

전기자동차 배터리팩 수명 개선을 위한 확장 칼만 필터 기반 원통형 리튬이온 멀티 셀의 SOC 추정

남은택, 정의현, 권용성*
한동대학교 기계제어공학부

SOC Estimation of Cylindrical Lithium-Ion Multi-Cell Based on Extended Kalman Filter for Improving the Life of EV Battery Pack

Euntaek Nam, Uihyeon Jeong, Youngsung Kwon*

Department of Mechanical and Control Engineering, Handong Global University

요약 전기자동차의 배터리 관리 시스템(BMS: Battery Management System)은 배터리의 안전 및 효율적 운용을 최적으로 관리하는 기능을 수행한다. 배터리의 충전상태(SOC: State of Charge)는 배터리 셀의 내부 상태와 수명에 관한 정보를 나타낼 수 있으므로, BMS의 배터리 운용에 있어 중요한 지표가 될 수 있다. 게다가, 배터리 셀 간에 발생하는 에너지 불균형을 해결하기 위해서는 배터리 SOC 정보가 필요하다. SOC 추정 관련 기존의 연구에서는 배터리 셀의 내부 파라미터 특성을 시뮬레이션을 통해 모델링하여 분석하거나, 혹은 단일 셀만을 이용하여 SOC 추정 연구가 진행됐다. 하지만, 기존의 연구 방법은 실제 수천 개의 셀로 이루어진 배터리 팩에서 발생하는 누설전류 및 에너지 불균형 등의 요인들이 관찰되지 않아 정확한 SOC를 추정하는 데 있어 한계가 존재한다. 본 논문에서는 전기자동차 원통형 배터리의 SOC 추정 정확도를 향상시키기 위해 배터리팩 내부의 모듈을 멀티 셀로 모사하여 SOC를 추정하고 실제 BMS 환경에서 발생 가능한 문제 요인들을 제시한다. 멀티 셀 SOC 추정을 위해 셀 등가회로 모델링 및 단계별 파라미터 추출시뮬을 진행했으며 이를 바탕으로 확장 칼만 필터를 사용하여 SOC를 추정했다. 추정 결과, SOC의 초기 단계를 제외한 모든 구간에서 1% 미만의 미세한 오차를 보였으며, 전체 구간의 평균 제곱근 오차는 0.2475%로 높은 정확도를 보였다. 본 논문에서 제시한 멀티 셀 기반 SOC 추정방법은 실제 BMS 환경에서 발생할 수 있는 문제점들을 개선할 수 있는 하드웨어 설계와 정확한 SOC 추정 및 셀 간 에너지 밸런싱을 통한 배터리 수명 개선에 기여할 것으로 기대된다.

Abstract The battery management system (BMS) of an electric vehicle functions by optimizing the safety management and efficient operation of the battery. Because the SOC estimation of a battery can provide information on the internal state and lifespan of a battery cell, it is essential in BMS operation. Furthermore, battery SOC information is required to resolve the energy balance that occurs between cells. In previous studies related to SOC estimations, internal parameter characteristics of battery cells were modeled and analyzed through a simulation, or SOC estimations were conducted using only a single cell. On the other hand, existing methods have limitations in accurately estimating the SOC because factors present in a battery pack consisting of thousands of battery cells, such as leakage current and energy imbalance, are not observed. This paper proposes possible problem factors in an actual BMS environment by assuming modules inside a battery pack as a multi-cella to improve the SOC estimation accuracy of cylindrical battery cells for electric vehicles. The cell equivalent circuit modeling and step-by-step parameter extraction were performed. Based on this, the SOC was estimated using an extended Kalman filter. As a result of the estimation, all sections except the initial stage of SOC showed an error of less than 1%, and an average of root mean square error in the entire section showed a high accuracy of 0.2475%. The proposed method contributes to hardware design that can mitigate problems arising in actual BMS environments and provide accurate SOC estimations and energy balancing methods.

Keywords : BMS, Battery, SOC Estimation, Electric Vehicle, Extended Kalman Filter

본 논문은 한국수력원자력(주)의 지원으로 수행된 연구임.

*Corresponding Author : Youngsung Kwon(Handong Global Univ.)

email: youngsungkwon@handong.edu

Received July 13, 2022

Revised September 7, 2022

Accepted October 7, 2022

Published October 31, 2022

1. 서론

최근 환경오염과 기후변화 문제로 탄소 배출 기준이 강화되면서 세계 전기자동차 시장점유율이 증가하고 있다[1]. 전기자동차의 수요가 증가함에 따라 전기자동차에 탑재되는 리튬이온 배터리팩 관리의 중요도도 높아지고 있으며, 이에 따라 효율적인 배터리 관리를 통해 배터리의 안전성과 수명을 개선하는 연구들이 활발히 진행되고 있다[2].

전기자동차의 배터리팩에는 수천 개의 리튬이온 배터리가 직·병렬 구조로 결합되어 있는데, 각 배터리 셀의 전기적 정보를 수집하고, 셀 간의 에너지 밸런싱을 통해 배터리의 안정성과 효율성을 보장하는 배터리 관리 시스템(BMS: Battery Management System, 이하 BMS)의 역할이 중요하게 여겨진다[3]. BMS는 배터리의 안정성 및 효율적 충·방전 동작을 위해 배터리의 전압, 전류, 충전상태(SOC: State of Charge, 이하 SOC), 그리고 건강상태(SOH, State of Health, 이하 SOH)를 실시간 모니터링한다. SOC는 배터리가 완전히 충전되었을 때 저장 가능한 최대 용량 대비 사용 가능한 용량으로 정의된다[4].

정확한 SOC의 추정정보는 충·방전 시 비선형성을 나타내는 배터리가 안전영역 안에서 동작하게 함으로써 배터리를 보호하고 수명개선에 기여할 수 있다[5]. 하지만, 차량에 탑재되는 배터리팩에서 SOC 상태를 직접 측정하는 것은 불가능하므로 배터리의 전압과 전류 측정을 통해 SOC를 간접적으로 추정해야 한다[6].

배터리 SOC 추정 연구의 대표적인 방법으로는 개방 회로 전압(OCV: Open Circuit Voltage, 이하 OCV) 측정법과 배터리의 충·방전 전류를 시간에 대해 적분하여 SOC를 추정하는 전류적산법(Ampere Counting Method), 그리고 모델기반의 추정방법인 확장 칼만 필터(EKF: Extended Kalman Filter, 이하 EKF)가 있다[7]. OCV 측정법과 전류적산법은 배터리의 등가회로 모델링이 필요하지 않기 때문에 비교적 간단한 방법이지만, 배터리 안정화를 위한 휴지기 및 초기 SOC 오차로 인해 실시간 추정과 오차 누적에 대한 어려움이 존재한다[8]. EKF는 배터리 모델링을 기반으로 한 SOC 추정방법으로, 실시간 구현이 가능하고, 다른 비선형 필터에 비해 빠른 연산속도를 가진다는 장점이 있다[9]. EKF 기법은 배터리의 충·방전 시 나타나는 비선형 특성에도 불구하고 자코비안 함수(Jacobian function)를 이용한 선형화 과정을 통해 SOC를 추정할 수 있다[10]. 하지만,

EKF 알고리즘은 배터리의 등가회로 모델과 모델 내부 파라미터, 그리고 배터리 셀 전압 및 전류 값의 영향을 받는데 이에 대해 오차가 누적될수록 SOC 추정 정확도가 낮아지는 경향을 보인다[11].

기존의 SOC 추정 관련 연구들은 실제 배터리 셀을 테스트하지 않고 시뮬레이션 환경에서 배터리를 모델링하여 분석하거나, 단일 셀만을 이용하여 SOC를 추정하는 연구들이 지속적으로 진행되어왔다. 하지만 이러한 방법은 실제 BMS 환경에서 발생할 수 있는 누설전류 및 에너지 불균형으로 인한 셀 간의 SOC 오차를 확인하기 어려운 단점이 존재한다. 예를 들어, 테슬라 모델 S 전기자동차의 경우에는 7,104개의 배터리 셀이 탑재되는데, 444개의 셀이 직·병렬 구조로 모듈 단위를 이루고, 16개의 배터리 모듈이 배터리팩을 구성한다[12]. 수많은 셀로 이루어진 배터리팩은 각 셀의 내부저항, 용량, 그리고 누설되는 전류 값이 다르기 때문에 내부 셀들의 에너지 불균형이 발생할 수 있다[13]. 따라서 배터리 단일 셀의 SOC 추정과 시뮬레이션 환경 안에서의 분석은 실제 자동차에 들어가는 수천 개의 배터리 셀 SOC를 정확하게 추정한다고 보기는 어렵다.

본 논문에서는 전기자동차에 탑재되는 배터리팩 내부의 모듈을 멀티 셀로 모사하여 SOC를 추정하고 실제 BMS 환경에서 발생 가능한 문제 요인을 제시한다. 배터리팩을 구성하기 위해 4개의 원통형 배터리 셀을 모듈로 모사하여 전류의 누설과 측정 과정에서 발생하는 노이즈를 최소화하는 회로를 설계하고, 배터리 셀 모델링 및 단계별 내부 파라미터 추출을 진행하여 EKF 기법 기반 멀티 셀 SOC 추정방법을 제안한다. 추정 결과, SOC 오차는 초기 단계를 제외한 모든 구간에서 1%보다 낮았으며 평균 제곱근 오차(RMSE: Root Mean Square Error, 이하 RMSE)는 0.2475%로 높은 정확도를 보였다. 본 논문에서 제안한 멀티 셀 기반 SOC 추정은 실제 BMS 환경에 영향을 줄 수 있는 문제 요인들을 고려한 회로 설계와 SOC 추정 개선 및 셀 에너지 밸런싱을 통한 배터리 수명개선에 기여할 것으로 기대된다.

본 논문의 2장에서는 배터리 등가회로 선형과 모델링 방법 그리고 단계적 파라미터 추출방법을 설명하고 이를 위한 멀티 셀 회로의 하드웨어 설계 및 내부 파라미터 추출과정을 기술한다. 다음으로 EKF 기법을 사용하여 멀티 셀의 SOC 추정방법을 설명하고 추정된 SOC 결과를 분석한다. 마지막으로 3장에서는 연구에 대한 결론을 내린다.

2. 본론

2.1 배터리 셀 등가회로 모델링

배터리 셀 SOC를 추정하기 위해서는 배터리의 정적 및 동적 특성을 잘 반영할 수 있는 모델이 필요하다. 배터리의 전기적 특성을 반영하는 등가회로 모델은 저항과 커패시터, 전압원이 회로를 구성하여 배터리의 동적 특성을 나타낸다[14]. 등가회로 모델에는 테브닌(Thevenin), 린트(Rint), PNGV(PNGV: Partnership for a New Generation of Vehicle, 이하 PNGV) 그리고 다중 차수 모델이 있는데, 이 중 테브닌 1차 등가회로는 비교적 구조가 간단하고 배터리의 동작 특성을 반영하여 구현하기 쉽다는 장점이 있다[15]. 본 논문에서는 Fig. 1의 테브닌 1차 등가회로를 선정하여 배터리 셀을 모델링했다.

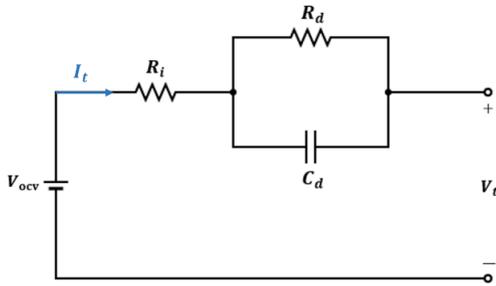


Fig. 1. First order Thevenin equivalent circuit model

Fig. 1의 등가회로 모델은 개방회로 전압을 나타내는 V_{ocv} 와 배터리 전압의 빠른 응답 특성을 표현하는 내부 저항 R_i , 두 도체의 전기분극에 의한 정전용량 C_d , 그리고 전해액과의 접촉에 의해 생성된 확산저항 R_d 로 구성을 이룬다[16]. I_t 는 부하 연결 시 방전되는 전류를 나타내고 V_t 는 배터리 셀의 단자전압을 나타낸다.

EKF 기법에 적용되는 V_t 는 Eq. (1)과 같이 계산된다. Fig. 1의 파라미터 R_i , R_d , 그리고 C_d 의 계산방법은 이전의 연구에서 제안된 방법을 참고한다[8].

$$V_t = V_{ocv} - (R_i + R_d) \times I_t \quad (1)$$

Where V_t denotes the terminal voltage of the battery, V_{ocv} denotes the OCV voltage which means the voltage after relaxation period, R_i denotes the internal resistance, R_d denotes the diffusion resistance, C_d denotes the diffusion capacitance, and I_t denotes the discharge current

2.2 파라미터 추출 시험

2.2.1 SOC 추정을 위한 시험 환경 구축

본 논문에서 사용되는 멀티 셀의 파라미터 추출시험과 SOC 추정을 위해 사용된 장치들은 Table 1과 같다. 멀티 셀의 전압과 전류를 측정하기 위해 2개의 DAQ 보드를 차동 연결하여 데이터를 실시간으로 측정할 수 있도록 구성했으며, 소프트웨어로는 MATLAB R2020b 버전을 활용하여 데이터를 기록했다.

Table 1. Equipments used in the experiment

Equipment	Model Name
NI DAQ	NI USB-6009
DC Power supply	GW Instek GPS-3303
Electric load	LF10000-C
Software	MATLAB R2020b

2.2.2 배터리 셀

시험 대상으로는 삼성 SDI INR18650-35E 배터리가 사용됐으며, 사양은 Table 2와 같다. 배터리 용량은 충방전 사이클 수가 증가함에 따라 내부물질 사이의 화학 반응으로 인해 감소한다[17]. 본 논문에서는 수차례 사용된 배터리의 노화 상태를 반영하기 위해 사이클 수명(Cycle Life)을 1 C-rate 기준 3,400 mAh보다 작은 3,260 mAh로 고려했다.

Table 2. Samsung SDI INR18650-35E specifications

Item	Specification
Standard discharge capacity	3,350[mAh]
Charging voltage	4.2[V]
Discharge cut-off voltage	2.65[V]
1 C-rate	≤ 3,400[mAh]

2.2.3 멀티 셀 하드웨어 설계

Fig. 2는 멀티 셀 파라미터 추출시험 회로 구성을 나타낸다. Fig. 2(a)는 EKF 기법 사용 SOC 추정을 위한 전체 시스템 개요도이며, Fig. 2(b)는 실험에 사용된 4개의 멀티 셀 방전 및 전압, 전류 측정 회로를 나타낸다.

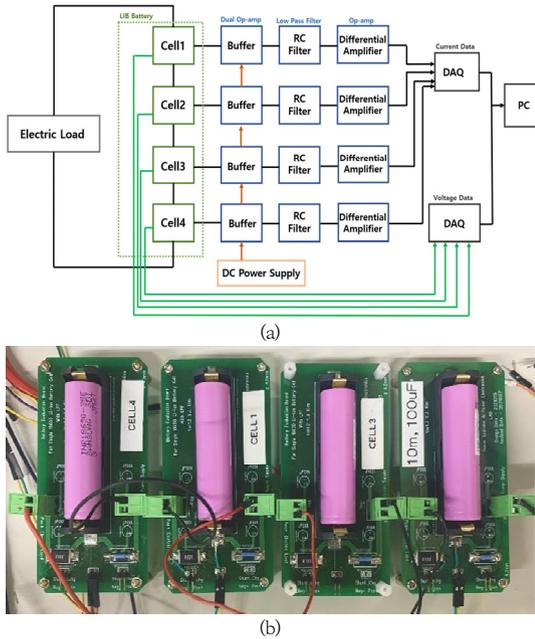


Fig. 2. Multi-Cell circuit Hardware Design
 (a) Designed circuit schematic
 (b) Multi-cell Connected in Series

Fig. 2(a)의 전자부하(Electric load)는 멀티 셀과 연결되어 전류를 공급해주는 역할을 한다. 배터리 방전 시험이 진행되는 동안 배터리 전류 측정 과정에서 발생하는 노이즈를 최소화하기 위해 저주파 통과 필터(LPF: Low Pass Filter, 이하 LPF)를 설계했고, 각 셀의 전류 측정 및 연결부위단의 누설전류를 차단하기 위해서 듀얼 연산 증폭기(Dual Op-amp)를 버퍼(Buffer)로 설계하여 회로를 구성했다. 전류 데이터 값은 배터리 셀에 연결된 PCB 기판에 션트저항(Shunt resistor)을 삽입하고 차동 증폭기를 거쳐 측정되도록 설계했다.

2.3 멀티 셀 파라미터 값 분석

EKF 기법 활용 SOC 추정에는 배터리 셀 내부 파라미터 값이 필요하므로 정확한 배터리 셀 파라미터 추출이 선행되어야 한다. 본 논문에서는 멀티 셀의 파라미터 값을 0.5 C-rate로 360 s 동안의 방전과 3000 s의 휴지 시간을 거쳐 1회 완전 방전 동안 20번의 구간을 나누어 파라미터를 추출했다. Table 3과 Fig. 3은 방전 사이클을 총 5회 반복한 멀티 셀의 내부 파라미터들의 평균값을 나타낸 것이다.

Table 3. Multi-Cell parameter mean values

SOC[%]	Ri	Rd	Cd
5	0.069637	0.040366	15089.58
10	0.066582	0.021491	29858.44
15	0.062788	0.029504	20747.38
20	0.059515	0.025450	24423.33
25	0.062542	0.029572	22729.07
30	0.056350	0.032339	19210.38
35	0.059898	0.038188	15830.97
40	0.060583	0.035682	16889.47
45	0.060076	0.028120	21685.50
50	0.061487	0.024409	25097.55
55	0.061911	0.024203	25552.22
60	0.059515	0.028915	21437.41
65	0.060775	0.038435	15744.57
70	0.059871	0.034093	17862.40
75	0.062076	0.034901	17330.59
80	0.060843	0.039393	15387.52
85	0.060665	0.030778	19746.34
90	0.062624	0.021792	28285.77
95	0.063857	0.021792	28285.77

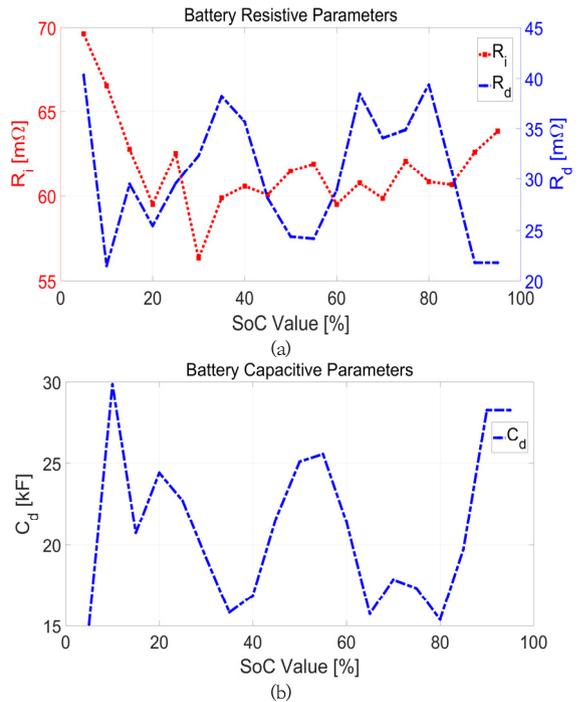


Fig. 3. Parameter Extraction Result

Fig. 3(a)의 R_i 의 경우 배터리 방전 시 SOC 20% ~ 80% 구간에서 편차가 작게 나타난다. R_i 는 V_i 의 크기 변화를 통해 계산되므로, SOC가 20% 미만인 비선형구간에서 R_i 의 값은 급격히 증가하는 추세를 보인다. Fig.

3(a)와 Fig. 3(b)의 R_d 와 C_d 의 경우 전체 구간에서 파라미터들의 편차가 R_i 에 비해 비교적 큰 경향이 관찰됐다. 이때 R_d 는 휴지 기간동안 변화하는 전압의 값으로 계산되며, C_d 는 휴지기와 앞서 계산된 R_d 를 통해 계산된다. 본 논문의 파라미터 추출시험 결과와 같이 배터리 내부 파라미터는 배터리 셀의 특성에 따라 SOC가 변화할 때 값이 달라진다. 이는 EKF 기법을 사용하여 SOC를 추정할 때 SOC의 전 구간에서 동일한 파라미터 값을 사용하는 것이 아니라 SOC의 5 %마다 파라미터 값을 업데이트하여 사용해야 함을 확인할 수 있다.

2.4 멀티 셀 SOC 추정

2.4.1 확장 칼만 필터 적용

배터리 셀 SOC 추정 시 사용되는 EKF 기법은 노이즈에 강인하다는 점과 초기 SOC를 알 수 없는 경우에도 추정이 가능하므로 비선형시스템에 대표적인 추정기법으로 사용된다[18]. EKF를 적용하기 위해서는 배터리 셀의 상태 공간 및 관측 모델로 구성되는 EKF의 동적 모델이 필요하며, 이는 Eq. (2)와 Eq. (3)으로 표현할 수 있다. Eq. (2)는 배터리의 SOC 및 확산전압 V_d 을 상태변수로 포함하는 $k-1$ 시점의 상태벡터 x_{k-1} 를 현재 시점인 k 로 전이시키는 비선형 상태 변이 함수 $f(x_{k-1}, u_{k-1})$ 를 포함한다. Eq. (3)은 x_k 를 관측벡터 y_k 로 전이시키는 비선형 관측함수 $h_k(x_k, u_k)$ 를 나타낸다. Eq. (2)와 Eq. (3)에서 비선형함수의 파라미터 u_k 는 시스템에 입력되는 값으로 SOC 추정 시 배터리 셀에 인가되는 I_t 를 의미한다. ω_k 는 상태벡터의 불확실성으로 야기되는 프로세스 노이즈로써 평균이 0이고, 공분산이 Q_k 인 정규분포를 따른다고 가정하며, v_k 는 배터리의 단자전압 측정 시 발생하는 노이즈로써 평균이 0이고 공분산이 R_k 인 정규분포를 가정한다[19,20].

$$x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) + \omega_k, \omega_k \sim N(0, Q_k) \quad (2)$$

$$y_k = h_k(x_k, u_k) + v_k, v_k \sim N(0, R_k) \quad (3)$$

Where $f(x_{k-1}, u_{k-1})$ denotes the nonlinear transition matrix function, $h_k(x_k, u_k)$ denotes the nonlinear measurement matrix, x_k denotes the state vector at time k , y_k denotes the measurement vector, ω_k denotes the process noise, v_k denotes measurement noise, and u_k

denotes the command vector which relates to system input

k 시점에서의 x_k 는 관측에 의해서 추정되므로 직접 구하는 것이 불가능하여 y_k 를 이용한다. x_k 는 EKF의 동적 모델을 표현하기 위해 Eq. (4)의 SOC와 V_d 를 포함하고, y_k 는 충-방전 시 비선형적인 출력특성을 보이는 배터리 셀의 단자전압으로 표현된다. Fig. 1의 등가회로 모델을 바탕으로 V_{d_k} 와 V_t 를 Eq. (5)과 Eq. (6)로 나타낼 수 있다.

$$x_k = \begin{pmatrix} SOC_k \\ V_{d_k} \end{pmatrix}, y_k = V_t, V_t = V_{bat} \quad (4)$$

$$V_{d_{k+1}} = \left(1 - \frac{\Delta t}{R_d C_d}\right) V_{d_k} + \frac{\Delta t}{C_d} I_t \quad (5)$$

$$V_t = V_{ocv} - V_i - V_d \quad (6)$$

Where V_{d_k} denotes the diffusion voltage, V_t denotes the terminal voltage of the battery, and V_{bat} denotes the V_t

x_k 의 상태변수 SOC는 전류적산법을 통해 아래의 Eq. (7)과 Eq. (8)로 유도되며, SOC_{k+1} 는 k 시점에서 전류가 방전됐을 때 $k+1$ 시점에서의 남은 SOC를 의미한다.

$$SOC_{k+1} = SOC_k - \int \frac{I_t(t)}{C_n} dt \quad (7)$$

$$SOC_{k+1} = SOC_k - \frac{I_t}{C_n} \Delta t \quad (8)$$

Where C_n denotes the capacity of battery, Δt denotes the sampling time between step k and step $k+1$ in the EKF Algorithm

$k+1$ 시점의 상태벡터를 Eq. (9)로 정의하면 EKF의 동적 모델은 Eq. (10)과 같이 유도할 수 있다. 이때 k 는 현시점을 의미하며, $k+1$ 은 바로 다음 시점으로 x_{k+1} 는 추정 시의 상태벡터를 의미한다.

$$x_{k+1} = \begin{pmatrix} SOC_{k+1} \\ V_{d_{k+1}} \end{pmatrix} \quad (9)$$

$$\begin{pmatrix} SOC_{k+1} \\ V_{d_{k+1}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 - \frac{\Delta t}{R_d C_d} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} SOC_k \\ V_{d_k} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -\frac{\Delta t}{Q_{max}} \\ \frac{\Delta t}{C_d} \end{pmatrix} I_t \quad (10)$$

Where Q_{\max} denotes the rated capacity of the battery

Eq. (10)은 Eq. (11)과 Eq. (12)로 표현 가능하며, 행렬 A , B , 그리고 H 는 Eq. (13)과 같다. A 는 EKF 동적 모델에 입력되는 U 와 ω 가 없을 때 k 시점과 $k+1$ 시점 상태의 관계를 나타내는 전이행렬이다. B 는 U 가 x_{k+1} 에 어떠한 영향을 주는지를 표현하는 제어행렬이다. B 는 외부에서 배터리에 인가되는 U 의 영향을 받는데 이때 U 는 I_t 를 의미한다. H 는 자코비안 함수(Jacobian function)를 이용하여 OCV-SOC 곡선(OCV-SOC curve)을 지수함수로 근사한 후 선형화한 행렬이며, h 는 OCV-SOC 곡선을 의미한다[10].

$$x_{k+1} = Ax_k + BU + \omega \quad (11)$$

$$y_{k+1} = h(x_k) + DU + v \quad (12)$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 - \frac{\Delta t}{R_d C_d} \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} -\frac{\Delta t}{Q_{\max}} \\ \frac{\Delta t}{C_d} \end{bmatrix}$$

$$H = \left[\frac{\partial h(SOC)}{\partial SOC} - 1 \right], (H_k = \frac{\partial h}{\partial x} \Big|_{x = \hat{x}_k}) \quad (13)$$

Where A denotes the Transition matrix relating the step k to the step $k+1$, B denotes the control matrix, U denotes the current I_t , H denotes the measure matrix computed by the Jacobian matrix, h denotes the measure function and the OCV-SOC curve, and D denotes the internal resistance R_i

Table 4는 앞서 정의한 EKF의 동적 모델이 EKF 알고리즘에 적용되어 반복적으로 업데이트되는 구조를 나타낸다.

Table 4. Extended Kalman Filter Algorithm

order	Extended Kalman Filter Algorithm	
0	Initial Values	\hat{x}_0, P_0, R_0, Q_0
1	\hat{x}_k^-	$\hat{x}_k^- = f(\hat{x}_{k-1}, u_k) + BI_t$
2	P_k^-	$P_k^- = A_k P_{k-1} A_k^T + Q_k$
3	K_k	$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1}$
4	\hat{x}_k	$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (y_k - H_k \hat{x}_k^-)$
5	P_k	$P_k = (I - K_k H_k) P_k^-$

칼만이득 K_k 는 배터리의 SOC 추정 시 상태 예측치와 관측치에 영향을 미치는 가중치로써 SOC 추정 결과에 직결되는 요인이다[7]. K_k 는 상태예측오차의 공분산(P_k^-)과 측정 노이즈(R)의 변화와 연관되어 있으며, P_k^- 의 경우 프로세스 노이즈(Q)에 의해 크기가 결정된다. Q 와 R 은 노이즈의 특성을 반영해야 하지만, 여러 오차 요소가 복합적으로 작용하기 때문에 결정하는데 한계가 있다. 필터 파라미터 Q 와 R 의 조정은 K_k 의 산정과 필터 성능에 기여를 하며[21], 본 논문에서는 반복된 실험을 통해 Eq. (14)과 같이 Q 와 R 을 선정했다.

$$Q = \begin{bmatrix} 10^{-3} & 0 \\ 0 & 10^{-1} \end{bmatrix}, R = 0.01 \quad (14)$$

Where Q denotes the covariance matrix of the process noise, R denotes the covariance matrix of the measurement noise

2.4.2 멀티 셀 SOC 추정 결과 및 분석

멀티 셀의 SOC 추정은 완전히 충전된 상태의 배터리 셀들을 1 C-rate로 방전시키며 진행했다. Fig. 4(a)는 멀티 셀의 전압 그래프를 나타내며, SOC가 20 %미만인 구간과 80 %를 초과하는 구간에서는 전압이 비선형적으로 감소하고, SOC 20 % ~ 80 %구간에서는 선형적으로 감소하는 경향이 관찰됐다. 방전 시 멀티 셀의 전압 데이터는 전부 비슷한 경향을 보이나, Fig. 4(a)와 같이 각 셀 간의 미세한 전압값의 차이가 SOC 추정값의 차이를 발생시킴을 짐작해 볼 수 있다.

Fig. 4(b)는 멀티 셀에 흐르는 전류를 나타내며, Table 2의 1 C-rate의 전류크기가 3,400 mA보다 작은 것을 확인할 수 있다. 전류 측정을 위해 설계된 멀티 셀 회로의 저항은 $\pm 1\%$ 의 허용오차를 가지며, 누설전류 방지를 위해 설계된 버퍼에서는 완벽히 차단하는 것이 어려우므로 미세한 누설전류가 발생한다. 하지만, 전류 측정 시 발생한 누설전류와 측정저항의 허용오차는 미미한 수준이므로 본 논문에서는 이상적인 소자로 가정하고 진행했다.

실제 전기자동차 배터리팩 내부에는 여러 개의 모듈이 존재하는데, 모듈의 개수가 늘어날수록 증가하는 누설전류를 고려한 전류 측정 회로 설계가 더욱 중요해진다. 본 논문에서는 멀티 셀 회로의 전류 측정을 위해 $\pm 1\%$ 허용오차를 가지는 저항을 사용했지만, 실제 배터리팩의 전류 측정 회로 설계 시에는 더욱 정밀한 저항의 사용이 필요함을 알 수 있다. 또한, 본 논문의 실험결과와 같이

배터리의 C-rate은 배터리 노화 상태에 따라 감소하는 데, SOC 추정에 미치는 영향에 대해서는 본 논문의 연구 범위를 벗어나므로 다루지는 않는다.

류값의 영향을 받지만, 실험결과를 통해 EKF의 추정 성능이 실제 측정된 값으로 인해 크게 떨어지지 않고 SOC_{true} 를 따라 추정됨을 알 수 있다.

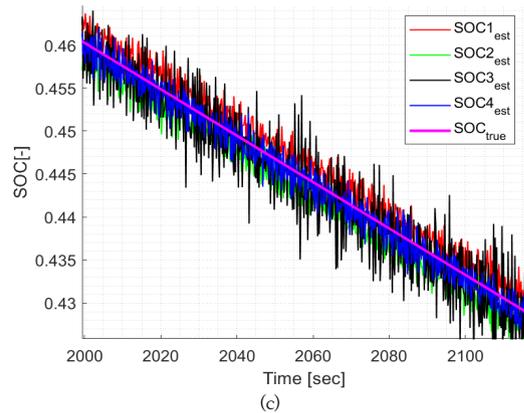
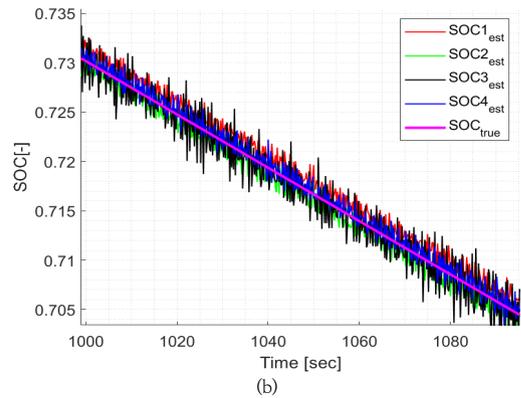
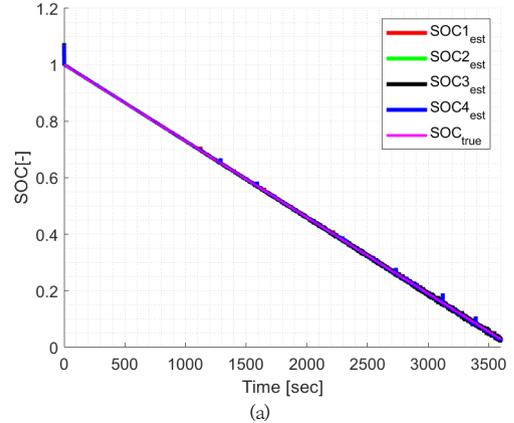
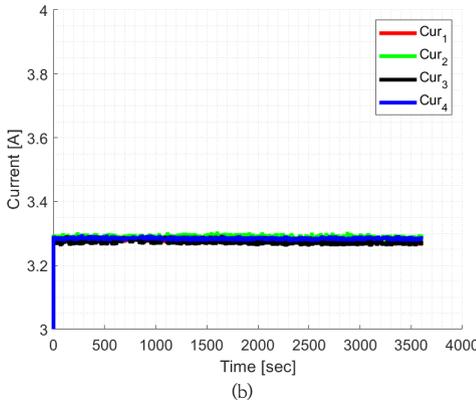
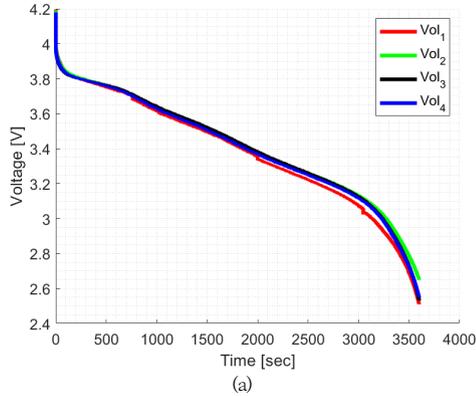


Fig. 4. Multi-cell voltage & current-time plot
(a) Multi-cell voltage (b) Multi-cell current

Fig. 5는 EKF 기법을 사용하여 멀티 셀 SOC를 추정한 결과를 나타낸다. Fig. 5(b), Fig. 5(c), 그리고 Fig. 5(d)는 Fig. 5(a)를 구간별로 확대한 그래프이다. SOC_{est} 은 EKF 기법을 통해 추정된 값이며, SOC_{true} 는 초깃값을 1로 설정한 상태에서 전류적산식을 통해 구한 SOC의 참값을 의미한다. 멀티 셀을 방전했을 때, 각 셀의 에너지 불균형으로 인해 셀들의 SOC_{est} 가 미세한 차이를 보이며 추정됐다. Fig. 5의 SOC_{est} 와 SOC_{true} 을 비교했을 때, 멀티 셀의 SOC_{est} 는 SOC_{true} 와 비슷한 경향을 보이며 추정이 되는 것이 관찰됐다.

각 구간별로 SOC_{est} 를 확인한 결과, 방전이 진행될수록 SOC_{true} 가 멀티 셀 SOC_{est} 의 중간지점에 위치하며 감소하는 것이 확인됐다. EKF는 SOC 추정 시 전압과 전

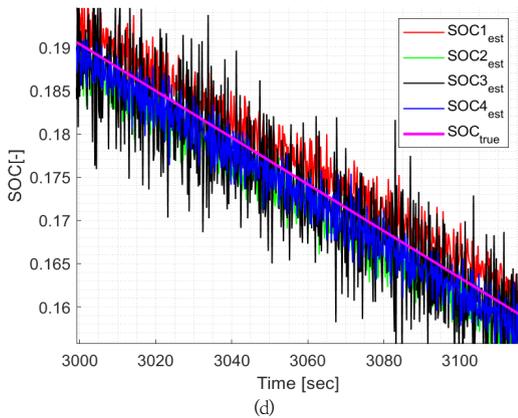


Fig. 5. SOC estimation result using Extended Kalman Filter

(a) Result : Total time (b) Result : 1000s~1080s
(c) Result : 2000s~2100s (d) Result : 3000s~3100s

Fig. 6은 EKF를 사용하여 추정한 멀티 셀 SOC 오차의 평균을 나타낸다. SOC 추정 초기값은 배터리의 SOC-OCV 관계를 기반으로 정해지므로, SOC 추정의 초기 단계에서는 오차가 7%로 높은 것을 확인할 수 있다. 이후 SOC 추정값은 본 논문에서 제안한 EKF 알고리즘 성능에 따라 참값으로 수렴하고, 추정 오차는 초기 단계를 제외한 전 구간에서 1% 미만으로 나타남을 확인했다.

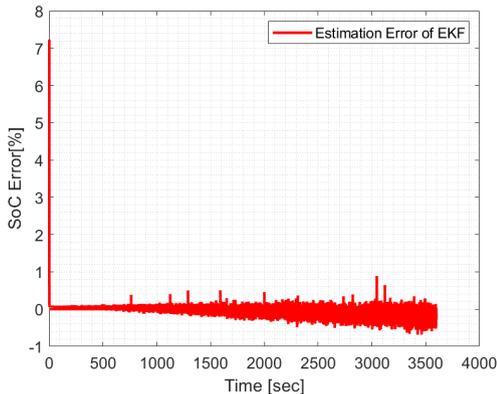


Fig. 6. SOC Estimation Error

RMSE는 SOC 추정값과 SOC 참값의 절댓값으로 SOC 추정의 정확도를 확인하기 위해 사용되는 방법이다. 이전실험의 결과로 확인한 전압값의 미세한 차이와 전류 값의 영향으로 인한 셀 별 오차를 RMSE로 분석하여 각 배터리 셀에 어떠한 경향이 있는지 확인했다. Table 5는 EKF 오차에 대한 RMSE 값을 셀별로 나타내며, 전부 매우 작은 값을 나타냈다. 멀티 셀의 RMSE 값

의 평균은 0.2475%로 멀티 셀 SOC 추정의 정확도가 높음을 확인할 수 있다.

Table 5. RMSE of Multi-Cell

Lithium-ion battery	RMSE
Cell 1	0.0022
Cell 2	0.0024
Cell 3	0.0034
Cell 4	0.0019

3. 결론

본 논문에서는 배터리팩 내부의 모듈을 멀티 셀로 모사하고 EKF 기법을 사용하여 SOC 추정을 함으로써 BMS에서 발생 가능한 문제 요인들을 제시했다. 본 논문에서는 테브닌 모델을 배터리 등가회로로 선정함으로써 다른 모델에 비해 연산 과정을 간소화했고, SOC 추정에 필요한 멀티 셀 하드웨어는 전류의 누설과 노이즈를 최소화하도록 설계했다. EKF에 적용되는 배터리 내부 파라미터들은 SOC의 전 구간에 걸쳐 선형과 비선형적 특성을 보였으며, 이러한 문제점을 해결하기 위해 SOC의 5%마다 파라미터를 추출하여 SOC 추정의 정확도를 높였다. EKF 기반 SOC 추정 결과, 초기 단계를 제외한 모든 구간에서 추정오차가 1% 미만으로 관찰되어 정확한 추정이 됨을 확인했다.

본 논문에서 제안한 멀티 셀 기반 SOC 추정은 실제 BMS 환경에서 발생 가능한 문제 요인, 다시 말해 멀티 셀 전류 측정 시 발생할 수 있는 누설전류를 고려한 하드웨어 설계와 정확한 SOC 추정에 기반한 에너지 밸런싱 방법으로 BMS의 안정성과 효율성 그리고 배터리 수명개선에 도움이 될 것으로 기대된다.

References

- [1] J. A. Sanguesa, V. Torres-Sanz, P. Garrido, F. J. Martinez, J. M. Marquez-Barja, "A Review on Electric Vehicles: Technologies and Challenges", Smart Cities, Vol.4, No.1, pp.372-404, March 2021. DOI: <https://doi.org/10.3390/smartcities4010022>
- [2] S. Singirikonda, Y. P. Obulesu, "Advanced SOC and SOH Estimation Methods for EV Batteries—A Review", Advances in Automation, Signal Processing,

- Instrumentation, and Control, Vol.700, pp.1963-1977, March 2021.
DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-15-8221-9_182
- [3] Y. Xing, E. W. Ma, K. L. Tsui, M. Pecht, "Battery Management Systems in Electric and Hybrid Vehicles", *Energies*, Vol.4, No.11, pp.1840-1857, Oct. 2011.
DOI: <https://doi.org/10.3390/en4111840>
- [4] J. P. Rivera-Barrera, N. Muñoz-Galeano, H. O. Sarmiento-Maldonado, "SoC Estimation for Lithium-Ion Batteries: Review and Future Challenges", *Electronics*, Vol.6, No.4, 102, Nov. 2017.
DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics6040102>
- [5] Y. H. Ko, G. Rahim, W. J. Choi, "Battery Management Technology Trend for Electric Vehicle", *KIEE*, Vol.69, No.5, pp.23-30, May 2020.
- [6] W. Zhou, Y. Zheng, Z. Pan, Q. Lu, "Review on the Battery Model and SOC Estimation Method", *Processes*, Vol.9, No.9, pp.1685, Sep. 2021.
DOI: <https://doi.org/10.3390/pr9091685>
- [7] R. Zhang, B. Xia, B. Li, L. Cao, Y. Lai, W. Zheng, H. Wang, W. Wang, "State of the Art of Lithium-Ion Battery SOC Estimation for Electrical Vehicles", *Energies*, Vol.11, No.7, pp.1820, July 2018.
DOI: <https://doi.org/10.3390/en11071820>
- [8] Y. J. Kim, S. H. Baek, Y. S. Kwon, "A Study on the Parameters Extraction Method of Cylindrical Lithium-ion Battery Cell for Electric Vehicles", *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society*, Vol.22, No.10, pp.609-618, Oct. 2021.
DOI: <https://doi.org/10.5762/KAIS.2021.22.10.609>
- [9] J. H. Kim, C. S. Yoo, "Using Extended Kalman Filter for Real-time Decision of Parameters of Z-R Relationship", *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol.47, No.2, pp.119-133, Feb. 2014.
DOI: <https://doi.org/10.3741/JKWRA.2014.47.2.119>
- [10] I. Baccouche, S. Jemmali, B. Manai, N. Omar, N. E. B. Amara, "Improved OCV Model of a Li-ion NMC Battery for Online SOC Estimation Using The Extended Kalman Filter", *Energies*, Vol.10, No.6, 764, May 2017.
DOI: <https://doi.org/10.3390/en10060764>
- [11] D. U. Jeong, H. N. Song, J. J. Yun, "A Study on the Comparison of Battery SOC Estimation Performance of Column Counting and Extended Kalman Filter Considering Sensor Errors", *Journal of the Korean Institute of Illuminating and Electrical Installation Engineers*, Vol.34, No.5, pp.43-50, May 2020.
DOI: <https://doi.org/10.5207/JIEIE.2020.34.5.043>
- [12] A. Sharma, P. Zanotti, L. P. Musunur, "Enabling the Electric Future of Mobility: Robotic Automation for Electric Vehicle Battery Assembly", *IEEE Access*, Vol.7, pp.170961-170991, Nov. 2019.
DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2953712>
- [13] L. H. Saw, Y. Ye, A. A. Tay, "Integration Issues of Lithium-ion Battery into Electric Vehicles Battery Pack", *Journal of Cleaner Production*, Vol.113, pp.1032-1045, Feb. 2016.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.11.011>
- [14] R. Nemes, S. Ciornei, M. Ruba, H. Hedesiu, C. Martis, "Modeling and Simulation of First-order Li-Ion Battery Cell with Experimental Validation", In 2019 8th International Conference on Modern Power Systems (MPS), pp.1-6, May 2019.
DOI: <https://doi.org/10.1109/MPS.2019.8759769>
- [15] W. Zhou, Y. Zheng, Z. Pan, Q. Lu, "Review on the Battery Model and SOC Estimation Method", *Processes*, Vol.9, No.9, pp.1685, Sep. 2021.
DOI: <https://doi.org/10.3390/pr9091685>
- [16] I. Baccouche, B. Manai, N. E. B. Amara, "SoC Estimation of LFP Battery Based on EKF Observer and a Full Polynomial Parameters-Model," 2020 IEEE 91st Vehicular Technology Conference (VTC2020-Spring), pp.1-5, May 2020.
DOI: <https://doi.org/10.1109/VTC2020-Spring48590.2020.9129449>
- [17] S. H. Lee, M. K. Park, "Battery State of Charge Estimation Considering the Battery Aging", *Journal of IKEEE*, Vol.18, No.3, pp.298-304, Sep. 2014.
DOI: <https://doi.org/10.7471/IKEEE.2014.18.3.298>
- [18] S. Peng, C. Chen, H. Shi, Z. Yao, "State of Charge Estimation of Battery Energy Storage Systems Based on Adaptive Unscented Kalman Filter with a Noise Statistics Estimator", *Proceedings of IEEE Access*, Vol.5, pp.13202-13212, July 2017.
DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2725301>
- [19] J. H. Kim, A. S. Seo, C. Y. Chun, B. H. Cho, S. J. Lee, "OCV Hysteresis Effect-based SOC Estimation in Extended Kalman Filter Algorithm for a LiFePO₄/C Cell", 2012 IEEE International Electric Vehicle Conference, pp.1-5, April 2012.
DOI: <https://doi.org/10.1109/IEVC.2012.6183174>
- [20] M. Charkhgard, M. Farrokhi, "State-of-Charge Estimation for Lithium-Ion Batteries Using Neural Networks and EKF", *IEEE transactions on industrial electronics*, Vol.57, No.12, pp.4178-4187, Dec. 2010.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIE.2010.2043035>
- [21] G. Welch, G. Bishop, "An Introduction to the Kalman Filter", *University of North Carolina at Chapel Hill*, No.95-41, pp.127-132, 1995.

남 은 택(Euntaek Nam)

[준회원]



- 2016년 3월 ~ 현재 : 한동대학교
기계제어공학부

<관심분야>
전력변환

정 의 현(Uihyeon Jeong)

[준회원]



- 2017년 3월 ~ 현재 : 한동대학교
기계제어공학부

<관심분야>
전력변환

권 용 성(Youngsung Kwon)

[정회원]



- 2012년 8월 : University of
Texas at Austin (공학석사)
- 2015년 8월 : University of
Texas at Austin (공학박사)
- 2015년 10월 ~ 2018년 8월 : LG
전자 VC사업본부 선임연구원
- 2018년 9월 ~ 현재 : 한동대학교
기계제어공학부 조교수

<관심분야>
전력변환, 전력계통 등