

배터리 모델 파라미터의 온라인 업데이트 기술 복잡도와 추정 정확도 비교 및 분석

한해찬¹, 노태원¹, 이병국[†]

A Comparative Analysis of Online Update Techniques for Battery Model Parameters Considering Complexity and Estimation Accuracy

Hae-Chan Han¹, Tae-Won Noh¹, and Byoung-Kuk Lee[†]

Abstract

This study compares and analyzes online update techniques, which estimate the parameters of battery equivalent circuit models in real time. Online update techniques, which are based on extended Kalman filter and recursive least square methods, are constructed by considering the dynamic characteristics of batteries. The performance of the online update techniques is verified by simulation and experiments. Each online update technique is compared and analyzed in terms of complexity and accuracy to propose a suitable guide for selecting algorithms on various types of battery applications.

Key words: BMS(Battery Management System), Online update, Extended kalman filter, Recursive least square, Battery equivalent circuit model parameter

1. 서 론

최근 전 세계적으로 IT 모바일 기기와 전기자동차, 에너지저장장치(Energy Storage System, ESS) 시장이 성장하면서 2차 전지에 대한 수요가 급증하고 있다. 배터리의 효율적인 관리와 안전한 사용을 위하여 배터리 관리 시스템(Battery Management System, BMS)이 필수적이며, 그 중 SOC(State of Charge), SOH(State of Health) 등 배터리의 상태에 대한 추정 알고리즘은 배터리 운용의 안정성과 직결되므로 중요성이 강조되고 있다^{[1],[2]}.

SOC, SOH 추정 알고리즘들은 대부분 배터리 등가 회로 모델을 통하여 전압을 모사하거나 모델을 구성하는 파라미터를 직접 이용함으로써 결과값을 얻는다^{[3]-[6]}. 그러나 배터리 등가 회로 모델의 파라미터들은 배터리의 온도나 노화 상태 등 여러 동작 환경에 따라 매우 민감하고 비선형적으로 변동하는데, 이러한 현상은 그림

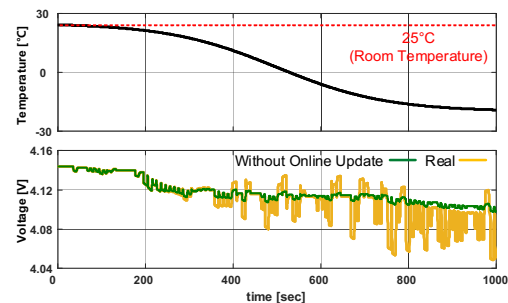


Fig. 1. Inaccuracy of terminal voltage according to temperature variation.

1과 같이 단자 전압을 정상적으로 모사하지 못하는 문제로 나타난다. 즉 비선형적인 파라미터들은 상태 추정 알고리즘들의 정확도 하락을 야기하여 결과적으로 에너지 효율 감소, 출력 성능 하락, 안정성 감소 등으로 이어질 수 있다. 그러므로 배터리의 상태를 정확하게 추정하기 위해서는 배터리 등가 회로 모델의 파라미터들을 실시간으로 갱신하는 온라인 업데이트 기술이 적용되어야 한다.

온라인 업데이트 기술은 배터리로부터 측정 가능한 정보인 단자 전압(V_t)과 단자 전류(I_t)만을 이용하여 파라미터들을 추출해야 한다. 그러나 이 파라미터들은 앞서 언급한 바와 같이 비선형적이며 동특성을 파악하기 어려우므로 온라인 상황에서 정확한 값을 추정해 업

Paper number: TKPE-2019-24-4-8

Print ISSN: 1229-2214 Online ISSN: 2288-6281

[†] Corresponding author: bklee@skku.edu Dept. of Electrical and Computer Eng., Sungkyunkwan Univ. Tel: +82-31-299-4581 Fax: +82-31-299-4612

¹ Dept. of Electrical and Computer Eng., Sungkyunkwan Univ. Manuscript received Sep. 30, 2018; revised Oct. 29, 2018; accepted Dec. 10, 2018

— 본 논문은 2018년 전력전자학술대회 우수추천논문임

— 본 논문은 2018년 전력전자학술대회 우수논문상 수상논문임

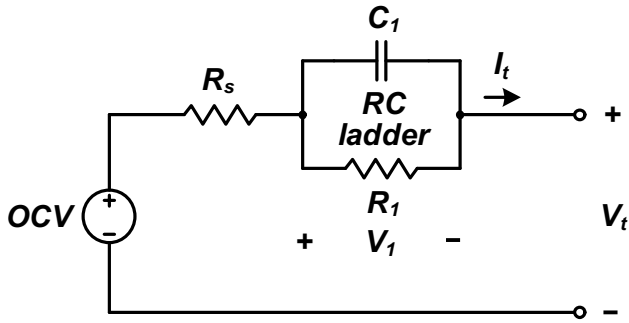


Fig. 2. First-order RC-ladder model of battery equivalent circuit.

테이트하기 어렵다. 따라서 이와 관련된 다양한 연구들이 진행되고 있으며 파라미터를 업데이트하는 논리에 따라 크게 직접 추정 방식과 모델 기반 적응형 필터 방식으로 분류된다.

직접 추정 방식은 시간에 따른 파라미터의 동특성을 매순간 적용하여 업데이트하는 방식으로, 내부 저항과 같이 전류와 전압의 변화량을 통하여 직관적인 동특성 묘사가 가능한 파라미터의 추정에 사용된다. 그러나 배터리의 분극 전압을 모사하는 내부 커패시턴스처럼 일정 시간 동안 축적된 전류 및 전압 데이터를 기반으로 추정 가능한 파라미터의 경우 직접 추정 방식을 이용하는 데에 한계가 있다^[7].

반면 모델 기반 적응형 필터 방식은 재귀적 방법에 따라 과거의 추정 결과를 반영하여 최종 추정값의 정확도를 높이도록 필터 이득을 스스로 적응시키므로 직접 추정 방식의 단점을 보완한다. 대표적으로 선형뿐만 아니라 비선형 시스템에도 적용이 가능하며 노이즈에 대하여 효과적인 추정값을 제공하는 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter, EKF), 오차의 제곱을 최소로 만드는 보정 이득을 기반으로 추정 과정이 간단한 재귀적 최소 자승(Recursive Least Square, RLS), 그 외에도 파티클 필터(Particle Filter, PF)등 다양한 종류의 오차 보정 알고리즘이 존재한다^{[8]-[11]}.

그러나 각각의 알고리즘에 따라 파라미터의 추정 과정과 특징이 상이하므로, 동일한 환경에서 서로 다른 알고리즘을 적용한 온라인 업데이트 기술을 비교·분석하여 배터리 동작 환경과 조건에 따라 적절한 알고리즘을 선택해야 한다.

본 논문에서는 오차 보정 알고리즘 중에서 대표적으로 사용되는 EKF와 RLS를 선택하여 각각 구현하고, Li-ion 배터리를 이용한 충·방전 데이터를 기반으로 복잡도와 추정 정확도의 두 가지 관점에 따라 비교·분석한다. 알고리즘의 복잡도는 MATLAB Static Code 분석을 통하여 확인하고, 시뮬레이션 및 실험 데이터를 기반으로 추정 정확도를 판단한다. 분석 결과를 바탕으로 Li-ion 배터리의 동작 어플리케이션에 따라 더 적합한 온라인 업데이트 기술을 제안한다.

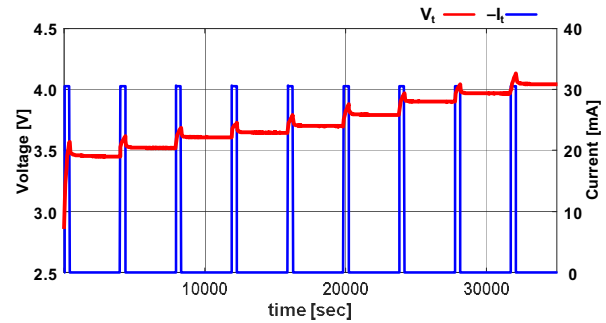


Fig. 3. Current profile for parameters identification.

TABLE I
SPECIFICATIONS OF BATTERY CELLS

Battery Type	NMC (Nickel Manganese Cobalt)
Capacity	89 [Ah]
Voltage Range	2.7 - 4.2 [V]
Nominal Voltage	3.6 [V]

2. 배터리 등가 회로 모델 선정 및 파라미터 추출

온라인 업데이트 기술을 설계하기 위하여 그림 2의 1차 RC-ladder 모델을 기반으로 배터리 등가 회로를 구성한다. 1차 RC-ladder 모델은 무부하 상태의 개회로 전압인 OCV(Open Circuit Voltage)와 내부 임피던스에 해당하는 직렬 저항(R_s) 및 RC-ladder로 구성된다. 각각의 파라미터들은 전류의 인가에 따른 단자 전압(V_t)의 동특성을 모사하는데, R_s 는 V_t 의 순간적인 변화를 나타내고 RC-ladder는 시정수를 갖는 형태로 증가·감소하는 V_t 의 특성을 표현한다. 배터리 등가 회로 모델은 이 RC-ladder의 차수가 증가함에 따라 정확도가 향상되지만 관리해야 할 파라미터의 수가 늘어나므로 연산이 복잡해지는 단점이 존재한다. 따라서 본 논문에서는 배터리 등가 회로의 파라미터를 추정하는 온라인 업데이트 기술을 정확도와 복잡도의 관점에서 비교·분석하기 위하여 보다 해석이 용이한 1차 RC-ladder 모델을 선택한다.

배터리의 단자 전압 V_t 는 식 (1)과 같이 표현되며 추정된 파라미터들로부터 V_t 를 계산하여 실험 검증에 사용한다. 설계하고자 하는 알고리즘은 외부로부터 SOC를 통하여 정확한 OCV를 확보하고 있다고 가정하고 임피던스 파라미터인 R_s, R_1, C_1 만 추정하도록 구성한다. 오차 보정 알고리즘들의 시스템 모델은 식 (2)와 같이 시간에 따른 RC-ladder 전압(V_1)의 동특성을 기반으로 설계한다.

$$V_t = OCV - I_t R_s - V_1 \tag{1}$$

$$\frac{dV_{1,k+1}}{dt} = -\frac{1}{R_1 C_1} V_{1,k} + \frac{1}{C_1} I_{t,k} \tag{2}$$

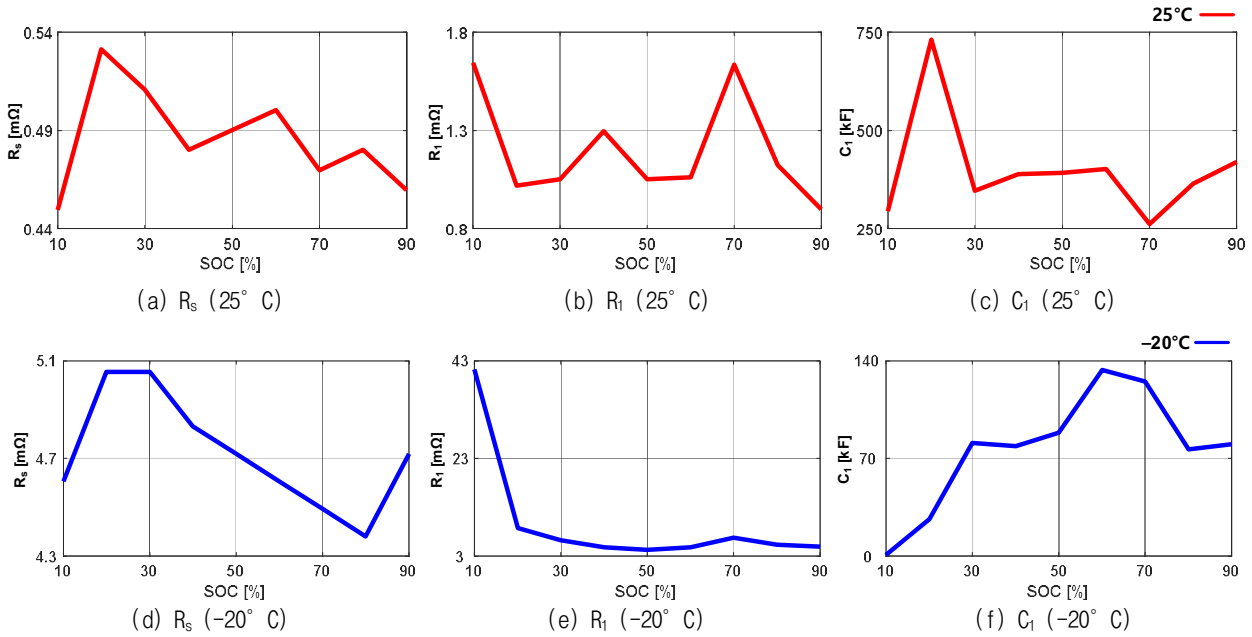


Fig. 4. Lookup table of parameters according to the room(25°C) and low(-20°C) temperatures.

SOC에 따른 파라미터들의 LUT(Lookup table)를 확보하기 위하여 그림 3의 전류를 표 1의 배터리에 인가한 뒤, 휴지 시점 이후 10초 동안의 V_t 변화량을 통하여 R_s 를 추출하고 휴지 기간 동안 시정수를 가지며 감소하는 V_t 를 지수 함수의 형태로 Curve Fitting 함으로써 R_l 과 C_l 를 얻는다. 파라미터들은 10%에서 90%까지의 SOC를 10% 단위로 나누어 각각 상온(25°C)과 저온(-20°C)에서 추출하며, 그림 4와 같이 SOC에 따른 파라미터의 값으로 나타낸다.

3. 온라인 업데이트를 위한 오차 보정 알고리즘 구현

3.1 EKF 구현 및 오차 보정 방법

EKF 오차 보정 알고리즘은 두 번의 추정 단계를 통하여 파라미터의 추정이 진행된다. 1차 예측 단계에서는 시간의 흐름에 따라 다음 상태에서 파라미터들이 어떻게 변화할지 예상한다. 하지만 배터리 등가 회로 모델의 파라미터들은 배터리의 SOC, 온도, 노화 상태 등 여러 동작 환경에 따라 비선형적으로 변동하므로 다음 상태를 명확하게 예측하기 어렵다. 따라서 파라미터를 추정하기 위하여 식 (3)과 같이 상태 변수(x)를 정의하고, x 를 구성하는 상태 변수들 중에서 시간에 따라 비선형적인 파라미터 R_s , R_l , C_l 는 불변함을 가정한다.

$$x = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4]^T = [V_1 \ \frac{1}{R_l} \ \frac{1}{C_l} \ R_s]^T \quad (3)$$

반면, 상태 변수 중에서 동특성이 명확한 V_1 을 통하여 x 의 다음 상태를 예측하며, 이러한 특성을 고려하여 시스템 모델인 f 를 정의하고 식 (4)로 나타낸다.

$$f(\hat{x}_{k-1}) = \begin{bmatrix} \hat{x}_{1,k-1} + (-\hat{x}_{1,k-1}\hat{x}_{2,k-1}\hat{x}_{3,k-1}dt + \hat{x}_{3,k-1}u_{k-1}dt) \\ \hat{x}_{2,k-1} \\ \hat{x}_{3,k-1} \\ \hat{x}_{4,k-1} \end{bmatrix} \quad (4)$$

EKF에 적용하기 위하여 비선형 시스템 모델인 f 의 선형화가 필요하며, 식 (5)와 같이 Jacobian 방식을 사용하여 선형 시스템 행렬식(A)을 얻는다. A 를 통하여 x 의 다음 상태 예측값인 \hat{x}_k 를 구하고, 식 (6)을 이용하여 오차공분산(P)의 다음 상태 예측값인 P_k 를 도출한다.

$$A = \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{\hat{x}_k} = \begin{bmatrix} 1 - x_{2,k-1}x_{3,k-1}dt & -x_{1,k-1}x_{3,k-1}dt & (u_{k-1} - x_{1,k-1}x_{2,k-1})dt & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$P_k = AP_{k-1}A^T + Q \quad (6)$$

2차 보정 단계에서는 예측된 상태 변수를 기반으로 측정값과 비교하여 최종 추정값을 보정한다. 먼저 1차 예측값 \hat{x}_k 를 실제 측정값(z_k)과 비교하기 위하여 식 (7)의 변환 함수(h)를 정의하며, f 와 동일한 방식으로 식 (8)과 같이 선형 시스템 행렬식(H)을 얻는다.

$$h(\hat{x}_k) = \hat{x}_{1,k} + u_k \hat{x}_{4,k} \quad (7)$$

$$H = \left. \frac{\partial h}{\partial x} \right|_{\hat{x}_k} = [1 \ 0 \ 0 \ u_k] \quad (8)$$

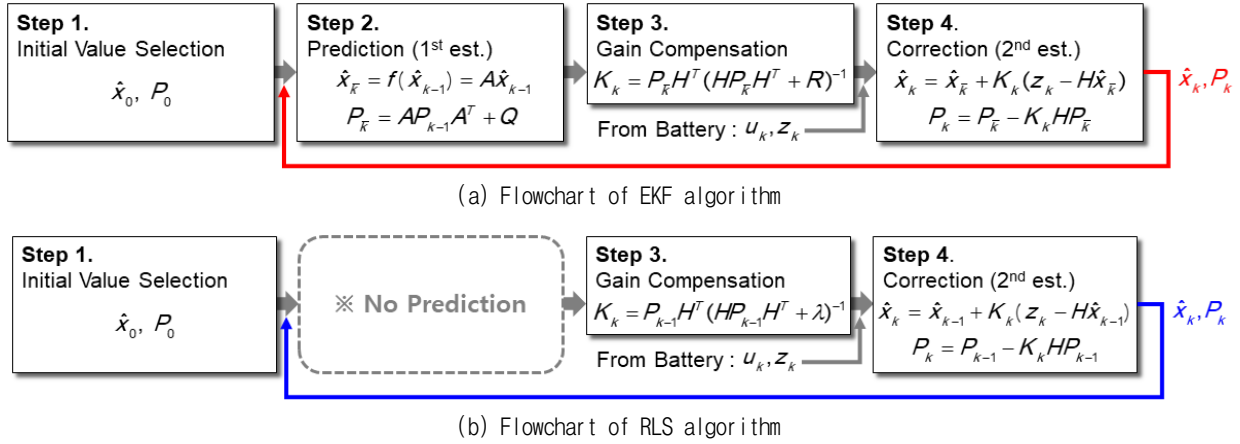


Fig. 5. Comparison of online update algorithms.

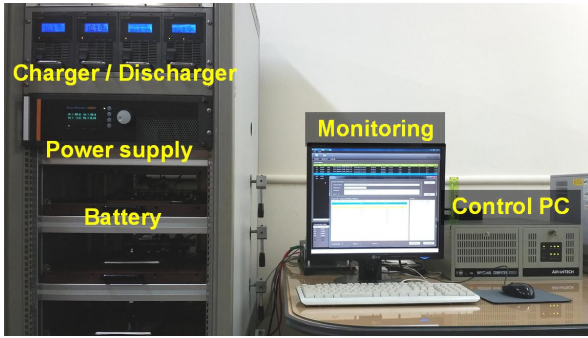


Fig. 6. Experimental set up for verification.

\hat{x}_k 를 H 로 변환하여 z_k 와 비교한 뒤, 그 오차를 기반으로 최종 추정값을 보정한다. 이때 사용되는 보정이득 (K)은 오차를 얼마나 보정하여 최종 추정값(\hat{x}_k)을 계산할지 결정하는 요소로서 다음 식 (9)와 같이 P 와 H , 그리고 공분산(R)에 대한 관계식으로 표현된다. 식 (10)과 식 (11)을 통하여 \hat{x}_k 및 오차공분산(P_k)을 도출한다.

$$K_k = P_k H^T (HP_k H^T + R)^{-1} \quad (9)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k + K(z_k - H\hat{x}_k) \quad (10)$$

$$P_k = P_k - K_k HP_k \quad (11)$$

P_k 또한 K 를 통하여 보정되며, \hat{x}_k 와 함께 다음 상태의 추정에서 초기값으로 사용되는 재귀적 구조를 이룬다. 즉 K 는 예측값과 측정값의 반영 비율을 결정하며, 이 값이 정확한 추정을 하도록 스스로 적응하기 때문에 이러한 형태의 오차 보정 알고리즘들이 적응형 필터 방식이라고 불린다. 이 반영 비율은 R 로 조절할 수 있으며 앞서 1차 예측에서 사용된 공분산 Q 와 함께 측정값 및 예측값의 신뢰도를 결정한다. Q 가 커지면 K 가 증가하므로 측정값에 대한 측정값의 반영 비율이 상승하고, R 이 커지면 반대로 K 가 감소하므로 측정값에 대한 예

측값의 반영 비율이 상승한다. 이 공분산들은 전체 시스템이 발산하지 않도록 적절한 값으로 선택한다.

3.2 RLS 구현 및 오차 보정 방법

RLS는 EKF와 마찬가지로 보정 이득의 적응을 통하여 재귀적으로 파라미터를 추정하는 오차 보정 알고리즘이다. 그러나 RLS는 그림 5와 같이 1차 예측 단계 없이 이전 상태의 최종 추정값을 H 로 변환하여 측정값 직접 비교한 뒤, 그 오차를 기반으로 최종 추정값을 보정한다는 점에서 EKF와 차이가 있다. RLS는 1차 예측 단계가 없으므로 f 또한 존재하지 않으며, 따라서 이전 상태의 추정값을 측정값과 비교하기 위하여 필요한 h 만을 사용한다. 기존 EKF에서 사용한 H 로는 어떠한 상태 변수의 동특성도 반영할 수 없기 때문에 쌍선형변환을 통하여 h 의 선형 행렬식 H 를 구한다. h 는 RC-ladder 전압 관계식을 기반으로 식 (12)와 같이 Frequency-domain으로 나타내고, 식 (13)의 쌍선형변환을 적용하여 z -domain 식 (14)를 얻는다.

$$h(s) = \frac{OCV(s) - V_i(s)}{I(s)} = \frac{R_s + R_1 + R_s R_1 C_1 s}{1 + R_1 C_1 s} \quad (12)$$

$$s = \frac{2}{T} \frac{1 - z^{-1}}{1 + z^{-1}} \quad (13)$$

$$h(z^{-1}) = -\frac{\frac{R_s T + R_1 T + 2R_s R_1 C_1}{T + 2R_1 C_1} + \frac{R_s T + R_1 T - 2R_s R_1 C_1}{T + 2R_1 C_1} z^{-1}}{1 + \frac{T - 2R_1 C_1}{T + 2R_1 C_1} z^{-1}} \quad (14)$$

$$= \frac{x_2 + x_3 z^{-1}}{1 - x_1 z^{-1}}$$

위 과정을 통하여 행렬식 H 와 새로운 상태 변수 x 를 아래 식 (15)와 식 (16)으로 선정하며, 이후 추정값에 대한 보정 과정은 EKF와 동일하게 이루어진다. 최종적으로 x 를 추정하면 기존 파라미터들과의 관계식인 식 (17)을 통하여 R_s, R_1, C_1 을 추정할 수 있다.

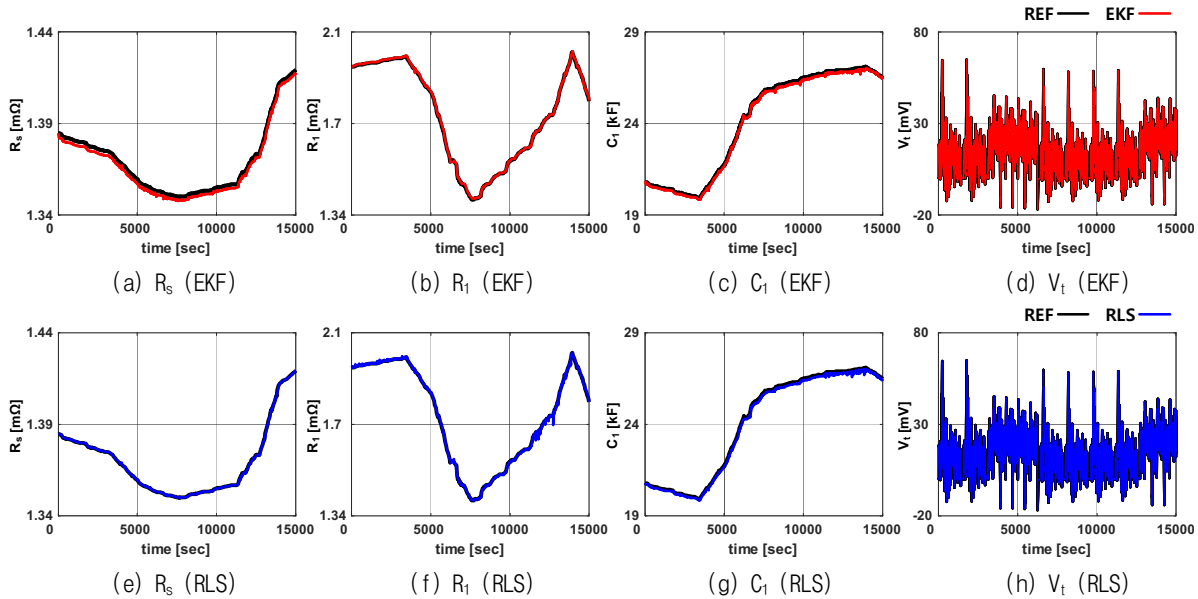


Fig. 7. Battery equivalent circuit model parameters estimated by EKF and RLS on simulation.

$$x = [x_1 \ x_2 \ x_3]^T \quad (15)$$

$$H = [V_{t,k-1} \ u_k \ u_{k-1}] \quad (16)$$

$$R_s = -\frac{(x_2 - x_3)}{1 + x_1}, \quad R_l = -\frac{2(x_1 x_2 + x_3)}{1 - x_1^2}, \quad C_l = -\frac{T(1 + x_1)^2}{4(x_1 x_2 + x_3)} \quad (17)$$

RLS는 오차공분산 P 에 λ (Forgetting Factor)의 역수를 곱하여 파라미터 추정 속도 및 안정성을 조절할 수 있다. λ 는 EKF의 공분산과 마찬가지로 시스템 특성에 따라 0~1 사이의 적절한 값을 선정한다.

4. 검 증

EKF와 RLS를 추정 정확도와 복잡도의 관점에서 비교 및 검증하기 위하여 먼저 MATLAB Simulink를 기반으로 각각의 온라인 업데이트 기술을 설계하고 정상적으로 동작하는지 확인한다. 그 후, 표 1의 NMC 배터리와 그림 6의 충·방전기를 이용하여 온라인 상태에서도 정상적으로 배터리 등가 회로 모델 파라미터를 추정하는지 실험적으로 검증한다. 마지막으로 MATLAB Static Code 분석 방법을 통하여 각 알고리즘의 복잡도를 판단한다.

4.1 MATLAB Simulink를 이용한 파라미터의 추정 정확도 시뮬레이션 검증

배터리 등가 회로 모델의 파라미터들은 SOC 뿐만 아니라 온도나 노화도 등 다양한 환경적 요소에 민감하여 비선형적으로 가변한다. 따라서 실험을 통하여 파라미터들을 추출했다고 하더라도 매 순간 그 값이 변화하기 때문에, 검증 실험을 하게 될 경우 그 때의 파라미터들은 기존에 추출된 파라미터들과 다른 값을 갖게 된다.

즉 실제 배터리를 기준으로 삼고 파라미터를 업데이트 하려고 해도 실제 배터리로부터 I_t 와 V_t 에 대한 정보만 측정 가능하기 때문에 배터리 등가 회로 모델 파라미터의 온라인 업데이트 기술을 검증하기 어렵다.

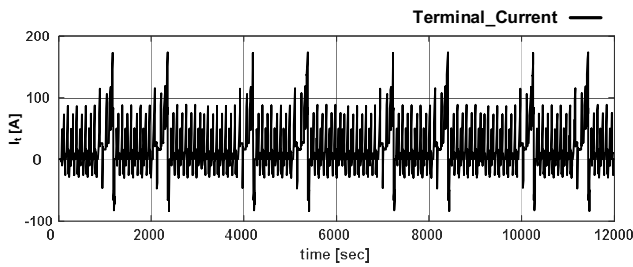
따라서 파라미터의 온라인 업데이트가 정상적으로 이루어지는지 확인하기 위해서는 시뮬레이션 검증이 필요하며, 오프라인에서 추출한 파라미터로 기준 배터리를 모델링하고 그 파라미터를 추정하는 방식으로 온라인 업데이트 동작을 검증한다.

그림 4의 파라미터를 기반으로 입력 전류에 대한 단자 전압을 모사하기 위하여 MATLAB Simulink로 기준 배터리 모델을 구성한다. 검증에 사용된 전류 프로파일은 전기 자동차의 주행 패턴을 의미하는 UDDS(Urban Dynamometer Driving Schedule)와 HWFET(Highway Fuel Economy Test)의 혼합 형태로, 다이نام릭한 전류 인가 상황에서 EKF 및 RLS의 정상 동작 여부를 확인하는 데에 목적이 있다. 배터리 모델에 전류 프로파일을 인가하여 I_t 와 V_t 를 추출하고, 이를 기반으로 EKF와 RLS에 의하여 각각 파라미터의 추정이 이루어진다. 추정된 파라미터는 기준 배터리 모델을 구성하는 파라미터와 비교함으로써 추정 정확도 및 온라인 업데이트의 정상 동작을 판단한다.

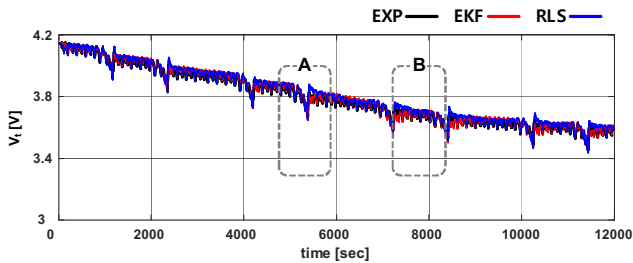
시뮬레이션 결과 그림 7과 같이 EKF와 RLS 모두 기준 배터리 모델의 파라미터를 정상적으로 추정하였고, V_t 에 대하여 EKF의 경우 1.10 [mV], RLS의 경우 3.72 [mV] 이내의 오차로 정확하게 단자 전압을 모사하였다.

4.2 Li-ion 배터리의 충·방전 실험을 통한 단자 전압 모사 정확도 비교 및 분석

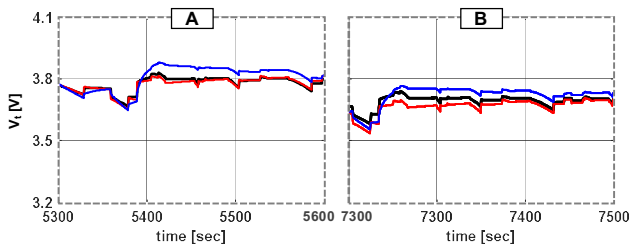
온라인 업데이트 기술에 의하여 추정된 파라미터의 정확도는 실험적으로 검증하기 어려우나 식 (1)과 같이



(a) NEDC current profile



(b) Terminal voltage comparison at room temperature



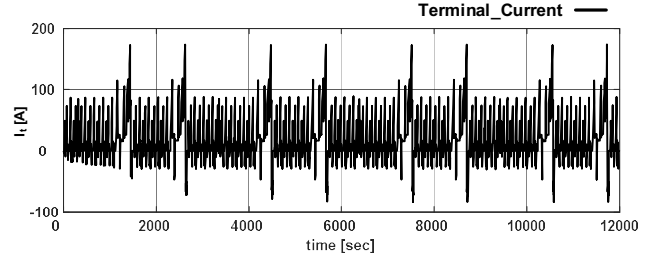
(c) Enlarged error sections of (b)

Fig. 8. Results of terminal voltage by NEDC profile at room temperature(25°C).

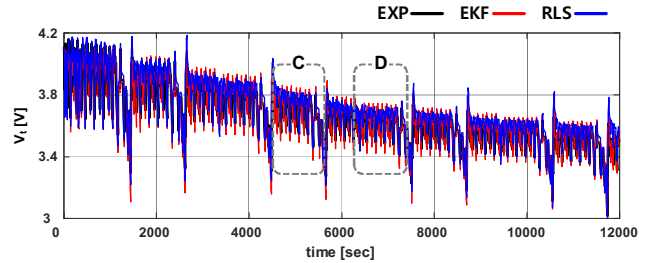
추정된 파라미터들을 이용하여 단자 전압($V_{t,est}$)을 모사하고, 실제 배터리로부터 측정 가능한 단자 전압($V_{t,exp}$)과 비교함으로써 추정 정확도를 판단한다면, 결과적으로 온라인 업데이트 기술을 실험적으로 검증할 수 있다.

그림 8(a), 9(a)와 같이 NEDC(New European Driving Cycle) 주행 전류 프로파일을 상온(25°C)과 저온(-20°C) 환경에서 각각 인가하여 파라미터를 추출하고, 이를 기반으로 추정 정확도의 검증 기준을 설정한다. 두 가지 온도 조건에 대하여 EKF와 RLS를 각각 적용시켜 파라미터를 추정하고, $V_{t,est}$ 를 계산하여 실제 실험으로부터 측정된 $V_{t,exp}$ 와 비교한다.

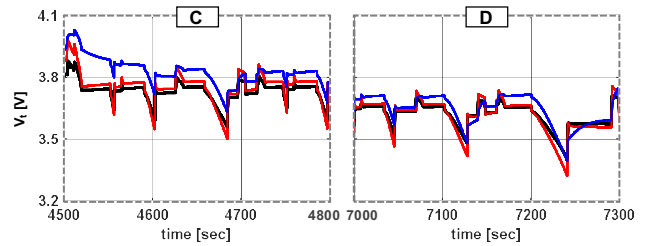
실험 결과, 그림 8(b), 9(b)와 같이 $V_{t,est}$ 와 $V_{t,exp}$ 를 비교하여 나타냈으며, RLS의 오차가 크게 나타나는 구간을 각각 확대하여 그림 8(c), 9(c)로 표시하였다. 아래 표 2와 같이 배터리 단자 전압 $V_{t,exp}$ 에 대한 추정값 $V_{t,est}$ 의 평균 오차는 상온에서 EKF가 8.37 [mV], RLS가 14.33 [mV]이며, 저온에서 EKF가 19.88 [mV], RLS가 45.76 [mV]이다. 결과적으로 RLS가 EKF에 비해 상온에서는 1.71배, 저온에서는 2.30배 오차가 크다. 즉, 배터리가 차가운 환경에서 동작하면 내부 저항이 증가하



(a) NEDC current profile



(b) Terminal voltage comparison at low temperature



(c) Enlarged error sections of (b)

Fig. 9. Results of terminal voltage by NEDC profile at low temperature(-20°C).

여 단자 전압의 변동 폭이 커지고 온라인 업데이트 기술의 정확도가 저하된다.

4.3 MATLAB Static Code 분석을 통한 알고리즘의 복잡도 비교

오차 보정 알고리즘이 파라미터의 추정값을 산출하기 위하여 필요한 평균연산량은 MATLAB 내부의 Static Code 분석 방법을 통하여 추출하였다. 이 기능을 통하여 얻은 값은 Simulink Block을 c언어 코드로 변환하고 명령의 개수와 함수의 복잡도 등을 총괄하여 나타낸 상대적인 지표이며, 실제 산업 환경에서 알고리즘의 크기를 제한하기 위하여 허용치를 설정할 때 사용된다. 분석 결과 그림 10과 같이 EKF는 16, RLS는 9의 복잡도를 가지며 EKF가 RLS에 비해 83.3% 크게 나타났다.

결과적으로 파라미터의 정확한 추정을 목적으로 하는 배터리 동작 환경에서 RLS는 특정 전류가 인가되거나 온도가 낮아질 경우 큰 오차가 발생하므로 순간적으로 파라미터를 추정하지 못해 치명적인 오류를 일으킬 수 있다. 반면, 오차 보정 알고리즘의 복잡도는 RLS가 EKF의 절반 수준에 불과하므로 가벼운 알고리즘의 설계를 필요로 하는 배터리 어플리케이션에서는 RLS가 EKF보다 유리하다.

3. Function Information [hide]

View function metrics in a call tree format or table format. Accumulated stack numbers include the estimated stack size of the function plus the maximum of the accumulated stack size of the subroutines that the function calls.

View: Call Tree | Table

Function Name	Accumulated Stack Size (bytes)	Self Stack Size (bytes)	Lines of Code	Lines	Complexity
[+] EKF_Complexity1_step	768	768	122	295	14
[+] EKF_Complexity1_initialize	0	0	7	19	1
EKF_Complexity1_terminate	0	0	0	4	1

(a) Complexity of EKF algorithm

3. Function Information [hide]

View function metrics in a call tree format or table format. Accumulated stack numbers include the estimated stack size of the function plus the maximum of the accumulated stack size of the subroutines that the function calls.

View: Call Tree | Table

Function Name	Accumulated Stack Size (bytes)	Self Stack Size (bytes)	Lines of Code	Lines	Complexity
[+] RLS_Complexity1_step	392	392	72	180	7
[+] RLS_Complexity1_initialize	0	0	7	19	1
RLS_Complexity1_terminate	0	0	0	4	1

(b) Complexity of RLS algorithm

Fig. 10. Complexity comparison by MATLAB static code analysis.

TABLE II
ESTIMATION ERROR AND COMPLEXITY OF ONLINE UPDATE TECHNIQUES

Algorithm	Estimation Error of V_t		Complexity
	Room (25°C)	low (-20°C)	
EKF	8.37 [mV]	19.88 [mV]	16
RLS	14.33 [mV]	45.76 [mV]	9

5. 결 론

본 논문에서는 배터리 등가 회로 모델의 파라미터를 온라인 환경에서 실시간으로 추정하는 RLS 및 EKF 오차 보정 알고리즘을 정확도와 복잡도의 관점에 따라 비교·분석하였다. EKF는 정확한 추정을 요구하는 동작 환경에서, RLS는 가벼운 알고리즘을 필요로 하는 동작 환경에서 각각 유리하다. 따라서 BMS에서 배터리 등가 회로 파라미터의 온라인 업데이트 기술을 적용하기에 앞서 배터리의 동작 환경을 먼저 파악하고 그에 따라 가장 적합한 오차 보정 알고리즘을 선택함으로써 배터리의 효율적인 관리와 안정성 향상을 기대할 수 있다.

References

[1] W. Zhang, W. Shi, and Z. Ma, "Adaptive unscented kalman filter based state of energy and power capability estimation approach for lithium-ion battery," *Journal of Power Sources*, Vol. 289, pp. 50-62, Sep. 2015.

- [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, Mar. 2013.
- [3] G. L. Plett, "High-performance battery-pack power estimation using a dynamic cell model," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol. 53, No. 5, pp. 1586-1593, Sep. 2004.
- [4] A. P. Schmidt, M. Bitzer, A. W. Imre, and L. Guzzella, "Experiment-driven electrochemical modeling and systematic parameterization for a lithium-ion battery cell," *Journal of Power Sources*, Vol. 195, No. 15, pp. 5071-5080, Aug. 2010.
- [5] T. Kim and W. Qiao, "A hybrid battery model capable of capturing dynamic circuit characteristics and nonlinear capacity effects," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 26, No. 4, pp. 1172-1180, Oct. 2011.
- [6] J. Li and M. S. Mazzola, "Accurate battery pack modeling for automotive applications," *Journal of Power Sources*, Vol. 237, pp. 215-228, Sep. 2013.
- [7] J. H. Kim, S. J. Lee, J. M. Lee, and B. H. Cho, "A new direct current internal resistance and state of charge relationship for the Li-ion battery pulse power estimation," in *2007 7th International Conference on Power Electronics*, pp. 1173-1178, 2007.
- [8] 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, Aug. 2004.
- [9] L. Zhang, Z. Wang, F. Sun, and D. G. Dorrell, "Online parameter identification of ultracapacitor models using the extended Kalman filter," *Energies*, Vol. 7, No. 5, pp. 3204-3217, May. 2014.
- [10] X. Hu, F. Sun, Y. Zou, and H. Peng, "Online estimation of an electric vehicle Lithium-Ion battery using recursive least squares with forgetting," in *Proceedings of the 2011 American Control Conference*, pp. 935-940, 2011.
- [11] S. Herdjunto, "Estimation of open circuit voltage and electrical parameters of a battery based on signal processed by recursive least square method using two separate forgetting factors," in *2016 6th International Annual Engineering Seminar (InAES)*, pp. 67-71, 2016.



한해찬(韓海 찬)

1993년 8월 31일생. 2018년 성균관대 전자전기공학과 졸업. 2018년~현재 동 대학원 전자전기컴퓨터공학과 석사과정.



노태원(盧泰元)

1991년 10월 21일생. 2016년 성균관대 전자전기공학과 졸업. 2016년~현재 동 대학원 전자전기컴퓨터공학과 석·박통합과정.



이병국(李秉國)

1968년생. 1994년 한양대 전기공학과 졸업. 1996년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 2001년 Texas A&M University 전기공학과 졸업(공학박). 2002년~2003년 Postdoctoral Research Associate, Texas A&M University. 2003년~2005년 한국전기연구원 산업전기연구단 전력전자그룹 선임연구원. 2006년~현재 성균관대 정보통신대학 전자전기공학부 교수. 2004년~현재 IEEE Senior Member, IEEE VPPC2012 조직위원장. 2016년~현재 국제전기기술위원회(IEC) 적합성평가위원회 (CAB) 이사. 당 학회 연구사업이사.