

# 개선된 시스템 모델과 EKF를 이용한 실시간 배터리 모델 변수 추정법

이재형, 김재구, 안정훈, 이병국<sup>†</sup>  
 성균관대학교 전자전기컴퓨터공학과

## Identification of Battery Model Parameter Using Extended Kalman Filter and Improved System Model

Jaehyung Lee, Jae Gu Kim, Jung Hoon Ahn, and Byoung Kuk Lee<sup>†</sup>  
 Department of Electrical and Computer Engineering, Sungkyunkwan University

### ABSTRACT

본 논문은 사용 환경 및 노화에 따라 변하는 배터리 회로 모델의 변수를 실시간으로 추정하는 방법을 제안한다. 동특성 방정식의 개선과 모델변수 변동을 반영하여 시스템 모델의 정확도를 종래의 방법 대비 향상시킨다. 제안하는 추정법의 타당성은 단전지 시뮬레이션과 실험을 통해 검증한다.

### 1. 서론

다양한 에너지 저장 매체 중 높은 비에너지와 비출력의 이점으로 리튬이온 배터리의 사용이 증가하고, 이에 따라 안전하고 효율적인 배터리 운용을 위한 배터리 상태 추정 알고리즘들이 개발되어 지고 있다. 그 중 회로 등가 모델을 기반으로 하는 배터리 상태 추정 알고리즘의 정확도는 본질적으로 배터리 모델의 정확도에 큰 영향을 받기 때문에 배터리 내부 변수들이 사용 환경과 노화에 따라 변화하여 모델이 부정확해진다면 알고리즘의 성능을 보장할 수 없다<sup>[1]</sup>.

이러한 문제를 해결하기 위하여 주로 recursive least squares filter (RLS), extended Kalman filter (EKF) 등을 이용한 내부 변수 추정법을 사용하여 배터리 내부 변수를 갱신한다<sup>[2]</sup>. 기존 연구에서 RC 네트워크가 포함된 배터리 회로 모델을 기반으로 모델의 변수를 추정하는 경우, 커패시턴스 성분이 고정되어 있다는 가정의 부정확함을 보완하고 시간에 따라 모델의 변수가 변동하는 것을 반영한다. 또한 1차 RC ladder 기반 배터리 모델을 2차 RC ladder로 확장하여 보다 정확한 변수 추정법을 제안한다.

본 논문은 다음의 순서로 구성된다. 먼저 실제 배터리를 높은 정확도를 가지고 모사할 수 있는 배터리 회로 모델을 선정하고, 그에 맞는 개선된 시스템 모델을 제시한다. 그리고 개선된 시스템 모델에서 모델 변수 변동에 대한 부분과 커패시턴스 성분의 동특성 방정식에 대해 살펴본다. 마지막으로, 시뮬레이션과 실험을 통해 본 배터리 모델 변수 추정법의 정확도를 검증한다.

## 2. 제안하는 배터리 모델 변수 추정법

### 2.1 EKF의 시스템 모델 개선

본 논문에서는 실제 배터리의 동특성을 모사하는 정확도와 모델 분석에 필요한 계산량을 고려하여 보편적으로 사용되는 그림 1의 2차 RC ladder 기반 배터리 모델을 사용한다. 비선형

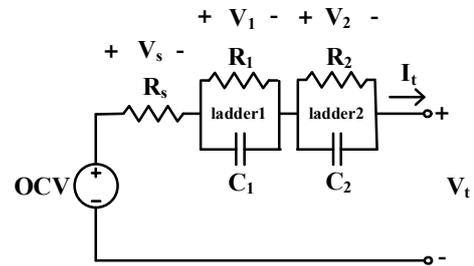


그림 1 배터리 등가 회로 모델  
 Fig. 1. Battery equivalent circuit model.

시스템에 사용되는 EKF는 표 1과 같은 순서로 구성된다. EKF를 구동하기 위해  $A$ ,  $H$ ,  $Q$ ,  $R$ 를 설정해주어야 하는데  $A$ ,  $H$  행렬은 각각 상태변수의 시간에 따른 변화율을 나타내는  $f(x)$ 와 측정값  $z$ 를 상태변수로 나타내는  $h(x)$ 의 자코비안을 통하여 설정하고,  $Q$ 와  $R$  행렬은 실험을 통해 경험적으로 얻는다.

표 1 제안하는 추정법의 EKF 구성  
 Table 1. The operation of EKF for suggested estimation method.

일반적인 EKF 구성	본 추정법의 EKF 구성
(1) 상태 예측 $x_p = f_x(x)$	(1) 상태 예측 $x_p = f_x(x) + D dt$
(2) 오차 공분산 예측 $P_p = A P A^T + Q$	(2) 오차 공분산 예측 $P_p = A P A^T + Q$
(3) 칼만 게인 계산 $K = P_p H^T (H P_p H^T + R)^{-1}$	(3) 칼만 게인 계산 $K = P_p H^T (H P_p H^T + R)^{-1}$
(4) 상태 업데이트 $x = x_p + K(z - h(x_p))$	(4) 상태 업데이트 $x = x_p + K(z - h(x_p))$
(5) 오차 공분산 업데이트 $P = P_p - K H P_p$	(5) 오차 공분산 업데이트 $P = P_p - K H P_p$

### 2.1.1 EKF 구동을 위한 기본 설정

시스템 모델의 상태변수는 식 (1)과 같이 구성하고 측정값  $z$ 의 경우 그림 1의  $V_s$ ,  $V_1$  그리고  $V_2$ 의 합으로 하여  $H$  matrix를 수식 (2)과 같이 구성한다.

$$x = [V_1 \ R_1 \ 1/C_1 \ V_2 \ R_2 \ 1/C_2 \ R_s]^T \quad (1)$$

$$H = [1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ I_t] \quad (2)$$

제한하는 추정법의 실질적인 활용을 위해서는 EKF의 시스템노이즈 행렬인  $Q$  matrix와  $R$ 을 선정해주어야 하고, 본 논문에서는 식 (3) (4)와 같이 설정한다.

$$Q = \begin{bmatrix} 0.1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.01 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.01 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.001 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$R = 0.001 \quad (4)$$

### 2.1.2 모델 변수 변동 반영

식 (1)과 같이 구성된 상태변수의 시간에 따른 변화율을 시스템 모델에 반영하기 위해 표 1의 (1) 상태 예측 부분에 구조적으로  $D dt$  항을 추가한다. 식 (5)는 추가한  $D$  행렬로써, 각 파라미터의 SOC에 따른 변화율을 구한 다음 이를 시간에 따른 변화율로 바꾸어 유도한다.

$$D = [0 \ \frac{dR_1}{dt} \ \frac{d(1/C_1)}{dt} \ 0 \ \frac{dR_2}{dt} \ \frac{d(1/C_2)}{dt} \ dR_s/dt]^T \quad (5)$$

### 2.1.3 동특성 방정식 개선

종래의 모델 내부 변수 추정법은 식 (6)과 같이 커패시턴스 성분이 변화하지 않을 때를 가정한다. 실제 배터리의 커패시턴스 성분은 SOC에 변화하기 때문에 식 (7)와 같이 표현하는 것이 정확하다. 그림 1의 두 개의 RC ladder 모두 식 (7)와 같이 해석하여 식 (8)과 같이 상태방정식을 구성한다.

$$I_{C1} = C_1 \frac{dV_1}{dt} \quad (6)$$

$$I_{C1} = C_1 \frac{\partial V_1}{\partial t} + V_1 \frac{\partial C_1}{\partial t} \quad (7)$$

$$\dot{x} = f_x(x) = \begin{bmatrix} \dot{V}_1 \\ R_1 \\ 1/C_1 \\ V_2 \\ R_2 \\ 1/C_2 \\ R_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{V_1}{R_1 C_1} - \frac{V_1}{C_1} \frac{\partial C_1}{\partial t} + \frac{I_t}{C_1} \\ 0 \\ 0 \\ -\frac{V_2}{R_2 C_2} - \frac{V_2}{C_2} \frac{\partial C_2}{\partial t} + \frac{I_t}{C_2} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

## 2.2 시뮬레이션 결과

단전기 시뮬레이션은 PNE사 LFP계열의 25Ah 리튬배터리의 내부 변수 추출 실험 데이터를 사용하여 진행하였다. 그림 3은 urban dynamometer driving schedule (UDDS) 전류 프로파일을 인가하였을 때 배터리의 SOC에 따라 변화하는 내부 변수를 추정하는 것을 보여준다. 또한, 표 2는 제안하는 추정법의 mean absolute error (MAE)가 배터리 모델의 모든 내부 변수에 대하여 1.5% 미만임을 보여주어 제한하는 추정법의 정확도가 높음을 알 수 있다.

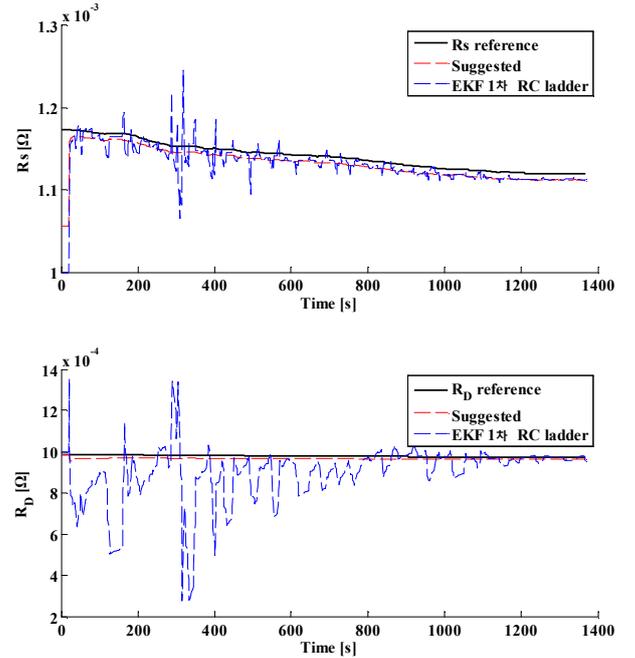


그림 3 배터리 모델 내부 변수 추정 결과

Fig. 3. The results of model parameter identification.

표 2 UDDS 전류 프로파일에 대한 추정 오차율 (MAE)

Table 2. The error of model parameters for UDDS profile.

	$R_s$	$R_D (=R_1+R_2)$
Suggested	0.82	1.46
EKF 1차 RC	0.96	9.84

## 3. 결론

본 논문에서는 기존의 실시간 배터리 모델의 내부 변수 추정법에 대한 개선을 제안하고, 추정법 구현에 필요한 EKF의 시스템노이즈 행렬의 선정 과정에 대해 살펴보았다. 배터리의 사용 환경과 노화에 따라 정확하게 모델의 내부변수를 추정하는 것은 모델을 기반으로 하는 여러 상태 추정 알고리즘의 성능에 큰 기여를 할 것이다.

이 논문은 2015년도 산업통상자원부의 재원으로 한국산업기술평가관리원의 지원을 받아 수행한 녹색산업선도형이차전지기술개발 사업(No.10053711)입니다.

## 참고 문헌

- [1] C. Zhang, L. Wang, X. Li, W. Chen, G. Yin and J. Jiang, "Robust and adaptive estimation of state of charge for lithium ion batteries," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 62, no. 8, pp. 4948-4957, Aug. 2015.
- [2] S. Sepasi, R. Ghorbani and Y. Liaw, "A novel on board state of charge estimation method for aged Li ion batteries based on model adaptive extended Kalman filter," *Journal of Power Sources*, vol. 245, no. 1, pp. 337-344, Jan. 2014.