



확장칼만필터 기반 실시간 노이즈 파라미터 보정을 적용한 적응형 클라우드 배터리시스템 구현

이 동 재 · 이 평 연 · 박 진 형 · 권 상 욱 · 김 종 훈*

충남대학교 에너지저장변환연구실

Implementation of Adaptive Cloud Battery System Based on Extended Kalman Filter Algorithm for Real-Time Noise Parameter Update

Dongjae Lee · Pyeongyeon Lee · Jinhyeong Park · Sanguk Kwon · Jonghoon Kim*

Energy Storage Conversion Laboratory, Chungnam National University, Daejeon 34137, Korea

(Received 22 November 2021 / Revised 17 January 2022 / Accepted 17 January 2022)

Abstract : In this paper, the cloud platform-based battery management system(BMS) is implemented to control the EKF noise parameter in real-time. To build a stable communication environment, the message queuing telemetry transport (MQTT) protocol is selected, optimized for Internet-of-things(IoT) communication with commercial cloud platform. For verification in the dynamic system, the BMS is verified through the dynamic stress test(DST) profile, which is one of the electric vehicle(EV) driving profiles. In this result, we propose an adaptive cloud battery management system that can be applied to specific situations by enabling bi-directional control between the cloud server and the battery management system.

Key words : Battery management system(배터리관리시스템), Cloud platform(클라우드 플랫폼), Extended Kalman filter(확장칼만필터), Internet-of-things(사물 인터넷), State-of-charge estimation(충전 상태 추정)

Nomenclature

AWS	: amazon web service	H_k	: state system variable of state filter
BMS	: battery management system	R_k	: measurement covariance of state filter
CAN	: control area network	Q_k	: process noise covariance of state filter
DST	: dynamic stress test	P_k	: error covariance
EKF	: extended kalman filter	R_0	: series resistor
EV	: electric vehicle	R_I	: diffusion resistor
IoT	: internet-of-things	C_I	: diffusion capacitance
MCU	: microcontroller unit	V_{ter}	: terminal voltage
MQTT	: message queuing telemetry transport	K	: kalman gain
NCM	: nickel cobalt manganese	x_k	: battery state
OCV	: open circuit voltage	y_k	: measured voltage
PCB	: printed circuit board	w_k	: process noise of state filter
SOC	: state-of-charge	v_k	: measurement noise of state filter
SPI	: serial peripheral interface	u_k	: system input
A_k	: state system variable of state filter	z_k	: measurement function of weight filter

*Corresponding author, E-mail: whdgn0422@cnu.ac.kr

*This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium provided the original work is properly cited.

1. 서론

에너지 저장 기술의 급속한 발전과 더불어 배터리관리시스템(Battery Management System; BMS)은 고정식, 이동식 애플리케이션에서 배터리 모니터링과 진단 등의 중요한 기능을 수행하고 있다. BMS 기능 중 배터리 모니터링과 상태 제어의 기능에 문제 발생 시 안전성, 신뢰성, 내구성 및 비용에 관한 문제로 이어질 수 있다.¹⁾ BMS는 Slave BMS와 Master BMS라는 두 가지 주요 모듈로 구성되며, 모듈은 하나의 PCB(Printed Circuit Board) 내 통합 시스템으로 구성하거나, 두 개의 PCB로 이루어진 분산 시스템으로 설계되고 있다. Slave BMS는 신호 수집 및 필터링을 통해 배터리 셀 데이터를 측정하는 기능을 수행하며, Master BMS는 배터리 진단 알고리즘과 같이 연산 및 시스템 제어 기능이 적용된다.

BMS의 중요한 기능 중 하나인 배터리 충전 상태(State-of-Charge; SOC)의 정확한 추정은 여러 가지 이유에서 필요하다.²⁾ 첫 번째, 배터리 팩의 수명을 증대시킨다. 정확한 SOC 추정치가 있는 BMS는 정확한 조건에서 차단을 제어하여 배터리 팩의 손상을 방지할 수 있다. 두 번째, 배터리 팩의 성능을 높인다. 정확한 SOC 추정치가 있는 BMS는 배터리 팩 용량의 최대 잠재력을 극대화할 수 있다. 세 번째, 배터리로 작동되는 모든 장치의 전력 시스템 신뢰성을 높인다. 네 번째, 배터리 팩의 배터리 전력 밀도를 증가시킨다. 정확한 SOC 추정을 통해 배터리 팩을 과도하게 설계하지 않고도 정확하게 설계할 수 있으므로 배터리 팩이 더 작고 밀도가 높아진다.^{3,5)}

확장칼만필터(Extended Kalman Filter; EKF)는 배터리의 SOC 추정 알고리즘 중 하나이며, EKF는 비선형 동적 시스템의 상태 및 비선형 시스템 식별을 위한 매개변수 추정을 포함하여 많은 비선형 추정에서 사용되는 기술이 되었다.⁶⁾ EKF는 재귀적 추정에 기반한 최적 적응 알고리즘으로 알려져 있는데, EKF의 정확도는 배터리 동작을 설명하기 위해 전기 회로 요소를 사용하여 전기 화학 모델의 단순화를 나타내는 등가회로 모델에 사용되는 미리 결정된 매개변수 값에 크게 의존한다. 특히 EKF의 추정 성능은 상태 방정식과 측정 방정식의 노이즈 파라미터 값에 의해 결정된다. 측정 방정식의 노이즈 파라미터 값이 증가할수록 전류 적산, 즉 전류 센서에 의존하여 SOC가 추정되게 된다.⁷⁾ 반대로 노이즈 파라미터 값이 감소할수록 측정 방정식 기반, 즉 전류 센서에 의존하지 않고 SOC가 보정이 된다. 실제 운용환경에서 BMS가 전류를 측정하게 되면 주변 환경의 불규칙성에 따른 다양한 외란이 발생할 가능성이 있어, EKF를 이용한 SOC 추정 시 전류 센서의 노이즈에 따른 EKF의 노이즈 파라

미터를 상황에 맞게 바꾸는 것이 요구된다.⁸⁾ EKF를 이용한 SOC 추정 알고리즘을 개발 시, 컴퓨터의 통합개발 환경에서 반복 시뮬레이션을 통해 EKF의 파라미터 값을 최적화 하고 이를 고정된 변수로 만들어 소프트웨어에 탑재를 한다, 이후 통합개발환경에서 선정된 MCU(Micro Controller Unit)의 BSP(Board Support Package)를 Compile 시켜 실행파일을 생성한다. 이후 JTAG(Joint Task Action Group) 등을 통해 EV 배터리 팩 BMS에 탑재를 진행한다. 이러한 일련의 과정들의 문제점은 한번 생성된 실행 파일은 실제 운용환경에서 변경할 수 없다는 단점이 있다. 특히 실제운용환경에서의 센서 노이즈 값은 예측할 수 없는 불확실성을 포함하므로, 시뮬레이션만으로는 해결 할 수 없다. 즉, 시뮬레이션상에서 최적화 시켜 탑재된 노이즈 파라미터 값은 실제 환경에서 적합하지 않으면 앞서 말한 통합개발환경 단계부터 다시 최적화를 하여 탑재를 해야 되는 문제점이 있다. 이러한 고정된 시스템의 한계성을 극복하고자 클라우드(Cloud) 플랫폼을 BMS에 적용하는 연구가 수행되고 있다.⁹⁾ 클라우드 BMS를 적용함으로써 시뮬레이션상에서 확인되지 않은 센서 오차에 따른 노이즈 파라미터 값을 보정함으로써 노이즈에 강건한 EKF기반 SOC 알고리즘 성능 개선이 요구된다.

기존에는 통신, 인터넷 인프라가 발달하지 않아 클라우드 플랫폼의 적용이 어려웠지만, 4차 산업혁명에 들어서 클라우드 및 IoT(Internet-of-Things) 기술이 발전됨에 따라 클라우드 플랫폼에서는 대용량 데이터 처리 및 사물과 인터넷의 실시간 상호작용이 가능하게 되었다.¹⁰⁾ 온보드 BMS와는 다르게 클라우드 BMS에서는 배터리 데이터의 여러 가지 특성들을 고려한 실시간 상호작용으로 기존 BMS에서는 불가능한 인터넷과 시스템의 상호작용이 가능하다. 이는 곧 사용자가 수집된 배터리 데이터를 참고하여 여러 가지 특성 반영 및 최적화 등, 수동적인 시스템이 아닌 능동적인 시스템을 구축할 수 있다는 의미로 확장될 수 있다.¹¹⁾

본 연구에서는 기존 BMS에 적용되고 있던 EKF를 이용한 SOC 추정 알고리즘 방식에서 확장하여 EKF의 노이즈 파라미터 값을 실시간으로 제어할 수 있는 클라우드 플랫폼 환경을 구축, 이를 기반으로 센서 노이즈 환경에 맞는 파라미터 업데이트 방식의 클라우드 BMS의 구현 및 성능 평가를 진행한다.

2. 클라우드 배터리관리시스템

온보드 BMS와 비교하여 클라우드 BMS는 하드웨어 측면에서는 높은 연산 능력, 방대한 데이터 저장 용량,

높은 시스템 신뢰성을 가지며, 소프트웨어 측면에서는 정확한 모니터링, 진단, 신뢰할 수 있는 예측 및 최적화 시킬 수 있는 이점이 있다.¹²⁾ 결과적으로, 현재 온보드 BMS에 존재하는 기능의 성능은 클라우드 BMS를 이용, 더욱 발전된 알고리즘으로 더욱 향상될 수 있다. 클라우드 BMS에서는 진보된 통신 기술을 이용하는 것이 온보드 BMS와의 가장 큰 차이점이라고 할 수 있다. IoT와 같은 네트워크망을 이용하여 BMS는 클라우드 서버로 연결이 되어 클라우드 BMS의 기능을 수행할 수 있다. 즉, 인터넷 접속이 가능한 환경이면 위치에 영향 받지 않고 사용자는 클라우드 서버를 통해 BMS를 제어할 수 있다. 본 장에서는 클라우드 BMS의 구조와 기능에 관하여 설명한다.

2.1 Slave BMS

Slave BMS는 배터리 셀의 전압, 전류 및 온도를 측정하여 데이터 측정을 수행한다. 본 연구에서 사용되는 Slave BMS의 주요 구성 요소는 다중 셀 배터리 모니터링 IC인 Analog Device사의 LTC-6811로 이루어져 있다. LTC-6811은 직렬로 연결된 최대 12개의 배터리 셀을 측정하며, 측정 전압 오차는 1.2 mV 미만이며, 직렬로 연결하여 배터리 팩의 개별 셀 전압을 측정한다.

2.2 Master BMS

Master BMS는 Slave BMS로부터 취득된 데이터를 합산한 후, SOC 추정, 외부장치와의 통신 및 다양한 동작 조건 제어 등을 수행한다. 본 연구에서 사용되는 Master BMS의 제어기는 ST Microelectronics사의 고성능 제어기인 STM32F407VGT6로 이루어져 있다. Cortex-M4 기반의 프로세서로 준수한 연산 처리 능력을 지니고 있다. Slave BMS와의 통신은 16-bit SPI 통신을 이용하고, 외부장치와의 통신은 CAN 트랜시버 IC를 이용하여 CAN(Control Area Network) 통신을 한다. 본 연구에서는 추후 연구에서의 배터리 모듈의 직렬 개수 확장에 대비하여 최대 100채널까지 모니터링이 가능한 Fig. 1의 BMS를 사용한다.

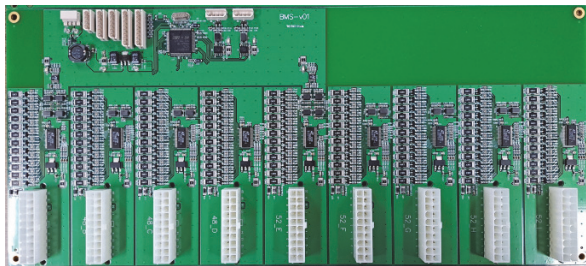


Fig. 1 Centralized slave-master BMS with 100 channel

2.3 IoT Gateway

IoT Gateway는 특정 애플리케이션에서 정보를 클라우드 서버 혹은 인터넷으로 전송을 가능하게 하는 장치이다. 장치가 BMS에 내장되고 클라우드 서버에 연결되면 BMS는 클라우드 서버에서 원격으로 모니터링 및 제어될 수 있도록 작동하게 된다. 결과적으로 BMS와 인터넷 간 안정적인 실시간 데이터 전송이 요구된다.¹³⁻¹⁶⁾

본 연구에서는 RP4(Raspberry Pi4)를 IoT 게이트웨이로 사용한다. RP4는 상대적으로 저렴한 가격과 무게를 가진 소형 컴퓨터의 성능을 낼 수 있어 안정적인 인터넷 연결 성능을 보장할 뿐만 아니라, 준수한 데이터 처리 및 전송 능력이 있어 IoT 게이트웨이에 적합하다. Slave BMS로부터 수집된 배터리 셀 데이터는 Master BMS에서 연산 및 전처리 과정을 거친 후, CAN 프로토콜을 이용하여 RP4에 전송된다. IoT 정보 전송 방식은 보안, 안정성, 속도 및 통신 패킷의 경량성이 보장되는 MQTT(Message Queuing Telemetry Transport) 프로토콜에 따라 생성된 데이터를 클라우드로 정보를 전송하게 된다. Fig. 2는 해당 클라우드 시스템 아키텍처이며, Fig. 3은 클라우드 BMS의 기능 블록도이다.

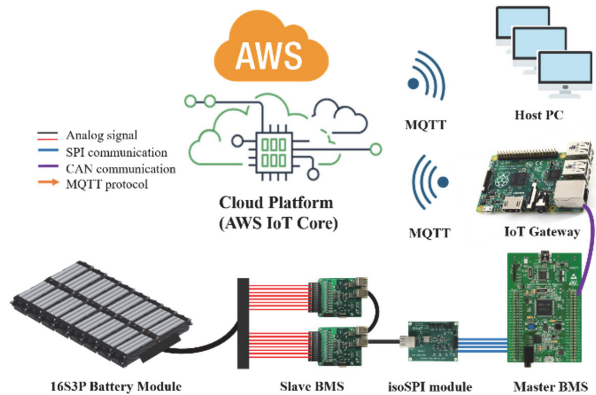


Fig. 2 Structure of BMS based on cloud platform

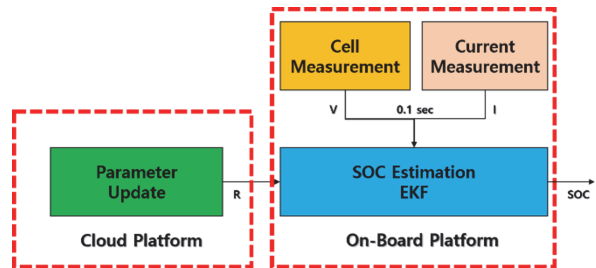


Fig. 3 Block diagram of cloud BMS with SOC estimation

2.4 Cloud Platform

IoT 게이트웨이는 일반적으로 저장 및 계산 기능이 제한적이고 복잡한 데이터 처리가 쉽지 않기 때문에 사실상 무제한의 저장 기능과 처리 능력을 갖춘 클라우드 플랫폼은 IoT 게이트웨이를 클라우드 상으로 확장하여 실시간 데이터 분석을 가능하게 한다.¹⁷⁾ 본 논문에서는 상용 Cloud platform 인 AWS(Amazon Web Service)의 IoT Core를 사용하여 클라우드 플랫폼을 구축하였다. 클라우드 서버는 US West Oregon으로 지정하였으며, BMS 및 Host PC에는 AWS cloud platform을 사용할 수 있는 인증키 보안형식으로 구축하였다.

3. 배터리 모델링

3.1 배터리 전기적 등가회로 모델

배터리 모델링은 화학적, 전기적 모델링 등 다양한 모델링 방법이 있다. 그러나 실제 임베디드시스템에 적용이 가능한 전기적 등가회로 모델이 가장 많이 사용되고 있다. 저항, 커패시터 등으로 구성된 전기적 등가회로 모델은 배터리의 비선형적 및 동적 특성을 모사할 수 있다.¹⁸⁾ 현재 EV 배터리 팩에 적용되는 모델은 Rint 모델, RC 모델 등이 있다. RC 모델은 Rint 모델 대비 연산량이 크나, 정확도가 우수한 모델로서 본 연구에 적용되는 배터리 모델로 채택하였다. Fig. 4에는 1차 RC 모델로서 개방 회로 전압(Open Circuit Voltage; OCV), 직렬저항 R_0 , 확산저항 R_1 , 확산커패시터 C_1 , 단자 전압 V_{ter} 로 구성되어 있다.¹⁹⁾ 모델의 파라미터는 SOC 및 온도와 관련되어 있지만, 실험이 일정한 온도를 유지하는 항온챔버에서 수행된다는 점을 고려하여 본 논문에서는 온도의 영향을 무시하였다.

$$\begin{pmatrix} SOC_k \\ V_{C_1,k} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp(-\frac{\Delta t}{C_1 R_1}) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} SOC_{k-1} \\ V_{C_1,k-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{\Delta t}{C_n} \\ R_1(1 - \exp(-\frac{\Delta t}{C_1 R_1})) \end{pmatrix} * i_{k-1} \quad (1)$$

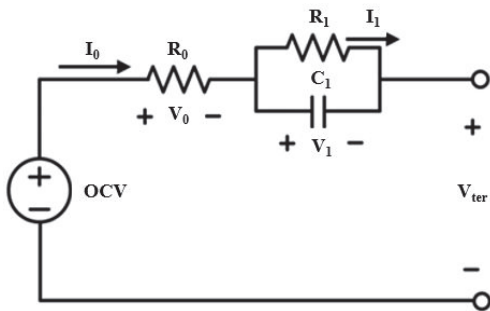


Fig. 4 The 1-RC model of battery electrical equivalent circuit

$$y_k = h(x_k, u_k) = OCV(SOC_k) - V_{C_1} - i_k * R_0 + v_k, \quad v_k \sim N(0, R_k) \quad (2)$$

전기적 등가회로 모델은 미분 방정식으로 전개할 수 있으며 배터리 상태 방정식은 식 (1), 측정 방정식은 식 (2)로 정의된다.

3.2 모델 파라미터 추출

배터리 전기적 등가회로 모델의 파라미터 값을 SOC 값에 따른 파라미터로 지정하여 LUT(Look-up-Table)화 하기 위해 모델 파라미터 추출 실험을 진행한다. 16S3P 배터리 모듈의 파라미터 측정은 방전 용량 실험을 통해 추출된 용량 값을 기반으로 휴지 시간은 2시간으로 설정, 67.2 V까지 완전 충전 후 SOC를 5%씩 방전하여 측정을 실행한다. 측정된 배터리 모듈의 파라미터 값은 Fig. 5와 같으며 해당 파라미터들은 EKF 알고리즘의 상태 방정식에 변수로 사용된다.

본 연구에서는 측정된 파라미터는 16S3P 배터리 모듈 체결 단의 접촉 저항(Contact resistor)을 포함하였으며, 모듈 단위로 파라미터를 측정하였으며, 개별 셀의 파라미터 측정 방식은 제외하였다.

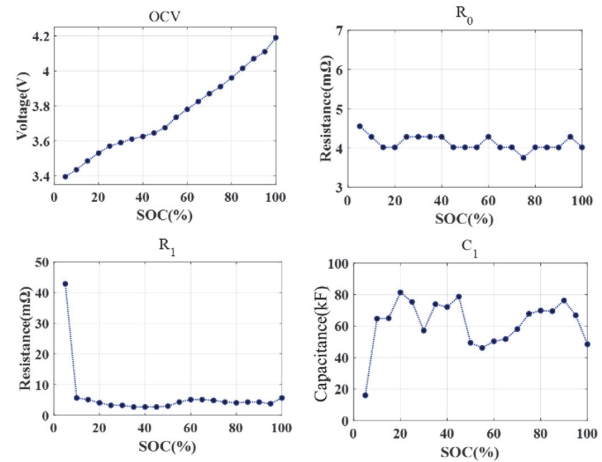


Fig. 5 Model parameter of 60 Ah pouch battery

4. SOC 추정 알고리즘

4.1 Extended Kalman Filter

EKF는 비선형 함수가 테일러 급수(Taylor series)로 확장되고 2차 항과 고차 항이 고려되지 않은 칼만 필터의 비선형 형태이다.²⁰⁾ 비선형 이산 시스템은 아래 식 (3), (4)와 같이 설명할 수 있다.

$$x_k = f_{k-1}(x_{k-1}, u_{k-1}) + w_{k-1}, w_k \sim N(0, Q_k) \quad (3)$$

$$z_k = h_k(x_k) + v_k, v_k \sim N(0, R_k) \quad (4)$$

$$A_k \approx \frac{\partial f_k}{\partial x} \Big|_{x=x_{k-1}(-)} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp(-\frac{\Delta t}{C_1 R_1}) \end{pmatrix} \quad (5)$$

$$H_k \approx \frac{\partial h_k}{\partial x} \Big|_{x=x_{k-1}(-)} = \begin{pmatrix} \frac{\partial SOC}{\partial SOC} & 1 \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$P_k(-) = A_{k-1} P_{k-1}(+) A_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (7)$$

$$x_k(+) = x_k(-) + K(z_k - z_k) \quad (8)$$

$$K = P_k(-) H_k^k [H_k P_k(-) H_k^T + R_k]^{-1} \quad (9)$$

식 (3)과 (4)를 편미분 후, Jacobian 행렬로 구성하여 비선형 함수를 선형화시켜 식 (5), (6)으로 재정의한다. 식 (3)의 파라미터 값과 식 (7)의 선형 상태 방정식을 식 (5)에 적용하여 오차 공분산 예측 값 P_k 를 도출한 후 식 (4), 식 (6)을 통해 칼만게인(Kalman gain)이 식 (8)을 통해 정의된다. 이후 측정 전압과 추정 전압의 차이를 통해 칼만게인을 조절하여 예측 값을 보정한다. 전류 센서 노이즈에 따른 확장칼만필터의 추정 성능의 변화는 아래 식 (9)와 같이 측정 방정식의 노이즈 파라미터 R_k 를 통해 변화된다.²¹⁾ R_k 값에 따라 센서에 의존하는 정도를 정할 수 있으므로 다양한 외란이 발생하는 실제 시스템에서는 R_k 값을 상황에 맞게 적용하는 것이 요구된다.²²⁾ 본 연구에서는 확장칼만필터의 노이즈 파라미터 R_k 의 제어를 클라우드 플랫폼을 기반으로 진행하였다. 전류 센서 노이즈로 인해 SOC 추정 성능이 감소하게 되면 상황에 따라 R_k 의 값을 제어하여 측정 방정식 의존도를 결정한다.

본 논문에서는 EKF 노이즈 파라미터 R_k 를 클라우드에서 제어하여 추정 성능을 높이는 방식을 제안한다.

5. 실험 방법 및 결과

5.1 실험 방법

Fig. 6은 클라우드 BMS의 기능을 검증하기 위한 실험 구조이다. 100채널 통합형 BMS와 RP4를 CAN 통신으로 연결하여 실험 환경을 구성하였다.

제안된 클라우드 BMS는 배터리 모듈에 결합 되어 모니터링을 수행하며, 배터리 모듈은 NCM(Lithium Nickel Cobalt Manganese Oxide) 계열의 파우치형 60 Ah 배터리로 구성된 16S3P 모듈을 사용한다. 모니터링 정보는 CAN 통신을 통하여 RP4에 전송되고, RP4에서 취합된 정보는 Python script의 MQTT 프로토콜을 이용하여

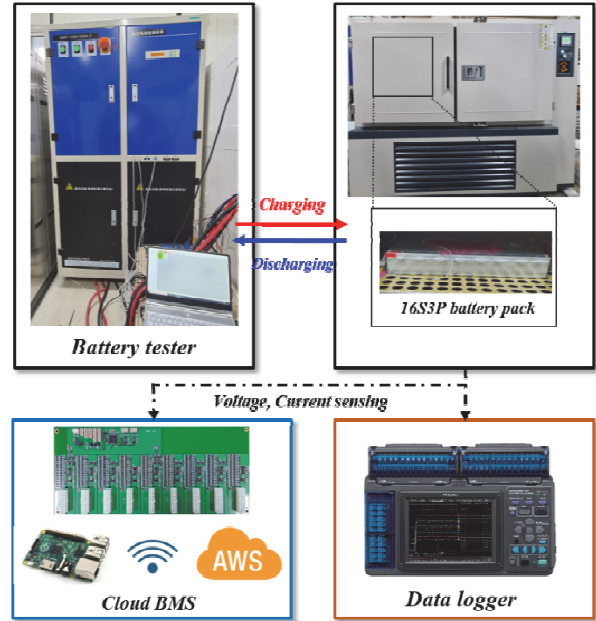


Fig. 6 Validation and experiment setup of cloud BMS and AWS IoT Core server

AWS Cloud IoT Core에 전송된다. 전송된 데이터는 Host PC에서 Python script를 통하여 클라우드 서버에 접근하여 RP4로부터 전송된 정보를 취득하여 BMS와 클라우드의 통신을 제어하도록 소프트웨어를 구성하였다.

5.2 클라우드 BMS 모니터링 성능 검증

클라우드 BMS의 모니터링 성능을 단계적으로 검증을 수행하였다. 첫 번째로, 두 가지 계측기가 측정하는 데이터의 신뢰성을 확보하기 위해 데이터로거와 Slave BMS의 모니터링 값인 전압 및 전류를 비교한다. 측정되는 전압 및 전류 비교를 위해 EV의 동적 특성을 반영한 DST(Dynamic Stress Test) 프로파일을 반복 적용하였다. Fig. 7은 1 사이클의 DST 프로파일을 나타낸다. Slave BMS에서 측정된 전압 데이터와 데이터로거에서 측정된

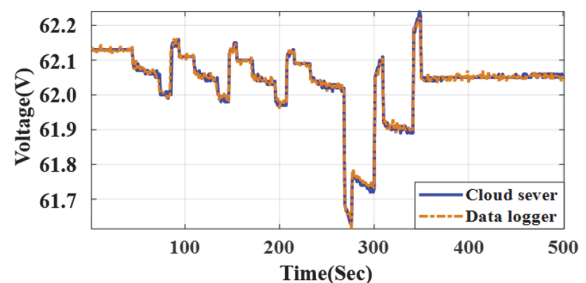


Fig. 7 Validation and experiment setup of cloud BMS and AWS IoT Core server

전압 데이터를 보여준다. 비교 결과, 오차율은 1% 미만으로 클라우드 BMS에서 측정된 전압 데이터 정밀도를 검증하였다.

5.3 클라우드 BMS 피드백 시스템 검증

본 절에서는 제안한 클라우드 기반 서버와 BMS 간의 피드백 시스템 성능 검증에 대한 결과를 나타낸다. 검증 프로세스는 다음과 같다. 클라우드 BMS로 취득한 데이터를 바탕으로 여러 R_k 값을 적용하여 Host PC에서 시뮬레이션을 진행한다. R_k 값 0.1, 10, 100을 적용했을 때, R_k 값 10에서 시뮬레이션 시 SOC 추정 오차가 가장 적게 나타내는 것을 Fig. 8에서 확인할 수 있다. 시뮬레이션 이후 최적의 값으로 도출된 R_k 값 10은 Host PC에 Python 스크립트에 입력 후 AWS 클라우드 서버로 전송되게 된다. 클라우드 서버로 전송되는 실행 환경은 Ubuntu 운영체제 환경의 Host PC에서 Python 스크립트 파일에 AWS 클라우드 서버와 연동하는 MQTT 프로토콜과 인증 프로토콜 등의 소프트웨어로 구성하여 작성하였다. 결과적으로 사용자는 Host PC의 스크립트 파일을 통하여 키보드 인터럽트 입력을 통하여 시뮬레이션으로부터 도출된 R_k 값 10을 스크립트 파일에 저장하고 이후 스크립트 파일에서는 해당 R_k 값 10을 클라우드 서버를 통하여 BMS로

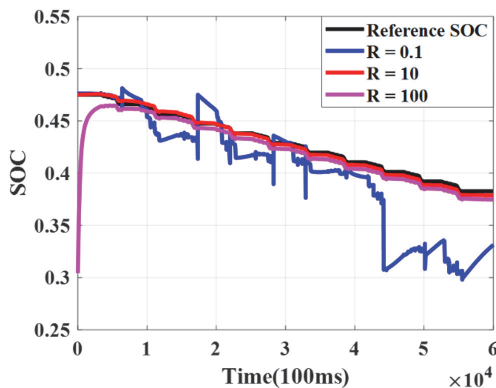


Fig. 8 SOC estimation result with various noise parameter in simulation

```

NO.9322 sampling 0.1sec
-----
1653P Pack Voltage : 59.67V
SOC : 56.67%
Rk : 0.01
-----
Rk Interrupt!
Rk Set 10
NO.9323 sampling 0.1sec
-----
1653P Pack Voltage : 59.67V
SOC : 56.67%
Rk : 10
-----

```

Fig. 9 Terminal screen of cloud BMS in Python script based on Ubuntu operating system

전달하게 된다. BMS에서는 입력 받은 값을 인터럽트로 인식을 하게 되고 EKF의 기존 보드에 탑재되어 있던 노이즈 파라미터 R_k 을 클라우드 서버로부터 입력 받은 R_k 값으로 변경하고 초기화를 진행하게 된다. Fig. 9는 작성된 스크립트 파일과 클라우드 서버를 통해 BMS로 전송되고 있는 데이터를 보여주는 입출력 터미널이다.

Fig. 10과 Fig. 11은 클라우드 서버로부터 입력 받기 전의 R_k 와 입력 받은 이후의 R_k 를 적용한 BMS 안에서의 EKF 기반 SOC 추정 알고리즘 연산 이후 CAN 통신을 통하여 전송된 SOC 값을 CSV 파일로 저장하여 그래프로 출력한 결과이다. 초기의 R_k 값은 임의로 0.01로 설정된 상태이며, 노이즈 파라미터 값이 최적화되지 않아 30분 동안 SOC가 발산 것을 확인할 수 있다. SOC 추정 성능이 발산하여 30분때에 R_k 값을 Host PC에서 시뮬레이션하여 최적화된 R_k 값 10으로 입력하여 30분 이후 SOC 추정 성능이 수렴함을 그래프에서 확인할 수 있다.

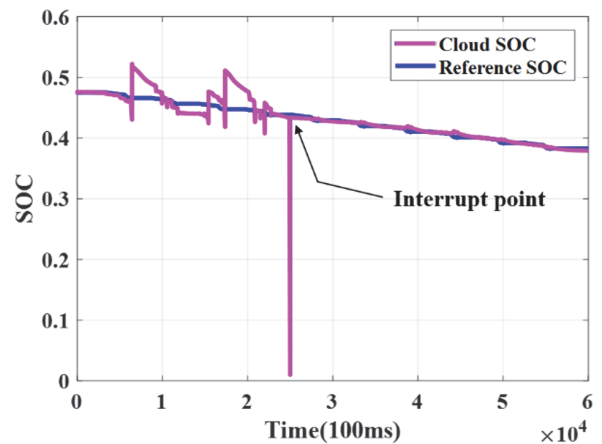


Fig. 10 SOC estimation result based on EKF with noise parameter update

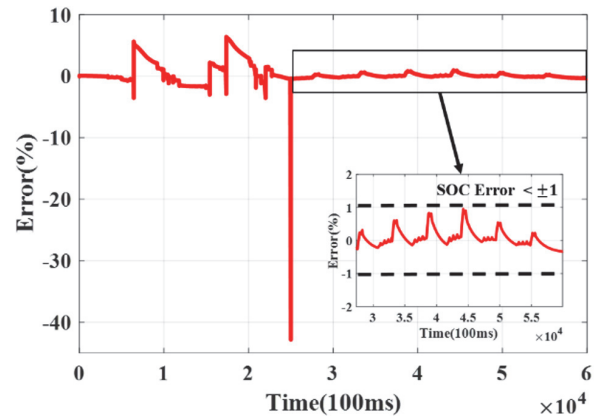


Fig. 11 Error rate of SOC estimation performance for batter module with noise parameter update

R_k 값은 전류 센서 노이즈에 영향을 받으므로, 이는 전류 센서에 부적절한 노이즈 문제로 인한 SOC 추정 성능 하락을 의미한다. 따라서, SOC 추정 성능 향상을 위해서는 시스템에 적합한 R_k 값이 요구되며, 본 연구는 클라우드 시스템을 통해 R_k 값을 보정한다. 시스템 프로세스는 Host PC 상에서 시뮬레이션을 진행하여 최적화된 R_k 를 입력시키고, 인터럽트 명령을 통해 클라우드 서버에서 BMS로 R_k 값이 전달 및 보정된다. 클라우드를 통해 R_k 값은 기존 0.01에서 10으로 보정되었으며, 인터럽트 이후 SOC 추정 성능이 향상된 것을 확인할 수 있다. 최종 SOC 오차율은 R_k 보정 인터럽트 이전 최대 7% 오차율에서 1% 이내로 감소한 것을 확인할 수 있다.

6. 결론

본 논문은 클라우드 BMS의 추정 알고리즘 파라미터 업데이트 방식을 적용한 피드백 구조의 시스템을 구축하여 방법론적인 관점에서 접근하였다. SOC 추정 알고리즘 EKF의 노이즈 파라미터인 R_k 를 제어함으로써 시스템의 신뢰성 및 센서 노이즈에 대한 강건성을 확인하였다. EV 주행 프로파일 DST 기반 동적 시스템 적용 결과 R_k 보정 인터럽트 이전 최대 오차율 7%에서 최대 오차율 1%로 감소되었으며, 이를 통해 클라우드 BMS 성능을 검증하였다.

후 기

본 연구는 한국전력공사의 2021년 선정 기초연구개발 과제 연구비(R21XO01-3)와 2021년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국에너지기술평가원의 지원(20210501010020)을 받았습니다.

References

- 1) K. Liu, K. Li, Q. Peng and C. Zhang, "A Brief Review on Key Technologies in the Battery Management System of Electric Vehicles," *Frontiers of Mechanical Engineering*, Vol.14, No.1, pp.47-64, 2019.
- 2) L. Lu, X. Han, J. Li, J. Hua and M. Ouyang, "A Review on the Key Issues for Lithium-ion Battery Management in Electric Vehicles," *Journal of Power Sources*, Vol.226, pp.272-288, 2013.
- 3) W. Sutopo, B. Rahmawatie, F. Fahma, M. Nizam, A. Purwanto, B. B. Louhenapessy and E. A. Kadir, "A Technical Review of BMS Performance Standard for Electric Vehicle Applications in Indonesia," *Telkomnika*, Vol.16, No.2, pp.544-549, 2018.
- 4) W. Waag, C. Fleischer and D. U. Sauer, "Critical Review of the Methods for Monitoring of Lithium-ion Batteries in Electric and Hybrid Vehicles," *Journal of Power Sources*, Vol.258, pp.321-339, 2014.
- 5) M. A. Hannan, M. S. H. Lipu, A. Hussain and 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, pp.834-854, 2017.
- 6) G. L. Plett, "Extended Kalman Filtering for Battery Management Systems of LiPB-based HEV Battery Packs: Part 1. Background," *Journal of Power Sources*, Vol.134, No.2, pp.252-261, 2004.
- 7) G. L. Plett, "Extended Kalman Filtering for Battery Management Systems of LiPB-based HEV Battery Packs: Part 3. State and Parameter Estimation," *Journal of Power Sources*, Vol.134, No.2, pp.277-292, 2004.
- 8) G. L. Plett, "Advances in EKF SOC Estimation for LiPB HEV Battery Packs," *Consultant to Compact Power, Inc*, 2003.
- 9) T. Tanizawa, T. Suzumiya and K. Ikeda, "Cloud-connected Battery Management System Supporting E-mobility," *Fujitsu Scientific & Technical Journal*, Vol.51, No.4, pp.27-35, 2015.
- 10) A. Adhikaree, T. Kim, J. Vagdoda, A. Ochoa, P. J. Hernandez and Y. Lee, "Cloud-based Battery Condition Monitoring Platform for Large-scale Lithium-ion Battery Energy Storage Systems Using Internet-of-things(IoT)," 2017 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition(ECCE), 2017.
- 11) M. Baumann, S. Rohr and M. Lienkamp, "Cloud-connected Battery Management for Decision Making on Second-life of Electric Vehicle Batteries," 2018 Thirteenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies(EVER). IEEE, 2018.
- 12) S. Yang, Z. Zhang, R. Cao, M. Wang, H. Cheng, L. Zhang, Y. Jiang, Y. Li, B. Chen, H. Ling, Y. Lian, B. Wu and X. Liu, "Implementation for a Cloud Battery Management System Based on the CHAIN Framework," *Energy and AI*, Vol.5, Paper No. 100088, 2021.
- 13) W. Li, M. Rentemeister, J. Badedda, D. Jöst, D. Schulte and D. U. Sauer, "Digital Twin for Battery Systems: Cloud Battery Management System with Online State-of-charge and State-of-health Estimation," *Journal of Energy Storage*, Vol.30, Paper No. 101557, 2020.

- 14) K. Friansa, I. N. Haq, B. M. Santi, D. Kurniadi, E. Leksono and B. Yulianto, "Development of Battery Monitoring System in Smart Microgrid Based on Internet of Things(IoT)," *Procedia Engineering*, Vol.170, pp.482-487, 2017.
- 15) T. Faika, T. Kim, J. Ochoa, M. Khan, S. W. Park and C. S. Leung, "A Blockchain-based Internet of Things (IoT) Network for Security-enhanced Wireless Battery Management Systems," 2019 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting, 2019.
- 16) A. Souri, A. Hussien, M. Hoseyninezhad and M. Norouzi, "A Systematic Review of IoT Communication Strategies for an Efficient Smart Environment," *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, e3736, 2019.
- 17) P. P. Ray, "A Survey of IoT Cloud Platforms," *Future Computing and Informatics Journal*, Vol.1, Nos.1-2, pp.35-46, 2016.
- 18) D. N. T. How, M. A. Hannan, M. S. Hossain Lipu and P. J. Ker, "State of Charge Estimation for Lithium-ion Batteries Using Model-based and Data-driven Methods: A Review," *Ieee Access*, Vol.7, pp.136116-136136, 2019.
- 19) B. Xia, X. Zhao, R. de Callafon, H. Garnier, T. Nguyen and C. Mi, "Accurate Lithium-ion Battery Parameter Estimation with Continuous-time System Identification Methods," *Applied Energy*, Vol.179, pp.426-436, 2016.
- 20) J. Han, D. Kim and M. Sunwoo, "State-of-charge Estimation of Lead-acid Batteries Using an Adaptive Extended Kalman Filter," *Journal of Power Sources*, Vol.188, No.2, pp.606-612, 2009.
- 21) J. Park, J. Kim, M. Jang, S. Jang and J. Kim, "Improvement of SOC Estimation based on Noise Parameter Differential Design of Extended Kalman Filter according to Non-linearity of LiFePO₄ Battery," *Power Electronics Conference*, pp.121-122, 2018.
- 22) I. Choi, S. Choi and K. You, "An Approach of Ultra-Precision Positioning System using Adaptive Fuzzy-Kalman Filter Observer," *The Korean Institute of Electrical Engineers Conference Proceedings*, pp.221-222, 2007.