter) 및 EKF 알고리즘을 배터리 모델에 적용한다. 모델 파라미터는 실험적으로 측정하며, 최종적으로 배터리의 SOC 추정 성능은 Ah counting을 이용한 실험치와 비교를 통해 분석한다. 본 논문에서는 제안된 알고리즘을 바탕으로 실제 실험 데이터 및 Matlab을 활용하여 배터리의 상태특성을 비교 분석하고, 제안한 배터리 SOC 추정 방법이 기존 방법보다 오차율이 감소함을 시뮬레이션을 통해 확인한다.

2. 칼만필터를 사용한 배터리 SOC 추정

2.1 기존 방법에 의한 배터리 SOC 추정

Table 1에서 현재 적용되고 있는 배터리의 SOC를 추정하기 위한 방법은 Ah counting, OCV(Open Circuit Voltage), Impedance Model, Empirical Model, ECM

(Equivalent Circuit Model), FOM(Full Order Model), ROM(Reduced Order Model) 등이 있다[3].

Table 1. Estimation methods of battery SOC

Principle	Method	Application	
Ion concentration	Direct measure of ion concentration in electrolyte	Lab	
	OCV		
	Electrochemical model	FOM ROM	Lab /Industry
Ion concentration & Active material	Impedance model		Lab
	Empirical model		Industry
	ECM		Industry
Active material	Direct measurement of quantity of active materials in anode and cathode		Lab
	Resistance		Lab
Electrons	Ah counting	Industry	

Ah counting과 OCV에 기반한 SOC 추정은 모델을 필요로 하지 않는 비교적 간단한 방법이지만, Ah Counting 방법은 초기치를 정확히 알지 못하면 에러가 누적되는 단점이 있고, OCV 방법은 셀이 안정화된 상태의 전압을 이용하기 때문에 실시간 응용에 적합하지 않다. Empirical Model 방법은 많은 실험을 필요로 하며, 파라미터를 집합을 찾는데 어려움이 있다. 그리고 FOM와 ROM의 방법은 배터리 셀을 전기화학적으로 모델링하므로 배터리의 상태추정에 있어서 정확도가 높다는 장점이 있다. 하지만 이 방법은 셀 내부의 복잡한 화학적 반응에 의해 주어지는 셀 특성 때문에 모델을 정확하게 구현하는데 매우 어려운 단점을 가지고 있고, 많은 계산 시간이 요구되기 때문에 실시간 응용에는 부적절하다 [4]. 따라서 산업체에서 선호하는 배터리 SOC 추정 방법은 전기 등가회로모델(ECM)이다[5].

2.2 LKF 방법을 사용한 배터리 SOC 추정

칼만필터는 다양한 분야에서 효과적이고 상태변수를 추정할 수 있고 누락된 정보를 추론하는 수단을 제공하기 때문에 복잡한 동적 시스템의 상태를 추정할 때 많이 사용되고 있다[6]-[7].

배터리 셀의 SOC 추정에 칼만필터가 많이 사용되고 있으나, LKF 방법을 사용하여 비선형 시스템인 배터리의 상태를 추정하는 경우에는, 주변 환경에 영향을 많이

받아 예러가 크게 발생할 수 있다[8]-[11]. Fig. 1에서 LKF 방법은 배터리의 충방전 cycle 횟수가 증가하거나 열화 및 노화 등에 의하여 배터리의 비선형성이 강해지는 충-방전중지 지점부근인 약 20%미만인 지점과 80%를 초과하는 영역에서 부정확한 배터리 SOC 추정을 나타냄을 알 수 있다.

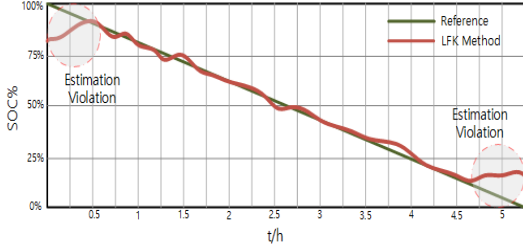


Fig. 1. SOC characteristic concept of LKF

본 논문에서는 배터리의 SOC가 비선형성을 가지는 영역에서도 SOC 추정을 정확하게 수행할 수 있는 EKF 알고리즘에 적용한 SOC 추정 방법을 제안한다[12].

2.3 EKF 방법을 사용한 배터리 SOC 추정

배터리 셀의 충-방전에서 SOC는 항상 선형적으로 나타나지 않는다. 따라서 본 논문에서는 배터리의 비선형 특성을 매 시간, 단계마다 선형화시켜 충-방전 상태를 추정하는 EKF 방법을 사용한 SOC 추정 방법을 제안한다. 이를 통해 Fig. 2와 같이 배터리의 비선형성이 강한 구간에서도 오차를 최소화 할 수 있는 방안을 모색한다.

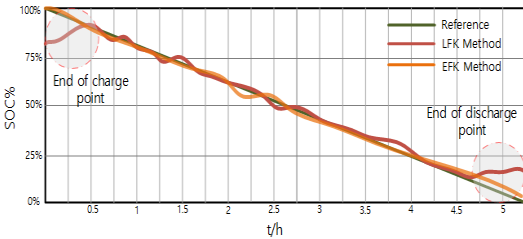


Fig. 2. SOC characteristic concept including EKF

EKF에 적용하기 위한 비선형 시스템의 이산시간 상태공간 및 출력 방정식은 식 (1), (2)와 같다.

$$x_k = f(x_{k-1}, u_k) + w_k, \quad w_k \sim N(0, Q_k) \quad (1)$$

$$y_k = h(x_k, u_k) + v_k, \quad v_k \sim N(0, R_k) \quad (2)$$

여기서, x_k 는 상태변수, z_k 는 출력벡터, w_k 는 프로세스 노이즈, v_k 는 측정 노이즈, $f(x_{k-1}, u_k)$ 는 비선형 상태변이 함수, 그리고 $h(x_k, u_k)$ 는 비선형 측정 함수를 나타낸다.

이산시간 EKF 알고리즘은 시간 업데이트(Time Update)와 측정 업데이트(Measurement Update)를 통해 다음과 같은 과정으로 실행된다[13].

- a) EKF 알고리즘을 시작하기 위해 초기값(\hat{x}_0 및 P_0)을 계산한다.
- b) 시간 업데이트에서는 이전에 계산된 추정값과 공분산 값을 가지고 현재 추정값 \hat{x}_k^- 와 오차 공분산 P_k^- 의 값을 예측한다.
- c) 측정 업데이트에서는 시간 업데이트에서 구한 예측값과 측정값의 차이를 보정해 최종 추정값을 계산한다.

시간 업데이트는 식 (3)과 (4)를 나타내고, 측정 업데이트는 식 (5) ~ (7)과 같다.

$$x_k^- = f(\hat{x}_{k-1}, u_k) \quad (3)$$

$$P_k^- = A_k P_{k-1} A_k^T + Q_k \quad (4)$$

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \quad (5)$$

$$\hat{x}_k = A_k x_k^- + K_k (y_k - h(x_k^-, u_k)) \quad (6)$$

$$P_k = (I - K_k H_k) P_k^- \quad (7)$$

여기서 $A_k = \left. \frac{\partial f(x_{k-1}, u_k)}{\partial x_{k-1}} \right|_{x_{k-1} = \hat{x}_{k-1}}$, $H_k = \left. \frac{\partial h(x_k, u_k)}{\partial x_k} \right|_{x_k = \hat{x}_k}$

이다.

3. EKF를 이용한 배터리의 SOC 추정

본 논문에서는 배터리의 비선형성이 강한 SOC<20%와 SOC>80%의 구간에서 추정 오차를 줄일 수 있는 EKF 방법에 의한 SOC 추정 알고리즘을 제안한다. 그리고 LKF와 EKF에 대한 성능을 비교 분석하여 오차를 최소화하는 방안을 제시한다.

3.1 SOC 추정 전략

배터리의 SOC는 방전 가능용량(Q_r)과 최대 충전가능용량(Q_m) 간의 비율로 정의된다. 새 배터리의 최대 충전가능용량 Q_m 은 제조사에서 정한 정격용량 Q_{rated} 와 같지만, 충·방전 횟수가 누적될수록 외부적인 요소 및 열화에 의하여 감소하게 된다. 따라서, Q_{rated} 를 기준으로 SOC를 추정하는 경우에, 배터리 충·방전 가능용량은 100%로가 될 수 없으며, SOC 추정에 대한 오차율은 크게 증가하게 된다. 따라서 본 논문에서는 기존 선행연구들과 달리 분모의 Q_{rated} 을 Q_m 으로 대체하여 배터리의 노화에 상관없이 항상 0 ~ 100%의 SOC를 갖도록 변형한다. 즉 제한한 배터리의 SOC는 식 (8)과 같이 나타난다.

$$SOC = \frac{Q_r}{Q_m} \times 100 [\%] \quad (8)$$

3.2 SOC 추정을 위한 상태 특성 평가 알고리즘

본 논문에서는 산업체에서 선호하는 모델인 ECM 방법을 사용하여 리튬이온 전지를 모델링 한다. ECM은 Fig. 3과 같이 1차 Thevenin 모델이며, 전압원, 내부저항(R_0), 전극과 전해질 사이에서 과전압 활성화를 담당하는 R-C회로(R_1, C_1)로 구성된다[14].

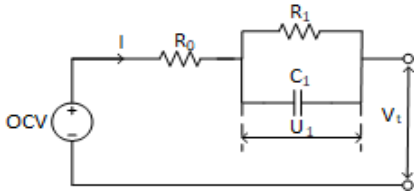


Fig. 3. 1st order Thevenin model

먼저, EKF에 적용될 배터리 셀에 대한 상태 및 출력 방정식은 다음과 같은 과정으로 나타난다. Fig. 3에서 등가회로 내 배터리의 상태특성을 구하기 위한 단자 전압은 식 (9)와 같이 계산되어진다.

$$V_i = OCV(SOC) - \left(1 - e^{-\frac{t}{R_1 C_1}}\right) I R_1 - I R_0 \quad (9)$$

여기서, V_i 는 배터리 단자전압, I 는 배터리 전류를 나타낸다.

한편, 등가회로의 배터리 단자 전압 및 각 파라미터들을 바탕으로 이산시간에서 SOC 추정을 위해 식 (9)의 배터리의 비선형 특성에 대한 차분 방정식이 필요하다. 먼저 시간 T_k 에서 샘플링 타임 Δt 가 충분히 작다면, 시간 간격 동안의 전류는 일정하다고 가정한다. 그리고 U_1 의 비선형 전압 방정식은 테일러 확장식인 $f(x) = f(x_0) + f'(x_0) \cdot (x - x_0)$ 을 사용하여 선형화 시킨 후에 시간 $k+1$ 에서의 전압에 대한 상태추정 알고리즘을 도출하면 식 (10)과 같다.

$$U_{1,k+1} = \left(1 - \frac{1}{R_1 C_1}\right) U_{1,k} + \frac{I}{C_1} \Delta t \quad (10)$$

단자 전압에 대한 연속 방정식인 식 (9)로부터 식 (10)을 적용하면, 배터리가 운용되는 샘플링 주기 동안의 전압 상태를 결정하기 위한 차분 방정식은 식 (11)과 같이 나타낼 수 있다.

$$V_{t,k+1} = OCV_k - U_{1,k} \left(1 - \frac{\Delta t}{R_1 C_1}\right) - I \left(R_0 - \frac{\Delta t}{C_1}\right) \quad (11)$$

샘플링 주기 Δt 동안의 SOC는 배터리로부터 방전되거나 충전되는 전류와 Q_m 에 의하여 식 (12)와 같이 계산되어진다. 이때 배터리가 방전될 때에는 우변항의 부호는 +가 되고 충전 시에는 -부호로 나타내어진다.

$$SOC_{k+1} - SOC_k = -\frac{I \Delta t}{Q_m} \quad (12)$$

식 (9) ~ 식 (12)를 통해 최종적으로 칼만필터에 적용될 시스템의 상태공간 방정식 및 출력방정식은 각각 식 (13)과 식 (14)와 같이 나타난다.

$$\begin{bmatrix} SOC_{k+1} \\ U_{1,k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 - \frac{\Delta t}{R_1 C_1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SOC_k \\ U_{1,k} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\frac{\Delta t}{Q_m} \\ \frac{\Delta t}{C_1} \end{bmatrix} I_k \quad (13)$$

$$V_{t,k} = \left[\frac{\partial OCV(SOC)}{\partial SOC} \Big|_{SOC_k} \frac{\Delta t}{R_1 C_1} \right] \quad (14)$$

$$\left[\begin{matrix} SOC_k \\ U_{1,k} \end{matrix} \right] - \left(R_0 - \frac{\Delta t}{R_1 C_1} \right) I_k + OCV_0$$

3.3 SOC 추정을 위한 성능평가 시뮬레이터 구현

배터리 등가모델의 모든 저항 및 커패시터는 SOC, 전류 방향, 온도, 노화 및 기타 동작 조건에 따라 달라진다. 따라서 본 논문에서는 제안한 배터리의 상태추정 알고리즘의 유용성을 검증하기 위하여, Fig. 4와 같이 배터리 성능특성 분석 시뮬레이터를 구현하여 R_0 , R_1 및 C_1 의 파라미터에 대한 추정 및 배터리의 SOC-OCV 특성을 분석한다.

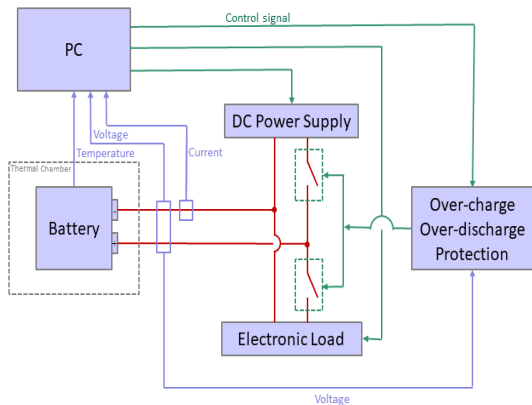


Fig. 4. Schematic of the battery test simulator

3.4 등가모델 파라미터의 오프라인 추정

등가회로의 파라미터는 오프라인 및 온라인 추정 방법으로 식별할 수 있는데, 본 논문에서는 R_0 , R_1 및 C_1 의 매개 변수에 대한 추정을 다음과 같이 오프라인 실험을 통해 도출하였다.

배터리 셀의 사양은 Table 2와 같이 배터리의 공칭 용량은 15.7Ah, 작동 전압은 3.73V, 방전 및 충전 차단 전압은 2.5V 및 4.15V이고, 실험에 적용된 온도 조건은 STC(Standard Test Condition)인 25°C로 설정하였다.

Table 2. The battery specification

Classification	Condition	Classification	Condition
Battery Type	186520-26F NCM	Final discharging voltage	2.5V
Operation Voltage	3.73V	Full charging voltage	4.15V
Nominal Capacity	15.7Ah	Temp	25°C (STC)

먼저 배터리는 완전히 충전된다. 그런 다음 일정한 펄스 전류가 적용되고 배터리가 거의 완전히 방전될 때까지 단자 전압 응답이 측정된다. 배터리의 -파라미터를 도출하기 위한 실험은 Fig. 5와 같으며, 각각의 펄스는 1/10 C-rate(1.75A)에서 1시간 동안 방전되고, 4시간 동안 이완된다.

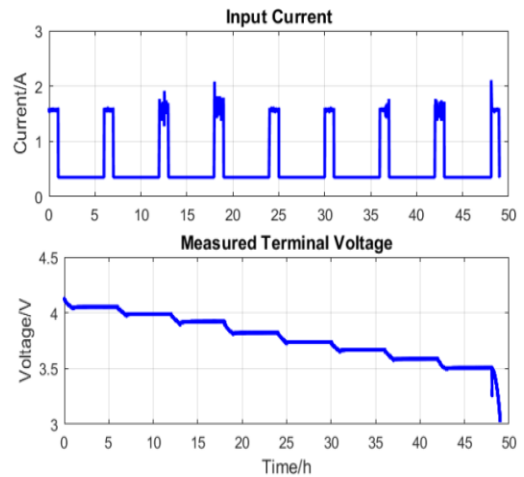


Fig. 5. Offline measurement of model parameters using current pulse discharging

펄스 전류가 인가되면 순간적으로 전압강하가 발생하는데, 이 전압 강하는 내부저항 R_0 에 의해 유발된다. 저항 값 R_0 는 전압 강하를 전류의 크기로 나누어 간단히 구한다. 나머지 전압 변화는 병렬로 연결된 R_1 과 C_1 에 의해 발생한다. 4시간의 휴지 기간이 지나면, 배터리가 평형 상태에 도달했다고 가정하며, 이 때 측정된 단자 전압은 특정 SOC에서의 OCV와 같게 된다.

오프라인 실험을 통해 칼만필터에 적용될 등가회로 모델의 파라미터는 각 SOC에 대한 평균값을 적용하였으며 그 값은 Table 3과 같다.

Table 3. Parameter values by the experiments

Parameter	value
R_0	0.0020
R_1	0.008
C_1	3.435e+08

오프라인 실험을 통한 SOC-OCV 관계는 Fig. 6과 같이 도출되었다.

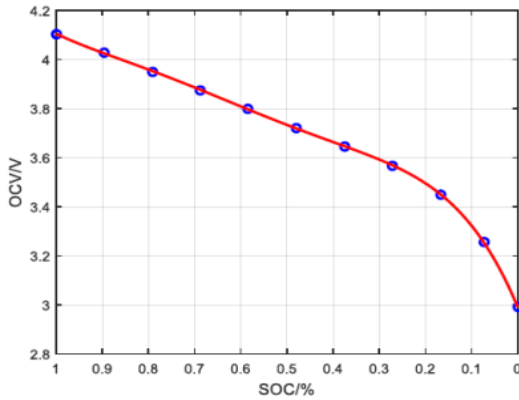


Fig. 6. SOC-OCV relationship

4. 시뮬레이션 결과 및 분석

4.1 시뮬레이션 조건

본 장에서는 배터리의 충방전이 불규칙하게 운용될 경우에, 제안한 SOC 상태추정 평가 알고리즘이 기존의 방법보다 정확한 배터리의 SOC추정하기 위한 유용한 방법임을 입증한다. 기존 방법과 제안한 방법에 의한 배터리의 상태특성을 비교하기 위하여, Table 4와 같이 두 가지의 조건으로 시뮬레이션 분석을 수행하였다. Case I에서는 기존 방법인 Ah-counting법과 LFK에 의한 배터리의 상태추정에 대한 특성분석을 실시하였다. Case II에서는 Case I에서 분석한 기존 방법과 제안한 EFK에 의한 배터리의 상태추정 결과를 비교분석하였다. 여기에서 Case I과 Case II에서 상태추정은 100%의 방전심도에서 수행하였다.

Table 4. Simulation condition

classification	Test condition	Adapted AL I	Adapted AL II	Adapted AL III
Case I	SOC full dischg/chg	Ah counting	LKF	-
Case II	SOC full dischg/chg	Ah counting	LKF	EFK

note) AL: Algorithm, dischg: discharging, chg: charging

4.2 Ah counting 방법과 LFK 방법에 의한 상태추정 비교 분석

Case I에 의한 시뮬레이션 분석에서는 Ah-counting에 의한 실제 SOC 특성과 LFK에 의한 배터리의 SOC추정에 대한 특성을 비교 분석한다. 실제 배터리의 SOC를 측정하기 위하여, KBIA의 기준을 바탕으로 일정 전류로 100%까지 충전 한 후, 3시간의 휴지기간을 걸쳐 시험기준에서 제시한 3A(0.2C)로 방전시켰다. 여기에서 Ah counting 방법으로 SOC를 구하기 위한 배터리의 측정요소는 단자 전압, 단자 전류 및 배터리 표면 온도로 결정된다. 위의 방법에 의한 시뮬레이션 결과, Fig. 7과 같이 일정 전류로(3A(0.2C))로 배터리를 방전시킨 경우 선형적으로 배터리가 방전하는 특성을 보임을 알 수 있다.

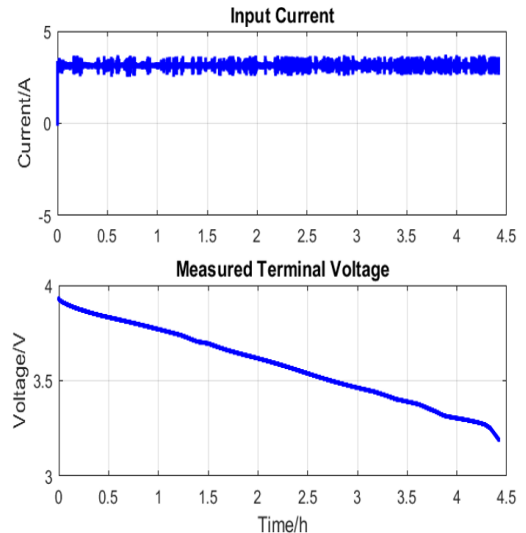


Fig. 7. Battery input current and terminal voltage

측정된 배터리 단자 전압 및 전류 데이터를 LFK 방법에 적용하여 SOC의 상태를 추정된 결과, Fig. 8과 같이 실제 배터리의 전압, 전류 특성에 따른 SOC 특성과

LFK 방법에 의한 상태추정이 목표로 하는 5%이내에서 안정적으로 동작함을 알 수 있다. 하지만 SOC<20%와 SOC>80%의 구간에서는 실제 전압, 전류 특성으로부터 목표로 하는 5% 이상의 큰 오차를 보임을 확인할 수 있다. 따라서 향후 폐배터리 및 전기차용 배터리의 사용이력을 바탕으로 배터리의 특성을 추정하는데 있어서, 정확한 용량 및 사용연한에 대한 판별이 어려울 수 있음을 알 수 있다.

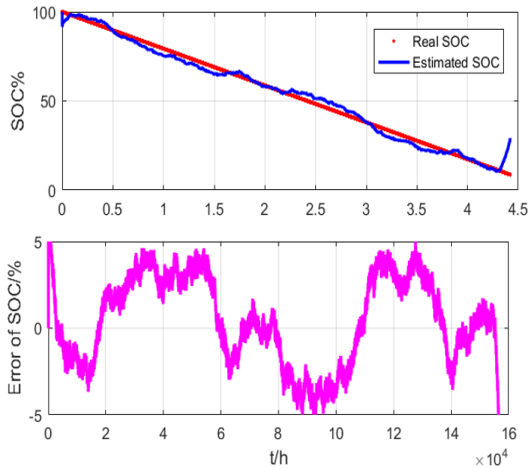


Fig. 8. SOC estimation results by LKF at multiple cycles

4.3 EFK 방법에 의한 상태추정 비교 분석

일반적으로 배터리의 동작 특성을 반영한 등가회로의 구성요소는 비선형 특성을 갖는 저항 및 커패시터로서, 이들은 SOC, 전류 방향, 온도 및 배터리의 노화 정도에 영향을 주게 된다. 이에 따라 LKF 방법으로 배터리의 상태를 추정하는 경우, 비선형특성을 보이는 충전상한점과 방전종지점의 20% 구간에 대해서는 정확한 상태를 추정하지 못 할 수 있다. 즉 LKF에 의한 SOC를 추정함에 있어서, 상·하한치의 20% 영역대 에서도 선형 시스템을 가정하여 결정되기 때문에 정확한 추정이 어려워지게 된다. 따라서 본 논문에서는 SOC-OCV의 비선형 관계가 비교적 큰 SOC<20% 구간 및 SOC>80% 구간에 대하여 추정오차를 줄이기 위하여 EKF에 의한 배터리의 SOC 추정 알고리즘을 적용하였다.

측정된 배터리 단자 전압 및 전류 데이터를 EFK 방법에 적용하여 SOC의 상태를 추정한 결과, Fig. 9와 같이 실제 SOC 특성과 EFK 방법에 의한 상태추정이 전 구간에서 5% 이내의 오차이내로 동작함을 확인하였다.

즉 본 논문에서 제안한 방법으로 SOC를 추정하는 경우, SOC<20% 구간 및 SOC>80% 구간에서 SOC 추정 오차를 효과적으로 감소시킨다는 것을 알 수 있었다.

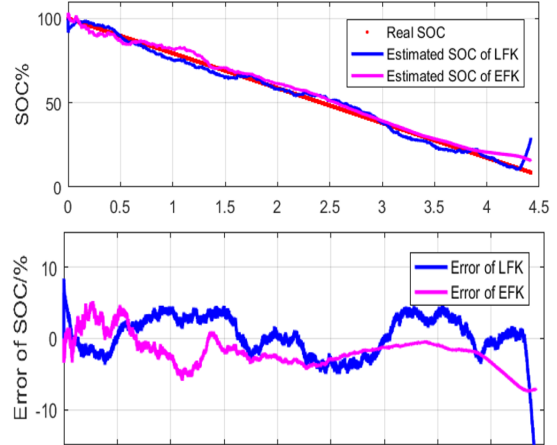


Fig. 9. The results of EKF and LKF

이에, 향후 폐배터리 및 전기차용 배터리의 사용이력을 바탕으로 배터리의 특성을 추정하는데 있어서, 정확한 용량 및 사용연한에 대한 정확한 판별이 가능함을 알 수 있음을 확인하였다.

5. 결론

본 논문에서는 EV용 배터리의 충방전 상태를 정확하게 추정하고 안정적으로 평가하기 위하여, 비선형성을 가지는 출력특성을 단계마다 선형화시켜 상태를 평가하는 EKF를 활용한 배터리 상태추정 알고리즘을 제안하였고, 실험 결과를 통해 배터리 SOC 전 영역에서 5% 미만의 오차율을 보였다. 주요 결과를 요약하면 다음과 같다.

- (1) 배터리의 비선형성이 강한 SOC<20% 구간 및 SOC>80% 구간에 대해 SOC 추정 오차를 줄이기 위해 EKF 알고리즘을 적용하였다. 이를 위하여, 배터리의 등가회로 모델을 1차 Thevenin 모델로 설정하였고, 실험을 통해 칼만필터에 적용될 모델의 SOC-OCV 관계 및 파라미터 값을 도출하였다.
- (2) 실험을 통해 LKF를 이용한 SOC 추정 및 고정밀

CT를 사용한 Ah counting에 의한 SOC 추정을 비교한 결과 대부분의 구간에서 5% 미만의 오차를 보였으나, SOC<20% 구간 및 SOC>80% 구간에서는 상당한 오차율(10% 이상) 보임을 확인할 수 있었다. 이는 LKF가 비선형성이 강한 SOC 범위에서(SOC<20%, SOC>80%) 더 이상 유효하지 않은 선형 시스템을 가정하여 결정되기 때문이며, 비선형 구간의 오차를 줄이기 위해 실시간 구현이 가능하고 모델의 오차보정과 노이즈에 강인한 특성을 가지고 있는 EKF 알고리즘을 적용하였다.

- (3) EKF를 적용한 결과, 실험 결과를 통해 배터리 SOC 전 영역에서 5% 미만의 오차를 보였다. 특히, LKF를 적용하였을 때 오차가 컸던 구간에 대해, EKF가 SOC 추정 오차를 효과적으로 감소시킨다는 것을 확인할 수 있었다.
- (4) 따라서, 향후, 배터리 및 전기차용 배터리의 사용 이력을 바탕으로 배터리의 특성을 추정하는데 있어서, 본 논문에서 제안한 SOC추정 알고리즘을 적용한다면, 정확한 용량 및 사용연한에 대한 정확한 판별이 가능함을 알 수 있었다.

Carolina at Chapel Hill, 2001.

- [7] F. L. Lewis, L. Xie, and D. Popa, "Optimal and Robust Estimation with an Introduction to Stochastic Control Theory" CRC Press, 2003.
- [8] R. E. Kalman and R. S. Busy, "New results in linear filtering and prediction theory," ASME Journal of Basic Engineering, Series D, vol. 83, pp. 95-108, 1961. DOI: <https://doi.org/10.1115/1.3658902>
- [9] R. G. Brown and P. Y. C. Hwang, "Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering", John Wiley and Sons, 1985.
- [10] J. B. Burl, Linear Optimal Control, Addison Wesley, Menlo Park, California, 1999.
- [11] F. L. Lewis and V. L. Syrmos. "Optimal Control, Second Edition", John Wiley and Sons, New York, 1995.
- [12] G. Plett, "Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPBbased HEV battery packs: Part 3. State and parameter estimation", Journal of Power Sources, vol. 134, pp. 277-292, 2004. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2004.02.031>
- [13] D. Jwo and F. Chuang, "Adaptive Kalman Filter for Navigation Sensor Fusion", National Taiwan Ocean University, Sensor Fusion and its Applications, 2010.
- [14] Hongwen He, Rui Xiong, and Jinxin Fan, "Evaluation of Lithium-Ion Battery Equivalent Circuit Models for State of Charge Estimation by an Experimental Approach," J. Energies, vol. 4, pp 582-598, ISSN 1996-1073, March 2011. DOI: <https://doi.org/10.3390/en4040582>

Reference

- [1] L. Lu and X. Han, "A review on the key issues for lithium-ion battery management in electric vehicles", Journal of power sources, vol. 226, pp. 272-288, 2013. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2012.10.060>
- [2] B. Xia and C. Chen, "A novel method for state of charge estimation of lithium-ion batteries using a nonlinear observer", Journal of power sources, vol. 270, pp. 359-366, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.07.103>
- [3] S. Piller, M. Perrin, and A. Jossen, "Methods for state-of-charge determination and their applications", Journal of power sources, vol. 96, pp. 113-120, 2001. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0378-7753\(01\)00560-2](https://doi.org/10.1016/S0378-7753(01)00560-2)
- [4] R. Klein, N. A. Chaturvedi, and J. Christensen, "Electrochemical model based observer design for a lithium-ion battery", IEEE Transactions on Control Systems Technology, vol. 21, pp. 289-301, 2012. DOI: <https://doi.org/10.1109/TCST.2011.2178604>
- [5] B. Y. Liaw and G. Nagasubramanian, "Modeling of lithium ion cells-A simple equivalent-circuit model approach", Solid State Ionics, vol. 175, pp. 835-839, 2004. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ssi.2004.09.049>
- [6] G. Welch and G. Bishop, "The Introduction to the Kalman Filter", Course Note of University of North

유 경 상(Kyung-Sang Ryu)

[정회원]



- 2007년 8월 : 한국기술교육대학교 전기공학과 졸업
- 2013년 2월 : 한국기술교육대학교 전기공학과 졸업(석사)
- 2013년 2월 ~ 현재 : 한국에너지기술연구원

<관심분야>

operation of power distribution systems, energy storage system and power quality

김 병 기(Byungki Kim)

[정회원]



- 2008년 2월 : 한국기술교육대학교 전기공학과
- 2012년 2월 : 한국기술교육대학교 전기공학과 (석사)
- 2015년 8월 : 한국기술교육대학교 전기공학과 (박사)
- 2017년 7월 ~ 현재 : 한국에너지기술연구원

<관심분야>

operation of power distribution systems, dispersed storage, generation systems and power quality

김 대 진(Dae-Jin Kim)

[정회원]



- 2007년 2월 : 서울과학기술교육대학교 기계설계자동화공학과
- 2009년 8월 : 서울과학기술교육대학교 메카트로닉스공학과 (석사)
- 2009년 8월 ~ 2014년 6월 : 대우조선해양
- 2010년 6월 ~ 2013년 12월 : 독일 DeWind
- 2014년 7월 ~ 현재 : 한국에너지기술연구원

<관심분야>

control system design and Power-Hardware-In-Loop Simulator

장 문 석(Moon-Seok Jang)

[정회원]



- 1984년 2월 : 한양대학교 기계공학과
- 1987년 2월 : 한양대학교 기계공학과 (석사)
- 1994년 2월 : 한양대학교 기계공학과 (박사)
- 1994년 8월 ~ 현재 : 한국에너지기술연구원

<관심분야>

microgrids, distribution network

고 희 상(Hee-Sang Ko)

[정회원]



- 1996년 2월 : 제주대학교 전기공학과
- 2000년 2월 : Pennsylvania State 대학원 전기공학과 (석사)
- 2006년 12월 : Univ. of British Columbia 대학원 전기컴퓨터공학과 (박사)
- 2006년 12월 ~ 2006년 7월 캐나다 PowerTech Lab
- 2008년 3월 ~ 2013년 3월 삼성중공업 풍력발전사업부 파트장
- 2013년 4월 ~ 현재 : 한국에너지기술연구원

<관심분야>

microgrids, distribution network, power systems stability, control design, and system identification

김 호 찬(Ho-Chan Kim)

[정회원]



- 1987년 2월 : 서울대학교 제어계측공학과 (공학사)
- 1989년 2월 : 서울대학교 제어계측공학과 (공학석사)
- 1994년 2월 : 서울대학교 제어계측공학과 (공학박사)
- 1995년 9월 ~ 현재 : 제주대학교 전기공학과 교수

<관심분야>

microgrids, renewable energy control, EV battery modeling and optimization, grounding systems design