

이동 평균 필터와 적응 칼만 필터를 이용한 노이즈 제어 및 SOC추정 성능 향상 연구

김건우*, 박진형*,이성준**, 김종훈*
충남대학교*, 조선대학교**

Study on improvement of noise control and SOC estimation using moving average filter and adaptive kalman filter

Gun-Woo Kim*, Jin-Hyung Park*, Seong-Jun Lee**, Jong-Hoon Kim*
Chungnam National University*, Chosun University**

ABSTRACT

배터리의 상태를 추정하기 위해 전압과 전류 데이터는 사용자가 센서를 통해 얻을 수 있는 정보이며, 이때 노이즈 성분이 포함된 전압 및 전류 데이터는 배터리의 상태 추정을 할 때 정확도를 크게 감소시킬 수 있다. 기존의 확장 칼만필터(EKF, Extended Kalman Filter)를 사용하여 노이즈 성분이 포함된 데이터를 통해 배터리의 상태를 추정했을 때는 노이즈의 영향으로 인해 추정 정확도가 떨어진다. 본 논문은 적응형 칼만 필터(AKF, Adaptive Kalman Filter)를 사용하여 노이즈 분산값을 업데이트 해줌으로써 SOC추정 성능을 향상시켰다. 실험 및 배터리의 모델링은 21700 NMC 고용량 배터리를 사용하였으며, 배터리의 전압에 임의의 노이즈 성분을 추가하여 배터리의 SOC를 추정 정확도를 검증 하였다.

1. 서론

최근 리튬 이온 배터리는 에너지 저장 시스템(ESS, Energy Storage System), 전기자동차(EV, Electric Vehicle) 등 다양한 어플리케이션에 적용되고 있다. 리튬 이온 배터리의 사용량이 증가함에 따라 배터리를 안전하고 효율적으로 사용하기 위해 배터리의 상태를 정확하게 추정하는 것은 중요하다. 배터리의 상태를 정확하게 추정하기 위해서는 정확한 전류 및 전압 데이터가 바탕이 되어야 한다. 배터리의 전압 및 전류 데이터를 얻기 위해서는 일반적으로 센서가 사용되며, 센서를 통해 데이터를 전달 받는 상황에서 발생하는 노이즈 성분이 배터리의 상태 추정에 미치는 영향은 센서의 정확도에 따라 크게 달라진다. 센서의 성능이 좋다면 정확한 데이터를 얻을 수 있으며 배터리의 상태추정도 용이해진다. 하지만 센서의 성능이 좋지 않아 데이터에 노이즈 성분이 크게 포함된다면 배터리 상태의 정확한 추정은 어려워진다.

본 논문에서는 이동 평균 필터(MAF, Moving Average Filter)를 사용하여 초기의 노이즈 성분을 필터링 한 후, 기존의 확장 칼만 필터(EKF, Extended Kalman Filter)를 사용하여 SOC를 추정한 경우와 적응형 칼만 필터(AKF, Adaptive Kalman Filter)를 사용하여 SOC를 추정한 경우의 추정 정확도를 비교한다. 배터리의 전기적 특성을 분석하기 위해 우선 용량 실험 및 OCV(Open Circuit Voltage) 실험을 통해 배터리의 전기적 등가회로 모델(EECM, Electrical Equivalent Circuit Model)에 사용되는 파라미터를 추출한다. 또 OCV 실험 데이터에 임의의 노이즈를 추가한 데이터를 바탕으로 알고리즘에 적용시켜 각 필터의 추정 성능을 검증한다. 실험은 상온(25°C)

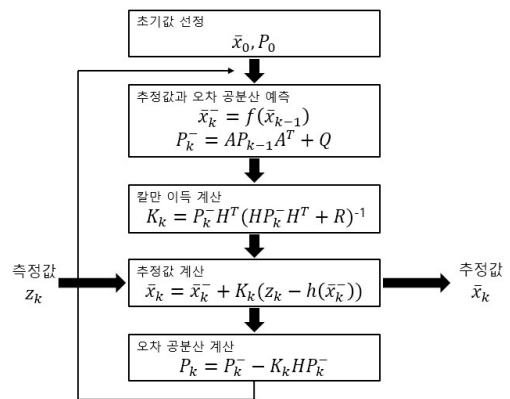


그림 1 F 도
Fig. 1 F Flowchart

에서 진행되었으며, 21700 NMC 배터리를 사용하였다.

2. 기존 SOC 추정 알고리즘

2.1 확장 칼만 필터

배터리의 SOC를 추정함에 있어서 일반적으로 전류적산법이 가장 많이 사용된다. 하지만 전류적산법은 초기 값을 정확하게 알아야 한다. 또한 전류 적산법은 식(1)과 같이 전류데이터가 그대로 적산되기 때문에 노이즈 성분에 취약하다. 그러한 한계점을 보완하기 위해 본 논문에서는 확장 칼만 필터를 사용하여 배터리의 SOC를 추정한다. 확장 칼만 필터는 기존의 칼만 필터에서 시스템의 선형화를 위해 자코비안 행렬을 이용하여 비선형 시스템에 적용할 수 있도록 설계된 알고리즘이다. 확장 칼만 필터의 순서도는 그림 1에 나타나있다. 그림 1에서 는 측정값, 는 추정 값을 나타내며 식(2), 식(3)과 같이 나타낼 수 있다. 초기 값을 선정해주고 추정 값과 오차공분산, 칼만 이득을 계산하며 순환식구조로 SOC를 추정하게 된다.

$$(1)$$

$$(2)$$

$$(3)$$

는 시스템 노이즈, 는 측정 노이즈를 나타낸다. A는 배터리의 시스템 모델, H는 측정값과 상태 변수의 관계, P는 오차

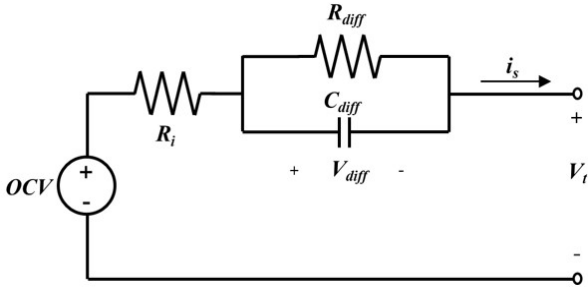


그림 2 배터리 전기 등가회로
Fig. 2 battery electrical equivalent circuit model

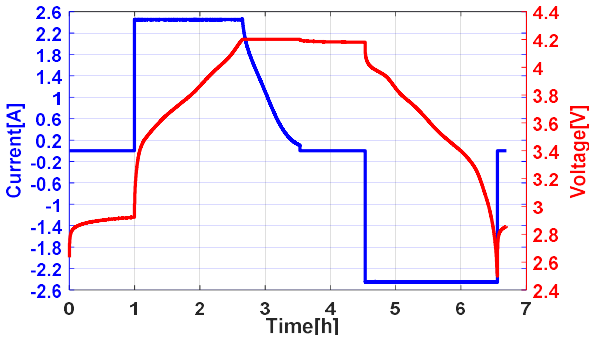


그림 3 배터리 실 로파
Fig. 3 ischarging Charging current profile for capacity measurement

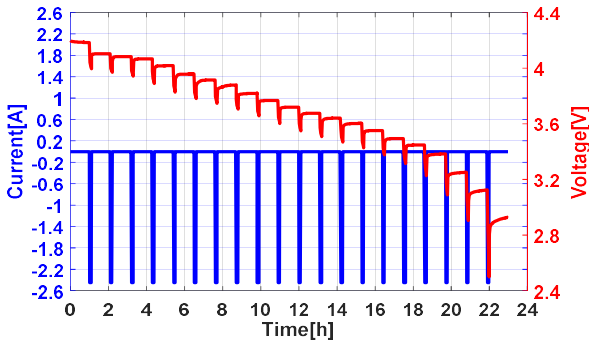


그림 4 배터리 OC 실 로파
Fig. 4 ischarging current profile for OC and esistance measurement

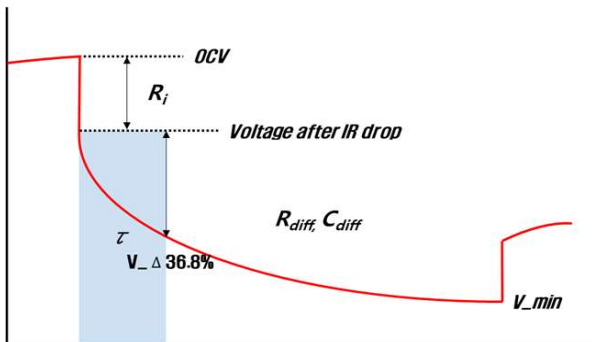


그림 5 전 이터 출
Fig. 5 egion of discharge to extract parameter

공분산, K는 칼만 이득을 나타낸다. Q와 R은 각각 , 의 공분산 행렬을 나타내며, 이때 노이즈 공분산의 내부 행렬의 값은 상수로 사용되기 때문에 시행착오를 통해 최적의 값을 찾아야 한다.

2.2 배터리 전기적 등가회로 모델

배터리의 상태 추정을 위한 알고리즘은 정확한 모델링이 바탕이 되어야 한다. 21700 원통형 NMC 리튬 배터리의 EECM은 그림 2와 같이 하나의 직렬 저항과 한 쌍의 RC-ladder로 구성되어있다. 배터리 내부의 파라미터들은 일반적으로 비선형 함수로 표현된다. 배터리의 비선형적 특성을 정확하게 표현할 수는 없지만 배터리 자체의 특성은 잘 표현할 수 있기 때문에 많이 사용되는 모델이다. 표현된 EECM의 파라미터들을 포함한 배터리의 모델 방정식은 식(1), (4), (5)와 같이 표현된다. 식(4)는 배터리의 EECM에서 ladder의 저항으로 들어가는 전류를 구하기 위한 식이며 이때 필요한 파라미터들은 2.3절에서 다룬다. 식(5)는 실험을 통해 얻을 수 있는 SOC에 따른 OCV, RC-ladder의 전압 및 직렬 저항의 전압을 모두 더하여 배터리의 단자 전압을 계산하는 식이다.

(4)

(5)

2.3 파라미터 추출을 위한 전기적 특성 실험

실험에 사용된 21700 원통형 NMC 배터리의 정격 용량은 4,900[mAh]이며, 공칭 전압은 3.6[V], 충전 상한 전압은 4.2[V], 방전 하한 전압은 2.5[V]이다. 배터리의 용량을 얻기 위하여 그림 3과 같은 충/방전 전류 프로파일을 적용하여 용량 실험을 진행하였다. 배터리가 방전되는 동안 발생한 열에 의해 상승된 온도를 안정시키기 위해 한 시간의 휴지시간을 인가하였으며, 0.5 C-rate(2,450 mA)의 전류 및 4.2[V]의 상한 전압 값을 일정하게 배터리에 인가하는 CC-CV(Constant Current-Constant Voltage)조건으로 배터리를 완전 충전하였다. 또 0.5 C-rate로 방전을 진행하여 배터리의 방전 용량을 식(6)를 통해 계산하였다.

(6)

식(6)에 의해 계산된 배터리의 용량 값을 기준으로 0.5 C-rate로 SOC 5%씩 방전하며 그림4과 같이 OCV 실험을 진행하였으며 알고리즘 검증에도 사용 하였다. 각 방전 구간에서 그림 5와 같이 EECM에 필요한 모델 파라미터들을 추출하여 모델링을 완성하였다.

3. 제안된 SOC 알고리즘

3.1 이동 평균 필터

본 논문에서 임의의 노이즈 성분을 추가한 전압 및 전류 데이터의 신뢰도를 높이기 위해 이동 평균 필터를 사용한다. 이동 평균 필터는 모든 측정 데이터가 아닌 최신 측정값의 평균을 계산하는 알고리즘으로 데이터의 개수는 일정하게 유지시키면서 계산이 진행된다. 식(5)와 식(6)을 정리하면 식(7)의 재귀식을 얻을 수 있다.

(5)

(6)

(7)

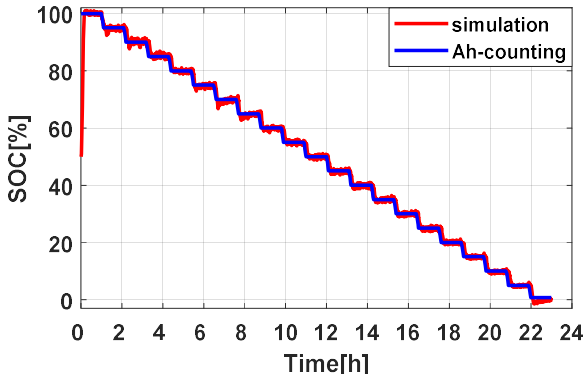


그림 6 F 이 OC 정 결과
Fig. 6 result of OC estimation using F

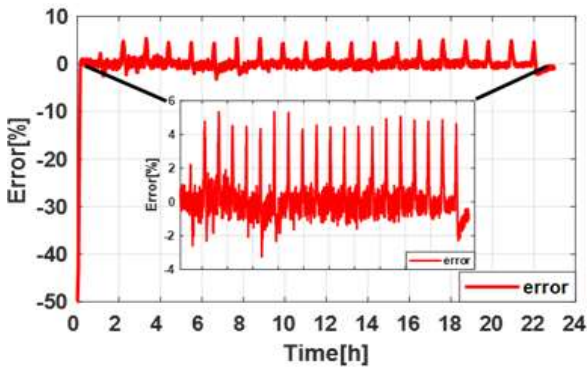


그림 7 F 이 OC 정
Fig. 7 rror of OC estimation using F

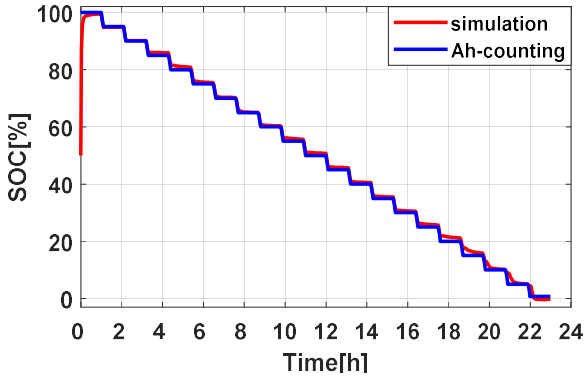


그림 A F 이 OC 정 결과
Fig. result of OC estimation using A F

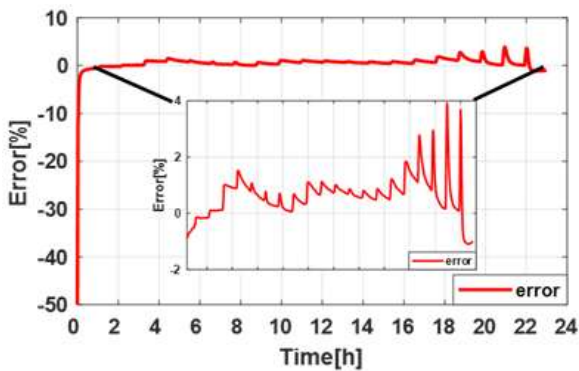


그림 A F 이 OC 정
Fig. rror of OC estimation using A F

3.2 적응형 칼만 필터

기존에 사용되었던 확장 칼만 필터의 문제점중 하나는 선정된 노이즈 공분산의 값에 따라 SOC의 추정 성능의 차이가 나타나기 때문에 시행착오를 통해 적절한 값을 지정해줘야 한다는 것이다. 적응형 칼만 필터의 구조는 일반적인 확장 칼만 필터와 전반적으로 유사하다. 하지만 알고리즘의 진행 과정에서 노이즈 공분산의 값을 재귀적으로 업데이트를 해줌으로써 값을 변화시켜 SOC의 추정 성능을 향상시킨다. 식(10), (11)과 (12)는 노이즈 공분산을 업데이트 하는 식을 나타낸다. 식(10)의 M은 최신 시간단계를 나타내며 추정 오차의 제곱의 평균을 구하는 식이다.^[1] 기존의 EKF와는 다르게 일정한 노이즈 분산값을 사용하지 않고 알고리즘의 진행을 통해 최적의 노이즈 분산값을 사용하면서 SOC 추정 성능을 향상 시킨다.

(10)

(11)

(12)

4. 시뮬레이션 결과

알고리즘 실행에 앞서 초기 SOC를 50%로 설정하여 추정 성능을 비교하였다. EKF와 AEKF 두가지 알고리즘 모두 초기 오차 공분산 값은 , Q값은 , R값은 로 설정하여 추정 결과를 검토하였다. 그림 6은 EKF를 사용하여 SOC를 추정한 결과를 나타내며, 추정 오차는 그림 7에 나타나있다. 평균 오차는 약 0.9907 %로 나타나며, 초기오차를 극복한 후의 오차는 대부분 6% 이내로 추정오차가 발생하였다. 그림 7은 AEKF를 사용하여 SOC를 추정한 결과를 나타내며, 추정 오차는 그림 8에 나타나있다. 평균 오차는 약 0.7861 %로 나타나며, 초기 오차를 극복한 후의 오차는 대부분 4% 이내로 추정이 되었으며 AEKF를 사용한 경우의 추정 성능이 EKF만 사용했을 경우보다 약 0.1417 % 더 우수한 결과가 나타났다.

5. 결론

본 논문에서는 배터리의 정확한 상태추정을 위해 OCV 실험 데이터에 임의의 노이즈 성분을 추가하여 노이즈 성분을 포함한 전압 및 전류 데이터를 확보 하였다. 이동 평균 필터를 통해 데이터의 노이즈성분을 1차적으로 필터링 하여 전압 및 전류 데이터의 신뢰성을 향상 시켰으며, 기존의 EKF와 본 논문에서 제시하는 AEKF에 데이터를 적용하여 제시된 AEKF의 추정 성능이 더 우수하다는 결과를 나타냈다. 이 결과는 부정확한 센서를 사용했을 경우 발생하는 노이즈 성분을 포함한 전류 및 전압 데이터를 사용하여 SOC를 추정함에 있어서 효과적인 노이즈 제어 알고리즘을 검증하였다.

본 연구는 산업통상자원부(MOTIE)와 한국에너지기술연구원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다.
(

참고 문헌

- [1] Simin Peng, Xuelai Zhu, Yinjiao Xing, Hongbing Shim Xu Cai, and Michael Pecht, "An adaptive state of charge estimation approach for lithium-ion series connected battery system," Journal of Power Sources, 392, pp. 48 - 59, 2018