

모델 기반 적응제어를 이용한 전기자전거용 배터리팩 저온 특성 모델링 및 SOC 추정 연구

박진형*, 윤창오*, 배현수**, 장성수***, 김종훈*
충남대학교*, RIPower**, 한국항공우주연구원***

Low Temperature Modelling and SOC Estimation of Battery Pack for Electric Bicycle using Model Based Adaptive Control

Jinhyeong Park*, Chang O Yoon*, Hynsu Bae, Sung Soo Jang, Jonghoon Kim
Chungnam National University*, RIPower**, Korea Aerospace Research Institute***

ABSTRACT

본 논문에서는 모델 기반 적응제어 방식중 하나인 확장 칼만 필터(EKF: Extended Kalman Filter)를 사용하여 전기자전거용 배터리팩의 충전량(SOC: State of Charge)을 상온과 저온에서 추정하였다. 온도에 따라 배터리의 특성은 매우 가변적이며, 모델의 특성이 달라짐에 따라 적응제어를 위한 내부 파라미터 또한 상이하게 나타난다. 본 논문에서는 Matlab/Simulink를 이용하여 배터리와 확장 칼만 필터를 설계하고 시뮬레이션하였다. 온도에 따른 최적의 SOC 추정 성능을 얻기 위해, 오차 원인을 분석하고 이에 따른 개선된 SOC 추정 결과를 나타냈다.

1. 서론

전기자전거와 같이 배터리 팩이 외부에 노출되어 있는 어플리케이션의 경우, 외부 환경의 변화에 따라 배터리 팩의 성능이 변화한다. 리튬 이온 배터리의 경우 온도에 따라 성능이 매우 가변적이며, 특히 저온으로 갈수록 배터리 내부 저항이 증가하여 용량이 감소한다^[1]. 따라서 온도에 따라 용량이 가변적이기 때문에 기존 전류적산법만으로는 SOC를 추정하는데 있어 한계점이 있다.

환경적인 조건에 따라 특성이 변하는 배터리의 상태를 추정하기 위해 모델기반 적응 제어를 사용하여 전류적산법의 문제점을 보완한다^[2]. 모델 기반 적응제어의 경우 실제 시스템과 해당 모델의 오차에 따라 게인값이 변화시켜 시스템의 상태를 보정한다. 적응제어의 시스템 변수들에 의해 추정성능과 모델의 정확도에 따라 결정된다. 모델링의 정확도는 전기적 등가회로 모델(EECM: Electrical Equivalent Circuit Model)의 파라미터에 의존한다. 최적의 추정성능을 위한 적응제어 변수들은 실제 시스템, 모델의 오차와 시스템 파라미터에 의해 결정된다. 실제 시스템과 모델 오차가 증가할 경우, SOC 추정 성능이 하락하여 모델 오차에 따른 원인 분석 및 개선방법이 필요하다.

본 논문에서는 환경 조건에 따라 최적의 SOC 추정성능을 위해 모델 기반 적응 제어의 기법중 하나인 확장 칼만 필터를 사용하였다. 모델 설계는 Matlab/Simulink를 활용하여 시뮬레이션을 진행하였다. 확장 칼만 필터를 통해 배터리의 비선형적인 특성을 반영하고 SOC 추정을 진행하였다. 또한, 확장 칼만 필터의 추정 성능을 최적화하기 위해 내부 파라미터를 온도 조건에 따라 분석 및 모델링 하여, 저온 환경에서의 SOC 추정성능을 향상시켰다.

2. 확장 칼만 필터 구조 및 설계

2.1 배터리 등가회로 모델 설계

모델 적응제어를 설계하기 위해 해당 시스템의 정확한 모델링이 필요하다. 그림 1은 배터리 등가 모델을 나타내며 내부 저항을 나타내는 R_0 , 배터리의 동적특성을 나타내는 RC 병렬단의 R_1 , C_1 및 OCV로 구성된다. 모든 파라미터는 SOC 영역에 따라 가변적인 특성을 가지고 있다.

식 (1)은 배터리의 상태를 나타내는 지표인 SOC와 V_{C_1} 을 나타내는 추정 방정식(x_k)을 나타낸다. 배터리의 출력 값인 단자전압(V_t)을 나타내는 측정 방정식(z_k)을 식 (2)에 나타내었다. 각 식에서 Q_k 는 프로세스 노이즈이고 R_k 는 측정 노이즈를 나타낸다.

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

$$z_k = h_k(x_k) + v_k, v_k \sim N(0, R_k) \quad (2)$$

식 (3), (4)에서 (+)는 추정값을 나타내고, (-)는 예측값을 나타낸다. 확장 칼만 필터는 직전의 추정값을 통해 예측값을 계산한다. 배터리의 최종 상태방정식은 식 (5), (6)처럼 설계되어 칼만식에 적용된다.

$$\hat{x}_k(-) = f_{k-1}(\hat{x}_{k-1}(+)) \quad (3)$$

$$\hat{z}_k(-) = h_k(\hat{x}_k(-)) \quad (4)$$

$$f(x_k, u_k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp(-\frac{\Delta t}{\tau}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SOC_k \\ V_{C_1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta t / C_n \\ R_1(1 - \exp(-\frac{\Delta t}{\tau})) \end{bmatrix} I_k \quad (5)$$

$$\hat{z}_k = OCV_k(SOC) - I_k R_0(SOC) - V_{C_1,k} \quad (6)$$

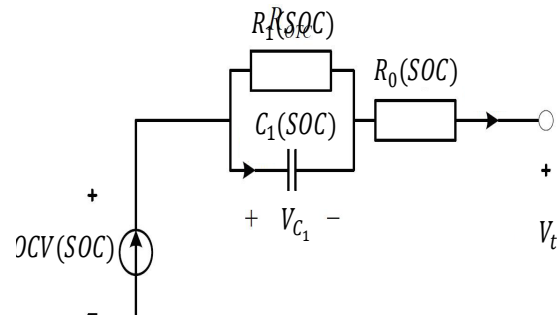


그림 1 배터리 전기적 등가회로 모델
Fig. 1 Battery electrical equivalent circuit model

2.2 확장 칼만 게인 계산

칼만 필터의 경우 개발 초기에 선형 시스템을 목표로 만들어진 이론으로써, 비선형 특성을 갖는 시스템에 적용하는데 한계가 있다. 이러한 한계를 극복하기 위해 고안된 방법이 확장 칼만 필터이다. 배터리 모델 상태 방정식의 f_k 와 측정 방정식의 h_k 가 미분 가능한 함수일 경우 식 (7), (8)처럼 미소 구간을 선형화하여 비선형 시스템을 묘사할 수 있다.

$$A_{k-1} \approx \frac{\partial f_k}{\partial x} \Big|_{x=x_{k-1}(-)} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp(-\frac{\Delta t}{\tau}) \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$H_k \approx \frac{\partial h_k}{\partial x} \Big|_{x=x_k(-)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial OCV}{\partial SOC} & -1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

배터리 상태 방정식을 보정하기 위한 칼만 게인 계산과 내부 상태 보정은 식 (9)에서 (12) 순서로 진행된다. 식 (9)는 오차 공분산(P_k)의 예측 값을 계산하기 위해 진행 방정식에서 미분한 값(식 (7))과 Q_k 를 사용하여 내부 상태 추정값의 오차 분산을 계산한다.

식 (9)에서 계산된 오차공분산의 예측값($P_k(-)$), 측정방정식의 미분값(식 (8))과 R_k 를 활용하여 칼만 게인을 식 (10)과 같이 계산한다. 여기서 계산된 이득을 식 (11)에 적용하여 시스템의 상태를 보정한다. 식 (11)에 의해 시스템의 내부 상태가 보정되기 때문에 오차 분산도 식 (12)와 같이 계산된다.

$$P_k(-) = A_{k-1}P_{k-1}(+)A_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (9)$$

$$\bar{K}_k = P_k(-)H_k^k [H_k^k P_k(-)H_k^k + R_k]^{-1} \quad (10)$$

$$\hat{x}_k(+) = \hat{x}_k(-) + \bar{K}_k(z_k - \hat{z}_k) \quad (11)$$

$$P_k(+) = [I - \bar{K}_k H_k] P_k(-) \quad (12)$$

3. 온도에 따른 전기자전거용 배터리 팩 SOC 추정 시뮬레이션 및 검증

3.1 Simulink 기반 모델 기반 확장 칼만 필터 설계

본 논문에서는 EKF를 사용하여 배터리 팩의 SOC 추정 성능을 보기위해 그림 2처럼 Matlab/Simulink를 통해 시뮬레이션을 진행하였다. 실제 시스템을 묘사하기 위해 실험에서 추출한 전압값을 가져왔으며, 충/방전기에서 추출된 실제 전류값을 모델 입력으로 하였다. 실제 전류값을 배터리 모델에 입력하여 추정 전압을 출력하였다. 실제 전압 값과 추정된 전압의 차를 칼만 게인에 곱하여 식 (11)와 같이 SOC값을 보정하였다.

배터리는 온도 및 SOC에 따라 배터리팩의 내부 파라미터 (R_0, R_i, C_i, OCV)는 가변적인 특성을 지닌다. 이러한 특성을 시뮬레이션에 반영하기 위하여 파라미터 값은 Look up table 기반으로 입력하였다.

확장 칼만 필터는 실제 시스템과 모델간의 오차에 따라 적절한 게인값을 곱하여 시스템의 상태를 추정 및 보정한다. 하지만 초기 파라미터를 어떻게 설정하느냐에 따라 추정성능이 크게 달라지며, 이에 따른 분석이 필요하다.

본 논문에서는 각 온도조건에 따라 시뮬레이션을 진행한 뒤 최적의 파라미터 값을 선정하고 이에 대한 원인을 분석하였다. 시뮬레이션 상에서는 SOC의 초기값을 0.8로 설정하여, 초기값이 불일치 하다는 것을 가정한 뒤 추정성능을 확인하였다. 추정 결과는 전류적산법(Ah counting)과 비교하여 나타내었다.

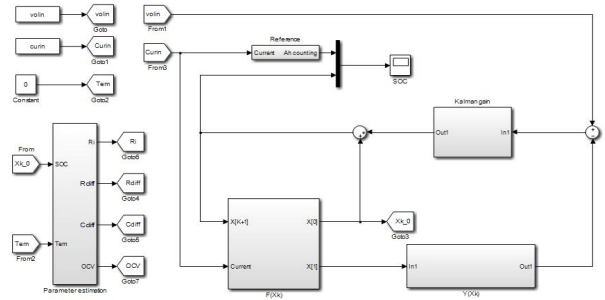


그림 2 Simulink를 이용한 칼만 필터 블록도
Fig. 2 Kalman filter block diagram using Simulink

3.2 상온 시 시뮬레이션 및 검증

상온(25°C)에서 SOC 추정 시뮬레이션은 표 1에 나타난 바와 같이 초기 내부 파라미터를 선정하여 진행하였다. 표 1의 파라미터 값은 여러 번의 시뮬레이션을 통해 최적의 값을 선정하여 결정하였다.

그림 3은 25°C에서 SOC 추정 성능을 확인하였다. 초기값이 불일치함에도 불구하고 14ms 이내에 SOC 값을 보정하는 것을 확인할 수 있다. 그림 4는 전류적산법과 제안한 방법의 추정 성능을 비교한 오차이다. 오차율은 초기 오차를 제외하고 약 0.01 (1%)이내의 추정 성능을 보인다. 따라서 모델 오차를 확인하였을 때, 본 논문에서 설계한 모델의 타당성을 나타내었다.

표 1 상온 시 EKF 파라미터 초기값

Table 1 Initial value of EKF parameter at room temperature

파라미터	초기값	파라미터	초기값
x	$[1 \ 0]'$	P_0	$\begin{bmatrix} 1 \times 10^{-5} & 0 \\ 0 & 1 \times 10^{-5} \end{bmatrix}$
R	0.003	Q	$\begin{bmatrix} 1 \times 10^{-30} & 0 \\ 0 & 1 \times 10^{-30} \end{bmatrix}$

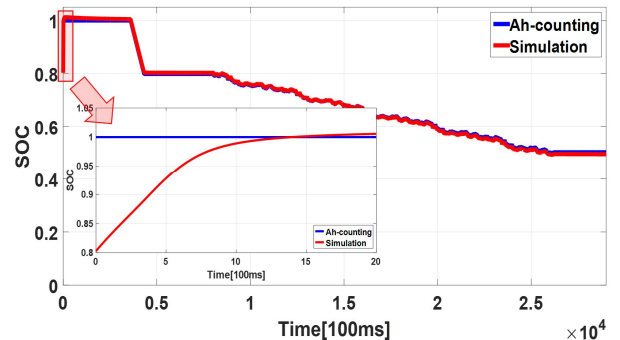


그림 3 25°C SOC 추정 결과

Fig. 3 25°C SOC estimation result

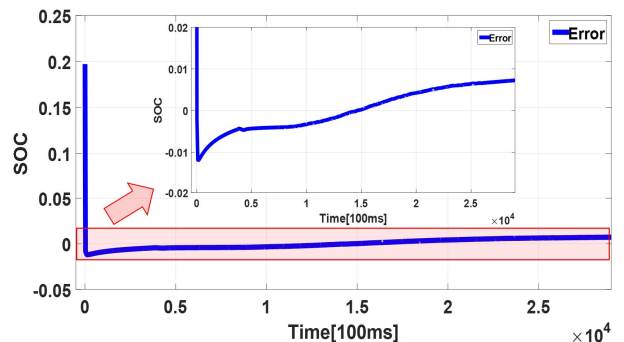


그림 4 25°C SOC 추정 오차

Fig. 4 25°C SOC estimation error

3.3 저온 시 시뮬레이션 및 검증

3.3.1 저온 시 EKF 파라미터 초기값 보정 전 결과

그림 5는 저온(0°C)시 SOC 추정 성능을 나타낸 결과로 25°C에서 실험한 동일한 전류 프로파일을 적용하였다. 초기값 오차를 제외하고, SOC 오차는 0.045 (4.5%)이내의 추정 성능이 도출되었다. 25°C에 비해 SOC 오차가 큰 원인은 배터리의 내부저항 증가 및 모델의 배터리의 비선형성 증가로 인해 모델의 오차가 증가하기 때문이다.

오차 증가로 인해 SOC 추정 성능 저하 문제를 분석하기 위해 칼만 게인값 분석을 하였다. 그림 6에서 초기 칼만 게인값은 9.117×10^{-3} 이다. 이는, 모델 오차 증가로 인한 내부 상태를 보정하기에 부족한 값이기 때문에, SOC 초기값 보정이 적절하지 않아 추정 성능이 하락하였다. 이에 따라, 저온 환경에서 표 1의 초기 값과는 수정된 값을 설정하고, 게인값을 높임으로써 SOC 추정 성능을 향상시킬 수 있다.

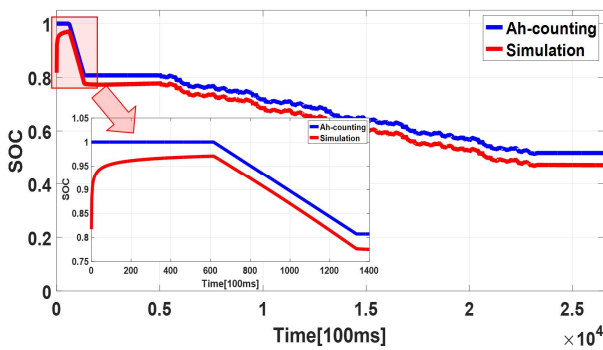


그림 5 0°C SOC 추정 결과
Fig. 5 0°C SOC estimation result

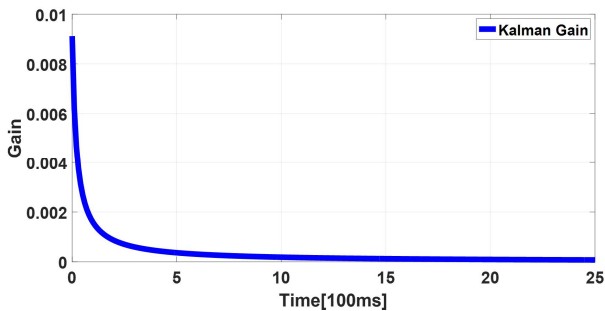


그림 6 0°C 칼만 게인
Fig. 6 0°C Kalman gain

3.3.2 저온 시 EKF 파라미터 초기값 보정 후 결과

표 1의 파라미터를 사용할 경우, 그림 6에서 칼만 게인값은 작기 때문에 저온 시 충분한 보정이 되지 않는다. 따라서 칼만 게인의 초기 값을 표 1 파라미터 조정을 통해 수정해야한다. Q_k 와 R_k 는 상수로서 식 (9)에서 (11)에 입력되어 칼만 게인을 계산한다. Q_k 와 R_k 를 조정할 경우 초기 상태 및 전반적인 추정 성능에 영향을 미치게 된다. 오차공분산 P 의 경우, 초기값을 설정하면 식 (9)에 의해 초기 값을 조정하고 이후의 오차 공분산은 모델 오차에 의해 다시 계산되어진다. 따라서 초기 값을 보정하기 위한 가장 직관적이고 쉬운 방법으로써, P 를 조정하여 초기값 문제를 해결하였다.

표 2는 저온에서의 추정 성능을 강화하기 위하여 새로 선정 한 파라미터이다. 변경된 파라미터를 사용하여 칼만 게인이 증가하는 것을 그림 7을 통해 나타내었다. 초기 칼만 게인값은 약 1.927×10^{-2} 로 계산 되었다. 시뮬레이션을 통해 변경된 초기 파라미터를 사용할 경우, SOC 추정 성능이 향상되는 것을 그림

8을 통해 확인할 수 있다. 표 1의 파라미터를 사용했을 때와 비교 시, 정상상태로 진입하는 시간 또한 감소하였다. 최대 SOC 오차는 약 0.031 (3%) 이내로 추정되었다. 표1의 파라미터를 사용한 추정결과 대비 최대 SOC 오차는 약 0.014 (1.4%) 감소하였다.

표 2 저온 시 EKF 파라미터 초기값

Table 2 Initial value of EKF parameter at low temperature

파라미터	초기값	파라미터	초기값
x	$[1 \ 0]'$	P_0	$\begin{bmatrix} 0.01 & 0 \\ 0 & 0.01 \end{bmatrix}$
R	0.003	Q	$\begin{bmatrix} 1 \times 10^{-30} & 0 \\ 0 & 1 \times 10^{-30} \end{bmatrix}$

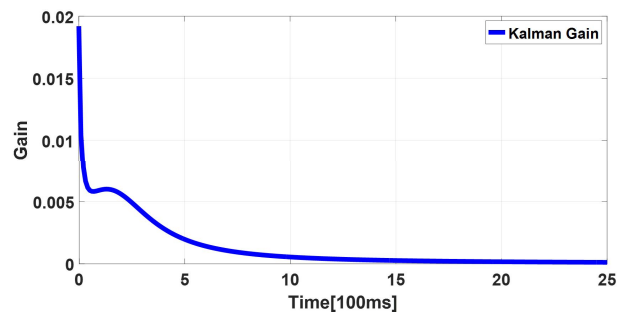


그림 7 개선된 0°C 칼만 게인
Fig. 7 Improved 0°C Kalman gain

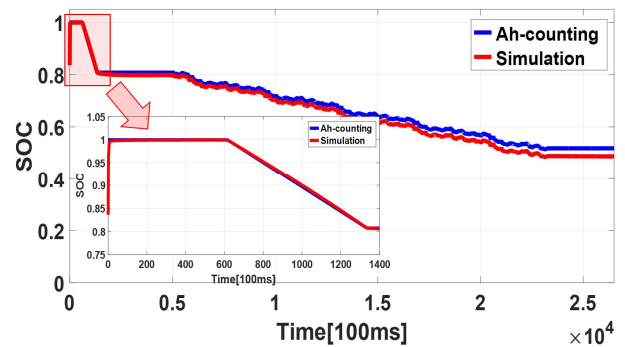


그림 8 개선된 0°C SOC 추정 결과
Fig. 8 Improved 0°C SOC estimation result

4. 결론

본 논문은 환경 조건에 따라 특성이 변하는 배터리 팩의 내부 상태를 추정하기 위하여, 적응제어의 파라미터를 분석 및 선정방법에 대해 나타냈다. 적응제어 방식의 경우 실제 시스템과 모델의 오차가 허용범위를 초과할 경우, 전반적인 추정 성능이 하락하는 단점이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 적절한 파라미터를 결정함으로써 SOC 추정 성능이 향상시켰다.

이 논문은 2018년 한국연구재단의 정지제도복합 위성개발사업의 지원을 받아 수행된 연구입니다 (NRF 2018M1A3 A4A03058068).

참고 문헌

- [1] Kebin Chen, "Evaluation of the low temperature performance of lithium manganese oxide/lithium titanate lithium ion batteries for start/stop applications", Journal of Power Sources 278, 2015, pp. 411-419.
- [2] Yuejiu Zheng, "State of charge inconsistency estimation of lithium ion battery pack using mean difference model and extended Kalman filter", Journal of Power Sources 383, 2018, pp. 50-58.