

# OCV 곡선의 노화 경향과 저주파 통과 필터를 이용한 실시간 SOH 추정 알고리즘

노태원, 배정현, 한해찬, 이병국<sup>†</sup>  
성균관대학교 전자전기컴퓨터공학과

## Online SOH Estimation Algorithm Based on Aging Tendency of Open Circuit Voltage and Low Pass Filter

Tae-Won Noh, Jeong Hyun Bae, Hae-Chan Han, and Byoung Kuk Lee<sup>†</sup>  
Department of Electrical and Computer Engineering, Sungkyunkwan University

### ABSTRACT

본 논문은 노화로 인하여 감소하는 전기자동차용 배터리의 전류 용량을 실시간으로 추정하는 SOH (State-of-health) 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 노화에 따른 OCV (Open circuit voltage) 곡선의 변화 경향을 분석하고, 저주파 통과 필터를 이용하여 추정된 OCV를 기반으로 전류 용량 및 SOH를 산출한다. 알고리즘을 검증하기 위하여 전기자동차용 배터리를 이용한 실험 및 시뮬레이션을 진행한다.

### 1. 서론

전기자동차, 에너지 저장 장치 (Energy storage system) 등 리튬 이온 배터리를 이용한 전자-전기기가 급증하면서 배터리의 안전한 관리를 위한 상태 추정 알고리즘의 중요성이 강조되고 있다. 특히 노화로 인하여 저감되는 배터리의 전류 용량을 추정하는 SOH (State-of-health) 알고리즘은 과충전·과방전을 방지하고 SOC (State-of-charge), SOF (State-of-function) 등 상태 추정 알고리즘의 정확도를 보정하기 위해 반드시 필요하다.

배터리의 전류 용량은 완전히 충전된 배터리를 단자 전압이 하한값에 도달할 때까지 정전류로 방전 시키면서 출력되는 전류의 적산값으로 정의된다. 그러나 전기 자동차 등과 같이 전류 프로파일, 온도 등 동작 환경이 사용자에게 따라 가변적으로 결정되는 어플리케이션의 경우, 동작 환경의 제어가 불가능하기 때문에 실시간으로 전류 용량을 추정할 수 있는 SOH 알고리즘이 반드시 필요하다.

기존 연구에서는 잔존 용량의 변화량과 OCV (Open circuit voltage)의 변화량 사이의 관계로 정의되는 IC (Incremental capacity) 곡선 또는 DV (Differential voltage) 곡선을 이용한 알고리즘이 제안되었다<sup>[1]</sup>. 그러나 IC 및 DV 곡선을 추출하기 위하여 0.05C 수준의 정전류를 이용한 충·방전이 필요하기 때문에 전류 프로파일 제어가 불가능한 어플리케이션에 적용할 수 없다는 한계를 가진다. 따라서 실시간으로 전류 용량을 추정하기 위하여 확장 칼만 필터, 최소 자승법 등 재귀적 필터와 인공신경망 알고리즘 등 학습 지능 알고리즘 기반의 SOH 알고리즘이 활발하게 연구되고 있다. 그러나 추정 방식이 직관적이지 않으며 많은 연산량을 요구하는 단점을 가진다.

본 논문은 노화로 인한 전류 용량의 감소와 비례하여 변화하는 OCV 곡선의 특성을 이용하여 실시간으로 전류 용량을

표 1 노화 상태별 배터리 셀 정보

Table 1 Specifications of battery cell according to aging.

	B1	B2	B3
<b>Battery type</b>	Lithium Nickel Manganese Cobalt Oxide		
<b>Voltage range</b>	2.9 - 4.2 V		
<b>Current capacity</b>	96.78 Ah	90.13 Ah	86.25 Ah
<b>SOH</b>	100.00%	93.13%	89.12%

추정하는 SOH 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 등가 회로 모델의 동특성을 기반으로 1차 저역 통과 필터를 이용하여 OCV를 추정하고, 추정된 OCV의 응축율을 이용하여 노화로 인해 감소된 전류 용량을 추정한다. 이 때, OCV 추정에 사용되는 1차 저역 통과 필터는 실시간 개인 업데이트 로직을 통해 전류 프로파일 및 내부 저항 변화에 따라 감소할 수 있는 OCV 추정 정확도를 보정한다. 제안하는 알고리즘의 정확도 검증은 위하여 NMC (Lithium nickel manganese cobalt oxide) 계열 배터리를 이용한 실험 및 시뮬레이션을 진행한다.

### 2. 제안하는 실시간 SOH 추정 알고리즘

#### 2.1 OCV 곡선의 노화 경향 분석

표 1은 SOH 알고리즘 개발을 위해 사용한 배터리 셀 (B1, B2, B3)의 정보를 보여준다. 각 배터리 셀은 1C 정전류로 완전 충전 및 방전을 반복하여 노화되었으며 B1, B2, B3의 SOH는 각각 100.00%, 93.13%, 89.12% 이다. 노화 상태 별 배터리 셀의 동특성을 비교 및 분석하기 위하여 그림 1의 1차 RC-ladder 기반의 등가 회로 모델을 구성하고 파라미터를 추출한다.

그림 2는 B1, B2, B3의 SOC와 잔존 용량에 따른 OCV 곡선을 보여준다. 그림에서 보여진 것과 같이 배터리의 OCV는 노화로 감소된 전류 용량에 비례하여 응축되는 경향을 가진다. 그림 2-(b)의 점선은 B1의 OCV 곡선을 B2, B3의 전류 용량 감소 비율과 동일하게 응축시킨 곡선을 보여준다. 이 때, 응축시켜 표현한 곡선은 각 B2, B3의 OCV 곡선과 평균 99.89% 일치하며, 이를 통해 전류 용량과 OCV 곡선의 응축율이 비례하는 것을 확인할 수 있다. 따라서 실시간으로 OCV 곡선을 추정한 뒤 추정된 OCV 곡선의 응축율을 통해 감소된 전류 용량을 산출할 수 있다.

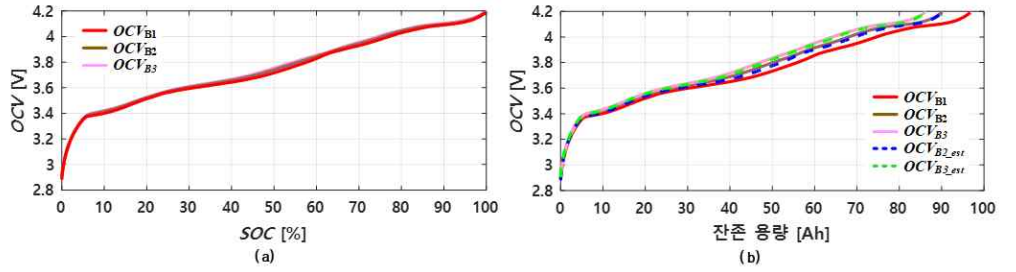
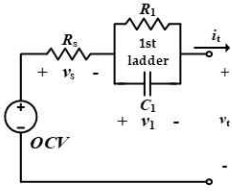


그림 1 등가 회로 모델                      그림 2 노화별 OCV 곡선: (a)SOC-OCV 곡선, (b)잔존용량-OCV 곡선  
 Fig. 1 Equivalent circuit model.      Fig. 2 OCV curves of aged cells: (a)SOC-OCV curve, (b)charged capacity-OCV curve.

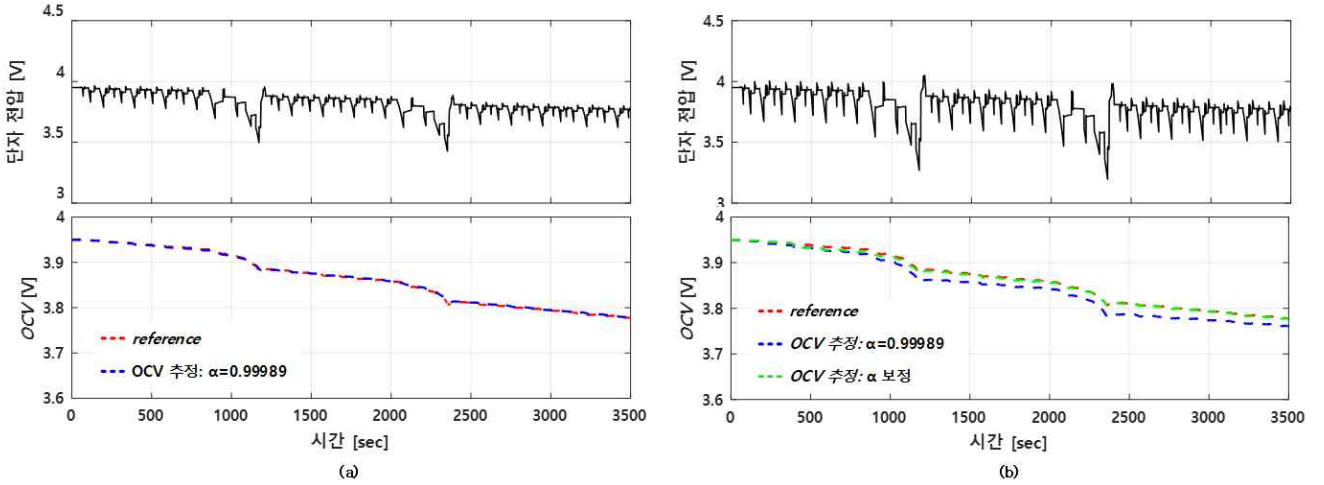


그림 3 NEDC 프로파일 인가 시 OCV 추정 결과: (a)B2 배터리, (b)B2 대비 내부 저항이 증가된 경우 추정 결과  
 Fig. 3 OCV estimation results as applied NEDC profile : (a)B2 battery cell, (b)battery cell with larger  $R_s$  than B2 battery cell.

## 2.2 저역 통과 필터를 이용한 실시간 OCV 추정

배터리의 OCV는 충분한 휴지를 통해 분극 전압이 모두 제거된 후에 측정 가능하다. 따라서 사용자에게 의하여 실시간으로 전류 프로파일이 가변되는 일반적인 어플리케이션에서는 OCV를 매순간 측정하는 것이 불가능하다. 본 논문에서는 측정 가능 정보인 단자 전류 및 단자 전압과 1차 저역 통과 필터를 이용한 OCV 추정 방안을 제안한다.

배터리 등가 회로 모델을 구성하는 성분 중 직렬 저항  $R_s$ 는 전류의 순시적 변화량에 비례하는 단자 전압의 변화량 ( $v_s$ )를 모사한다.  $R_1$ 과  $C_1$ 이 병렬로 연결된 1차 RC-ladder는 충전 또는 방전 시 시정수를 가지고 지수함수 형태로 변화하는 분극전압 ( $v_1$ )을 모사한다. 이에 비하여 OCV는 SOC에 의하여 결정되는 전압으로 순시적인 전류 변화에 대하여  $v_s$ ,  $v_1$  대비 매우 작은 변화값을 가진다. 따라서 OCV는 단자 전압 성분 중  $v_s$ ,  $v_1$  대비 저주파 성분을 가지게 된다. 이와 같은 등가 회로 모델의 동특성을 고려할 때 OCV는 단자 전압의 저주파 성분을 추출함으로써 추정이 가능하다.

따라서 단자 전압의 저주파 성분을 추출하여 OCV를 추정하기 위하여 (1)과 같은 1차 저주파 통과 필터를 사용한다.

$$OCV_{est}(k) = \alpha \cdot OCV_{est}(k-1) + (1-\alpha) \cdot v_t(k) \quad (1)$$

$OCV_{est}$ 는 추정된 OCV를 의미하며, 1차 저주파 통과 필터의 계수에 해당하는  $\alpha$ 를 크게 설정할수록  $OCV_{est}$ 의 변화를 억제하여 차단 주파수를 낮추는 효과를 구현할 수 있다. 그림 3-(a)

는 B2 배터리의 등가 회로 모델에 NEDC (New European driving cycle) 프로파일이 인가될 때  $\alpha$ 가 0.99989인 1차 저역 통과 필터를 이용하여 추정된 OCV를 보여준다. 이 때, 추정된 OCV의 RMSE (Root mean square error)는 1.6mV로 SOH 추정에 충분한 정확도를 가지는 것을 확인할 수 있다.

그러나 배터리의 전류 프로파일과 내부 파라미터가 변동되는 경우  $v_s$ ,  $v_1$ 의 전압 양상이 변화하기 때문에 고정된  $\alpha$ 를 사용하는 경우 추정 오차가 증가한다. 그림3-(b)는 B2의 내부 저항이 2배 증가한 상황을 가정하였을 때 OCV 추정 결과를 보여준다. 이 때, 0.99989로 고정된  $\alpha$ 를 사용하는 경우 RMSE가 17mV로 증가된다. 이를 보정하기 위하여 (2)와 같이 OCV 추정값을 OCV의 변화량 ( $\Delta OCV_{est}$ )을 통해 표현하고, (1)과의 관계식을 통해 도출된 (3)을 이용하여  $\alpha$ 를 업데이트 한다.

$$OCV_{est}(k) = OCV_{est}(k-1) + \Delta OCV_{est}(k) \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \alpha &= 1 - \frac{1}{1 + \frac{-v_s(k-1) - \Delta v_s(k)}{\Delta OCV(k)}} \\ &= 1 - \frac{1}{1 + \frac{-\{OCV(k-1) - v_t(k-1)\} - R_s(k) \cdot \Delta i_t(k)}{OCV(k) - OCV(k-1)}} \end{aligned} \quad (3)$$

실시간으로 보정되는  $\alpha$ 를 기반으로 OCV를 추정하는 경우

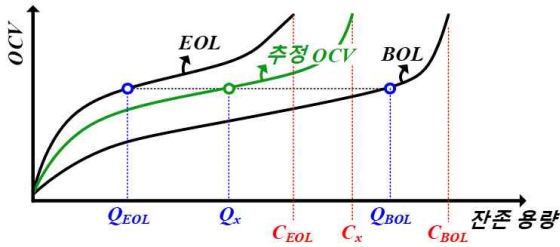


그림 4 잔존 용량 및 SOH 산출 원리  
Fig. 4 Principle of current capacity estimation.



그림 5 검증을 위한 실험 환경  
Fig. 5 Experimental set-up for verification.

그림 3-(b)에 보이는 것과 같이 RMSE는 3mV로 고정  $a$  대비 약 1.4mV 개선된 것을 확인할 수 있다.

### 2.3 추정된 OCV를 이용한 SOH 산출 원리

2.2에서 제안된 알고리즘을 이용하여 추정된 OCV와 전류 용량 감소율에 비례하여 응축되는 OCV 곡선의 경향을 이용하여 그림 4와 같이 전류 용량 및 SOH를 추정한다. OCV 추정 시점에서의 배터리 잔존 용량 ( $Q_x$ )을 측정하고, 추정된 OCV와 동일한 크기의 OCV를 가지는 BOL (Begin of life), EOL (End of life) 배터리의 잔존용량 ( $Q_{BOL}$ ,  $Q_{EOL}$ )을 look-up table을 이용하여 도출한다. 이 때,  $Q_x$ 과  $Q_{BOL}$ ,  $Q_{EOL}$  사이의 비율이 전류 용량 비율과 동일함을 이용하여 아래 (4)와 같은 비례식을 통해 배터리의 전류 용량 ( $C_x$ )을 계산한다. 식(5)는 비례식을 통해 산출되는 배터리의 전류 용량을 보여주며, 산출된 용량을 기반으로 (6)과 같이 SOH를 도출할 수 있다.

$$|Q_x - Q_{EOL}| : |Q_x - Q_{BOL}| = |C_x - C_{EOL}| : |C_x - C_{BOL}| \quad (4)$$

$$C_x = C_{BOL} - (C_{BOL} - C_{EOL}) \times \frac{Q_{BOL} - Q_x}{Q_{BOL} - Q_{EOL}} \quad (5)$$

$$SOH = \frac{C_x}{C_{BOL}} \times 100 \quad (6)$$

### 3. 시뮬레이션 및 실험 검증

제안한 알고리즘을 검증하기 위하여 표 1의 배터리를 이용한 시뮬레이션 및 실험을 진행한다. 그림 5의 충·방전기를 이용하여 노화 상태별 배터리의 용량 및 등가 회로 모델 파라미터를 추출한 뒤, Simulink 기반의 배터리 모델을 구성하고, 그림 6과 같이 NEDC 프로파일을 반복적으로 인가하여 방전하면서

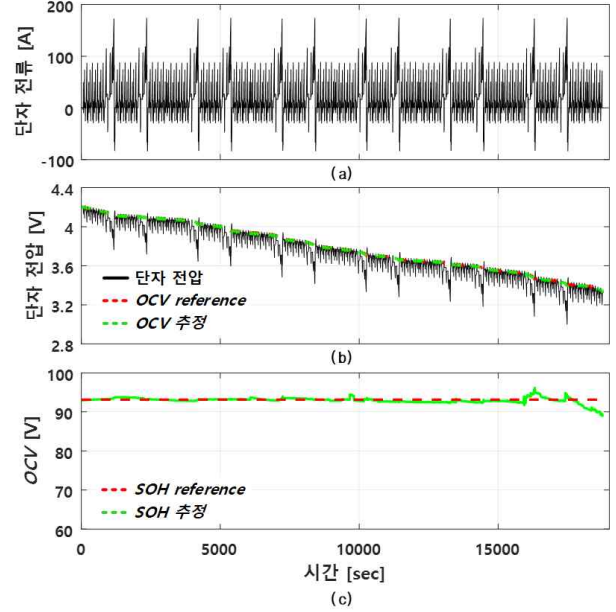


그림 6 제안한 알고리즘의 시뮬레이션 검증 결과: (a) 단자 전류, (b) 단자 전압, (c) SOH 추정 결과  
Fig. 6 Verification results of proposed algorithm: (a) terminal current, (b) terminal voltage, (c) SOH estimation results.

SOH를 추정한다. SOH 추정 대상은  $B_2$ 이며,  $B_1$ 과  $B_3$ 를 각각 BOL, EOL 배터리로 가정하고 그림 2의 OCV look-up table을 SOH 산출에 활용한다.

그림 6-(b)에서 보이는 것과 같이 제안한 알고리즘을 통해 OCV를 실시간으로 추정할 수 있으며, 실시간 계인 보정을 통해 가변적인 전류 프로파일 상황에서도 OCV 추정 오차율은 RMSE 3mV로 정확한 SOH 추정이 가능한 수준임을 확인할 수 있다. 이를 통해 산출된 SOH는 그림 8과 같이 평균 오차율 0.74%, 최대 오차율 4.14%로 노화로 인한 전류 용량 감소를 실시간으로 추정하기에 충분한 정확도임을 확인하였다.

### 4. 결론

본 논문은 노화로 인하여 감소되는 배터리의 전류용량을 실시간으로 추정하기 위한 SOH 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 OCV 및 내부 파라미터의 동특성을 이용하여 1차 지역 통과 필터를 이용하여 OCV를 추정된 뒤, OCV 곡선의 노화 경향을 이용하여 전류 용량과 SOH를 실시간으로 산출한다. 실험 및 시뮬레이션을 통한 검증을 통해 제안하는 알고리즘의 추정 오차는 평균 0.74%로 전류 용량 감소로 인해 발생할 수 있는 배터리의 안전 문제 방지를 위해 충분한 정확도를 가지는 것을 확인하였다.

### 참고 문헌

[1] M. Bercibar, M. Garmendia, I. Gandiaga, J. Crego, and I. Villarreal, "State of health estimation algorithm of LiFePO4 battery packs based on differential voltage curves for battery management system application," *Energy*, vol. 103, pp. 784 - 796, May 2016.