

SPKF를 이용한 리튬 폴리머 배터리(LiPB)의 충전 상태(SOC) 관측

서보환 이동춘 이교범* 김장목**
 영남대학교, 아주대학교*, 부산대학교**

State-of-Charge Observation of Lithium Polymer Battery using SPKF

Bo Hwan Seo, Dong Choon Lee, Kyo Beum Lee*, Jang Mok Kim**
 Yeungnam University, *Ajou University, **Pusan National University

ABSTRACT

본 논문은 SPKF(Sigma point Kalman Filter)를 이용한 리튬 폴리머 배터리(LiPB)의 충전 상태(SOC: State of Charge) 추정 방법을 제안한다. 배터리 모델은 단순화된 테브난 등가회로 모델과 Runtime 모델이 결합되어 있고, Runtime 모델의 양단 전압을 이용하여 SOC를 추정한다. 제안된 알고리즘은 시뮬레이션을 통해 그 타당성이 검증된다.

1. 서론

최근 화석연료의 고갈과 고유가로 인하여 친환경적이고 높은 연비를 가진 전기 자동차 및 하이브리드 자동차에 대한 관심이 증대되고 있고, 이에 따라 리튬 배터리의 수요도 증가 추세에 있다.

자동차에 사용되는 전기 모터 등의 부하가 필요로 하는 전력량은 배터리의 방전 가능 출력과 관련이 깊다. 배터리의 이용 가능한 출력은 배터리 충전량(SOC: State of Charge)으로부터 얻어지기 때문에 정확한 SOC 추정이 필요하다.

본 연구에서는 SPKF를 이용하여 SOC를 추정하는 기법을 제시한다. 간략화된 배터리 모델의 이용으로 인한 오차를 줄이기 위하여 직렬 등가저항 성분인 R_0 (Ohmic resistance) 변화를 반영한다. 시뮬레이션을 통하여 제안된 알고리즘의 성능을 검증한다.

2. 배터리 모델링

그림 1(a)는 배터리의 전압 파형의 동적 특성을 나타내는 '테브난 등가회로' 부분과 배터리의 Runtime을 나타내는 '수명' 부분으로 구성된다.^[1]

2.1 SOC와 OCV 간의 관계 : $V_{oc}(soc)$

그림 1(b)는 OCV와 SOC 간의 관계를 측정된 것이다. OCV는 배터리가 안정 상태(rest state)시 단자 전압이므로, OCV와 SOC 간의 관계를 이용하여 SOC를 결정하는 방법이 가장 흔히 사용된다. 본 연구에서는 그림 1(b)를 바탕으로 Table을 만들어 사용한다.

2.2 내부 파라미터 : R_0, R_1, C_1

배터리 모델의 각각의 파라미터는 그림 2(a)를 바탕으로 제

산한다. R_0 는 방전 시작 후 순간적으로 감소되는 전압 파형으로부터 계산한다. R_1 과 C_1 으로 이루어진 병렬회로는 지수함수적으로 감소하는 전압 파형으로부터 계산한다.

여기서 그림 2(b)와 같이 R_0 는 SOC에 따라 변화한다. RC 병렬회로를 추가한다면, 변화하는 R_0 를 적용할 수 있다. 그러나 상태 증가로 인하여 계산 과정이 더욱 복잡해지는 단점이 있다. 그러므로 본 연구에서는 R_0 의 변화 값을 Table로 만들어 적용함으로써, 간략화된 모델로 인한 오차를 감소시킨다.

2.3 상태 방정식

그림 1(a)에서 단자 전압에 대한 방정식은 다음과 같다.

$$V_t = V_{oc}(soc) - R_0 I_b - V_1 \quad (1)$$

여기서 $V_{oc}(soc)$ 를 결정하는 V_{soc} 와 V_1 은 직접 측정할 수 있는 요소가 되지 못하므로, 두 값을 상태로 고려한다. 배터리 모델로부터 상태 방정식을 정리하면 아래와 같다.

$$f(x, u) = \begin{bmatrix} \dot{V}_{soc} \\ \dot{V}_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{I_b}{C_{capacity}} \\ -\frac{1}{C_1 R_1} V_1 + \frac{1}{C_1} I_b \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$h(x, u) = V_t = V_{oc}(soc) - R_0 I_b - V_1 \quad (3)$$

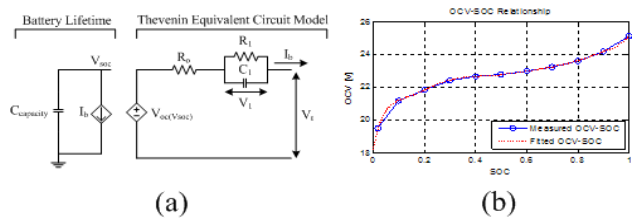


그림 1. (a) 배터리 등가회로 모델 (b) SOC와 OCV 관계
 Fig. 1 (a) Equivalent model of battery (b) OCV versus SOC

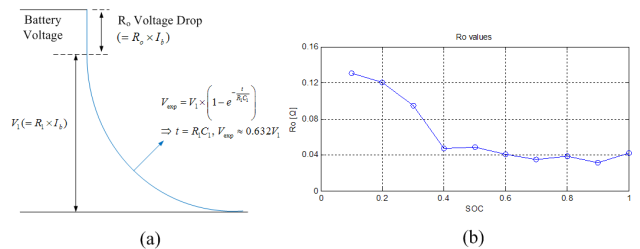


그림 2. (a) 배터리 파라미터 추출 (b) SOC에 따른 R_0 변화
 Fig. 2 (a) Battery parameter extraction (b) R_0 variation

3. SPKF를 이용한 SOC 추정

EKF(Extended Kalman Filter)의 경우 다음과 같은 복잡한 모델 선형화 과정을 거치게 된다.

$$A_k = \left. \frac{\partial f(x_k, u_k)}{\partial x_k} \right|_{x_k}, B_k = \left. \frac{\partial f(x_k, u_k)}{\partial u_k} \right|_{u_k}, C_k = \left. \frac{\partial h(x_k, u_k)}{\partial x_k} \right|_{x_k} \quad (4)$$

이로 인하여 모델 선형화 과정에서 오차가 발생한다. 이를 보완하기 위하여 비선형 모델을 그대로 사용할 수 있는 SPKF를 이용하는 방법이 연구되고 있다.^{[2],[3],[4]} SPKF는 다음과 같이 scalar scaling parameter γ 를 이용하여, 추정된 평균 \hat{x} 주위의 시그마 포인트들의 분포 범위를 결정한다.

$$\begin{aligned} \chi_0^a &= \hat{x}_{k-1}^a \\ \chi_i^a &= \hat{x}_{k-1}^a + (\gamma \sqrt{P_{x,k-1}^a})_i, i = 1, \dots, n \\ \chi_i^a &= \hat{x}_{k-1}^a - (\gamma \sqrt{P_{x,k-1}^a})_i, i = n+1, \dots, 2n \end{aligned} \quad (5)$$

그리고 다음과 같이 설정된 시그마 포인트들을 비선형 방정식에 적용함으로써, 복잡한 모델 선형화 과정을 수행하지 않는다.

$$\begin{aligned} \chi_{k|k-1}^x &= f(\chi_{k-1}^x, \chi_{k-1}^v, u_{k-1}) \\ Y_{k|k-1} &= h(\chi_{k|k-1}^x, \chi_{k-1}^v) \end{aligned} \quad (6)$$

자세한 SPKF 알고리즘은 참고 문헌을 참고한다.^{[2],[3],[4]}

4. 시뮬레이션 결과

논문에서 제안된 방법을 검증하기 위해 공칭용량 3.6[Ah], 공칭 전압 22.2[V], 6셀로 구성된 코캄 사의 리튬 폴리머 배터리를 사용하였고, 10[Ω]의 저항 부하를 사용하여 방전 시험을 실시하였다. 시뮬레이션에 MATLAB을 이용하였다.

그림 3은 방전 시험을 진행하면서 측정한 방전 전압과 방전 전류의 파형이다.

그림 4(a)는 전류적산법을 이용한 SOC와 SPKF를 이용하여 추정된 SOC를 R_0 저항이 일정한 경우와 변경되는 경우를 비교한 결과를 보인다. 그림 4(b)는 전류적산법과 SPKF와의 오차를 비교한 값이다. R_0 저항이 일정한 경우에는 오차의 최대치는 약 4.8%이다. 그러나 R_0 저항의 변화를 반영하면 오차는 약 2.3% 정도로 감소한다.

그림 5(a)는 전류적산법을 이용한 SOC와 EKF와 SPKF를 이용하여 추정된 SOC이다. 그림 5(b)는 전류적산법과 EKF, 전류적산법과 SPKF와의 오차를 비교한 값이다. 그림 5(a)에서 상태 수렴 시간을 살펴보면 SPKF는 약 300[sec], EKF는 약 500[sec]로 SPKF가 비교적 빠른 수렴 시간을 가진다. 또한 그림 5(b)에서 전 구간에서 EKF의 모델 선형화로 인한 오차의 영향을 볼 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 리튬 폴리머 배터리(LiPB)의 SOC를 추정하기 위하여, SPKF를 이용하여 SOC를 추정하는 방법을 제안하고 검증하였다.

추정된 SOC는 2.5% 미만의 매우 정확한 정확도를 보였다. 또한 변동되는 R_0 값을 적용함으로써 오차를 $\pm 4.8\%$ 에서 $\pm 2.5\%$ 까지 감소시킬 수 있었다. 그리고 SPKF를 이용함으로써, EKF보다 빠르게 상태가 수렴하였다. 또한 복잡한 모델 선형화로 인한 오차를 줄일 수 있었다.

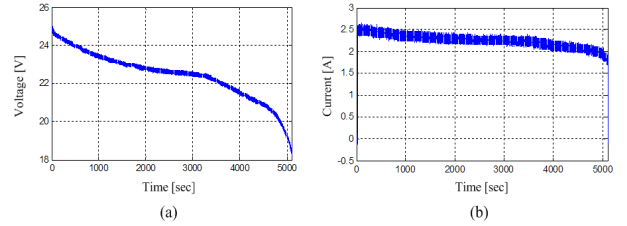


그림 3. 방전 시 (a) 전압과 추정된 전압 (b) 전류

Fig. 3 During discharge (a) Voltage and estimated voltage (b) Current

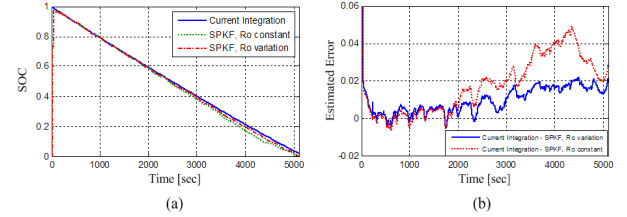


그림 4. (a) 추정된 SOC (b) 추정 오차

Fig. 4 (a) Estimated SOC (b) Estimation error

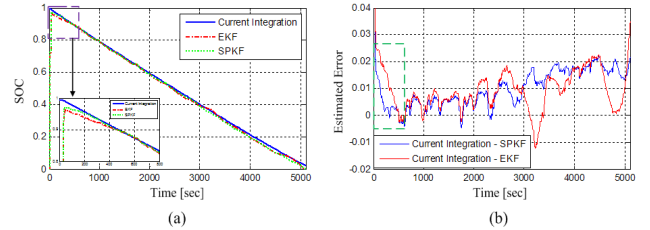


그림 5. (a) 추정된 SOC (b) 추정 오차

Fig. 5 (a) Estimated SOC (b) Estimation error

향후 오차를 최소화시키기 위한 방법에 대한 연구가 필요하다. 또한 온도의 변화가 미치는 영향에 대한 연구도 필요하다.

본 연구는 지식경제부의 지원에 의하여 한국에너지기술 평가원 (20091020300380 11 2 100) 주관으로 수행된 과제임

참고 문헌

- [1] M. Chen and G. A. Rincón Mora, "Accurate electrical battery model capable of predicting runtime and I V performance", IEEE Trans. on Energy Conversion, Vol. 21, No. 2, pp. 504 511, 2006
- [2] G. L. Plett, "Sigma point Kalman filtering for battery management systems of LiPB based HEV battery packs Part 2: Simultaneous state and parameter estimation", Journal of Power Sources, Vol. 161, No. 2, pp. 1369 1384, 2006
- [3] Liye Wang, Lifang Wang, C. Liao and Jun Liu, "Sigma point Kalman filter application on estimating battery SOC", Proc. of Vehicle Power and Propulsion Conference, pp. 1592 1595, 2009
- [4] 서보환, 이동춘, 이교범, 김장목, "시그마 포인트 칼만 필터 (SPKF)를 이용한 리튬 폴리머 배터리(LiPB)의 잔존 수명 추정", 대한전기학회 춘계학술대회논문집, pp. 188 191, 2011