

리튬이온 배터리 내부저항 및 전압 변동 곡선 추적을 통한 SOH 추정 알고리즘 개발

김소영, 노태원, 이재형, 안정훈, 이병국[†]
성균관대학교 전자전기컴퓨터공학과

SOH Estimation Algorithm of Li-ion Battery Based on Internal Resistance and Differential Voltage Curve Tracking

So Young Kim, Tae Won Noh, Jaehyung Lee, Jung Hoon Ahn, and Byoung Kuk Lee[†]
Department of Electrical and Computer Engineering, Sungkyunkwan University

ABSTRACT

본 논문에서는 배터리의 노화에 따른 내부 저항 및 전압변동(Differential Voltage; DV)곡선 변화를 실시간으로 추정하는 SOH (State of Health) 알고리즘을 개발한다. 개발된 알고리즘은 정확한 내부 저항 추정을 위해 동작 및 측정 환경에 따른 고주파 통과 필터의 최적 설계 방안을 제안하며 동적 전류 특성을 고려한 DV곡선의 온라인 업데이트 로직을 이용한다. 알고리즘의 정확도는 단전지 시험 결과를 기반으로 시뮬레이션을 통해 검증한다.

1. 서론

ESS (Energy Storage System)와 전기자동차 등 다양한 분야에서 리튬이온 배터리의 수요가 증가하면서 배터리를 효율적이고 안전하게 관리하기 위한 상태 추정 알고리즘의 중요성이 강조되고 있다. 특히 배터리 노화도를 의미하는 SOH (State of Health)는 내부 저항 증가로 인한 최대 출력 성능 감소(SOH_{power})와 전류 용량 감소(SOH_{energy})의 추정을 위해 반드시 필요하다.

기존의 알고리즘은 배터리 노화의 따른 출력 성능 감소와 전류 용량 감소 중 한 가지 특성만을 이용하여 SOH를 추정한다. 기존 SOH_{power} 알고리즘의 경우 순시적인 내부저항만을 이용하기 때문에 출력 성능 지표인 SOP (State of Power)와 연관성이 부족하다. 기존 SOH_{energy} 알고리즘의 경우 온라인 업데이트 상태에서 DV곡선 추정 정확도가 떨어질 뿐만 아니라 데이터를 모두 저장해야하는 한계점을 가진다.

본 논문은 SOH_{power}와 SOH_{energy}를 동시에 추정하는 온라인 SOH 알고리즘을 제안한다. 노화로 인한 배터리의 출력 성능 저하를 추정하기 위해 10초 동안의 최대 출력 크기를 의미하는 SOP 기준의 저항을 BPF (Band Pass Filter)를 이용해 추정한다. 또한 OCV (Open Circuit Voltage) 곡선의 노화 경향과 DV 곡선의 실시간 추정을 이용하여 SOH_{energy}를 추정한다. 제안하는 알고리즘은 단전지 실험결과를 통해 검증한다.

2. 제안하는 SOH 추정 알고리즘

2.1 BPF와 내부저항을 이용한 SOH_{power} 추정

본 논문에서 제시하는 알고리즘은 최대 출력성능을 나타내기 위해 10초 동안의 전압강하를 고려하여 그림 1과 같이 R_s를

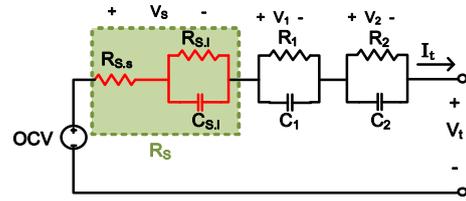


그림 1 배터리 등가 회로 모델
Fig. 1. The equivalent circuit model of battery.

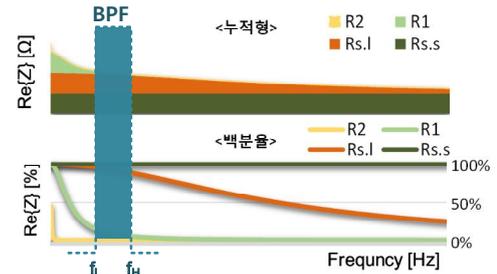


그림 2 주파수 대역에 따른 저항 성분의 비율
Fig. 2. The ratio of Resistance component by frequency.

표 1 SOH 알고리즘 설계를 위한 파라미터

R _{s,s} [mΩ]	R _{s,l} [mΩ]	R ₁ [mΩ]	R ₂ [mΩ]	τ ₀ [sec]	τ ₁ [sec]	τ ₂ [sec]
0.4	0.9	0.5	2.0	2.5	30.0	1143.8

*R_{EOL}: 노화로 인한 배터리 내부저항이 초기상태 대비 2배가 되는 저항값

$$SOH_{power} [\%] = \frac{1/R_{est.} - 1/R_{EOL}}{1/R_{fresh} - 1/R_{EOL}} \times 100 \quad (1)$$

$$Z_{RC ladder} = R_e \{Z\} + I_m \{Z\} = \frac{R}{1 + \omega^2 \tau^2} - \frac{j\omega R\tau}{1 + \omega^2 \tau^2} \quad (2)$$

$$\frac{V_{filtered}}{I_{filtered}} = |Z_1| \cos \alpha + |Z_2| \cot(\omega\tau) \sin \alpha \quad (3)$$

순시적 성분(R_{s,s})과 RC ladder 성분(R_{s,l})으로 구분하고 식 (1)을 이용하여 SOH_{power}를 계산한다. 총 임피던스는 순시적 저항(R_{s,s})과 RC ladder 성분들의 합이며, RC ladder의 임피던스 성분은 식 (2)를 통해 구할 수 있다. RC ladder의 저항성분과 리액턴스 성분이 τ와 ω에 영향을 받고 표 1에서 τ가 큰 RC ladder 성분일수록 주파수에 따라 저항 값이 급격히 감소하는 것을 그림 2를 통해 확인할 수 있다. τ가 큰 R₁, R₂를 효과적으로 무시하기 위하여 BPF 주파수는 R_{s,l}의 크기가 90%가 되도록

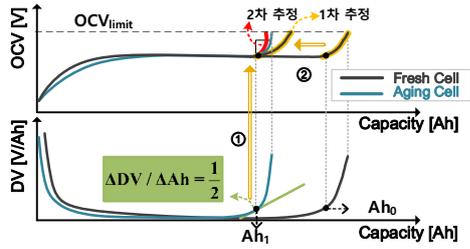


그림 3 DV곡선을 이용한 변화점 추정
Fig. 3. Changing point estimation through DV curve.

록 선정한다. BPF를 이용하여 R_S 를 추출하면 전압/전류 위상차 α 로 인해 식 (3)과 같이 \cot 함수 형태를 가지며 \cot 함수는 변곡점에서 저항성분 $|Z| \cos \alpha$ 를 가진다. 따라서 변곡점을 추출하여 LPF (Low Pass Filter)를 통해 노이즈 성분을 저감시킴으로써 SOH_{power} 의 정확도를 높일 수 있다.

2.2 OCV 곡선의 노화 특성을 이용한 SOH_{energy} 추정

SOH_{energy} 는 추정 용량을 통해 식 (4)와 같이 계산한다. 제안하는 알고리즘은 그림 3과 같이 노화가 진행될수록 OCV 곡선의 초기상태 곡선이 응축되는 경향을 이용한다.^[1] DV 곡선을 통해 OCV 곡선의 기울기가 급격하게 변화하는 점 (Ah_1)을 선정된 뒤 초기 상태의 변화 양상을 이용하여 노화된 용량을 1차 추정한다. 식 (5)와 같이 Ah_1 이후부터 단자 전압이 OCV_{limit} 에 도달할 때 까지 $\Delta OCV / \Delta Ah$ 를 적산하는 2차 추정을 통해 정확도를 보정한다.

$$SOH_{energy} [\%] = \frac{C_{est.} - C_{EOL}}{C_{fresh} - C_{EOL}} \times 100 \quad (4)$$

$$C_{est.} = Ah_1 + \int_{Ah_1}^{OCV_{lim}} DV \cdot d(Ah) \quad (5)$$

* C_{EOL} : 노화로 인한 배터리의 용량이 C_{fresh} 대비 70%로 감소한 용량

2.3 실험 및 시뮬레이션 검증

알고리즘 검증을 위하여 그림 4(b)와 같이 4가지의 노화상태 (fresh, 1000, 1500, 3000 Cycle)에 따른 LiFePO₄ 배터리 (PNE, 25Ah)를 그림 4(a)의 충/방전기를 이용하여 실험을 진행하였다. 시뮬레이션은 UDDS 전류 프로파일을 사용한다.



그림 4 배터리 (a)노화별 셀과 (b)충/방전 장비
Fig. 4. kinds of aging cells and experiment apparatus.

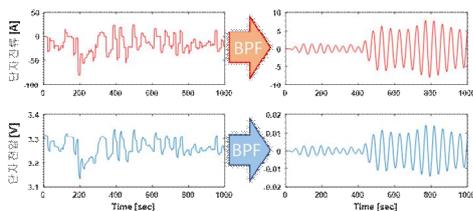


그림 5 BPF를 이용한 전류/전압 온라인 프로파일
Fig. 5. Current/Voltage online profile using BPF.

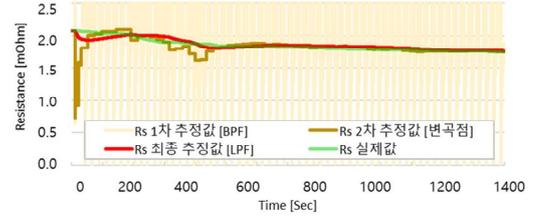


그림 6 제안한 알고리즘을 통한 R_S 추정
Fig. 6. R_S estimation through proposed algorithm.

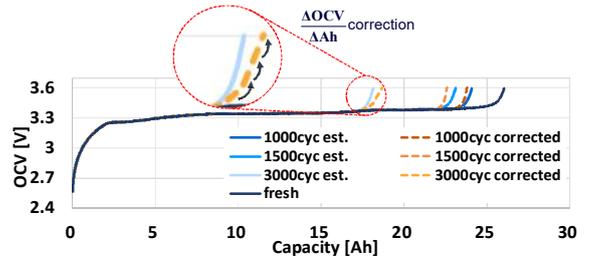


그림 7 제안한 알고리즘을 통한 용량 추정
Fig. 7. Capacity estimation through proposed algorithm.

표 2 제안하는 알고리즘의 SOH 오차
Table 2. SOH accuracy of proposed algorithm.

SOH	Cycle 수	1000	1500	3000	평균 오차
Power [%]	기준값	79.91	39.50	30.37	
	추정값	79.72	38.91	28.02	1.04
Energy [%]	기준값	83.24	66.85	15.41	
	1차 추정값	87.85	74.73	8.71	6.40
	2차 추정값	83.75	67.64	15.41	0.43

표 2는 제안한 알고리즘의 SOH 오차율을 나타낸다. 그림 5는 BPF를 이용한 전류/전압 프로파일이며 이를 통해 그림 6과 같이 R_S 를 추정하고 LPF를 통해 노이즈를 저감시켜 정확도를 높인다. SOH_{power} 의 평균 오차는 1.04% 이내로 높은 정확도를 가진다. SOH_{energy} 의 1차 추정의 평균오차는 6.40%로 거의 정확한 추정이 이루어지며, 2차 추정의 평균오차는 0.43%으로 1차 추정보다 평균 오차가 5.97% 감소하여 정확도가 개선됨을 확인하였다. 추정 그래프는 그림 7과 같다.

3. 결론

본 논문은 BPF와 변곡점을 이용해 추정된 R_S 를 이용하여 출력성능을 예측하고, OCV곡선 특성을 이용한 SOH 알고리즘을 제안하였다. 구현한 알고리즘은 기준값 대비 SOH_{power} 1.04%, SOH_{energy} 0.43%내의 오차율로 노화된 배터리의 SOH를 정확하게 판단하였다. 이를 통해 배터리의 온라인 상태에서도 출력성능을 판단할 수 있는 지표의 제공을 기대할 수 있다.

이 논문은 2015년도 산업통상자원부의 재원으로 한국산업기술평가관리원의 지원을 받아 수행한 녹색산업선도형이차전지기술개발 사업(No.10053710)입니다.

참고 문헌

[1] L. Wang, C. Pan, L. Liu, Y. Cheng and X. Zhao, "On board state of health estimation of LiFePO₄ battery pack through differential voltage analysis," Applied Energy, vol. 168, pp. 465-472, Apr. 2016.