

Online RUL Prediction 모델 개발을 위한 다양한 조건에 따른 Health Indicator 분석

한동호*, 문태석*, 임철우**, 김준우***, 김종훈*

충남대학교 에너지저장변환실험실*, 한국과학기술원 인공위성연구센터**, 휴네이트***

Analysis of Health Indicator according to various conditions for developping online RUL Prediction Model

Dongho Han*, Taesuk Mun*, Chelwoo Lim**, Junwoo Kim***, Jonghoon Kim*
 Chungnam National University*, KAIST Satellite Technology Research Center**, Hunate***

ABSTRACT

리튬 이온 배터리가 전기 자동차의 주 동력원으로 사용됨에 따라 배터리의 잔존 수명 예측기술의 중요성이 부각되고 있다. 사용 환경에 적합한 잔존 수명 예측을 위해 전기 자동차의 주행 환경을 모사하여 충전 및 방전이 빈번하게 나타나는 UDSS 프로파일에서 범용적으로 사용할 수 있는 수명 인자를 선정하는 것이 필수적이다. 배터리의 잔존 용량과 가장 상관도가 높은 수명 인자를 선정함으로써, 인공지능 기반 예측 알고리즘의 정확도 향상을 기대 할 수 있으며, 태양광 ESS와 같은 상이한 특성의 어플리케이션에도 범용적인 적용이 가능하다.

1. 서론

리튬 이온 배터리가 전기 자동차 및 다양한 어플리케이션의 주 동력원으로 사용됨에 따라 리튬 이온 배터리의 잔여 수명 예측(Remaining Useful Life)의 중요성이 부각되고 있다. 기존의 배터리 관리 시스템(Battery Management System)에서 Kalman Filter 기반 SOC 추정 기법, Dual Kalman Filter 기반 SOH 추정 기법 등 많은 연구들이 진행되었지만, 잔여 수명 예측을 위해서는 배터리의 전주기를 분석하고 배터리의 수명을 대표 할 수 있는 수명 인자(Health Indicator)를 선정 및 추출하는 것이 필수적이다.

리튬 이온 배터리가 다양한 어플리케이션 중, 전기자동차(Electric Vehicle)와 같은 충전 및 방전에 빈번하게 나타나는 어플리케이션의 주 동력원으로도 사용되는 만큼, 전기 자동차의 주행 환경을 모사한 UDSS(Urban Dynamometer Driving Schedule)프로파일 부터의 수명 인자 도출이 필요하다. 빅데이터 기반 잔여 수명 예측 알고리즘을 위해 UDSS 프로파일에서 도출 가능한 다양한 수명 인자 중 실질적인 배터리 용량과 상관도가 높은 인자를 선정해야 하며, 이를 빅데이터 기반 AI 예측 알고리즘의 입력으로 사용할 수 있다.^[1]

2. 전기적 특성 실험 및 특성파라미터 선정

2.1 UDSS Test 기반 특성 파라미터 추출

그림 1은 UDSS Test에서 도출된 전류와 전압 프로파일을 나타낸다. UDSS Test에 따른 용량의 감소율을 도출하기 위하여 10번의 UDSS 프로파일 적용 이후 용량을 산출하여, 총 700번의 UDSS 프로파일은 인가하였으며, 70개의 방전 용량을 추출하였다.

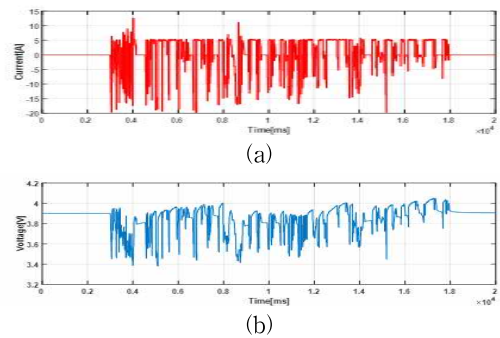


그림 1 전기적 특성 실험을 통한 UDSS 프로파일 도출
 Fig. 1 A simple power transmission system with thyristor controlled shunt compensator

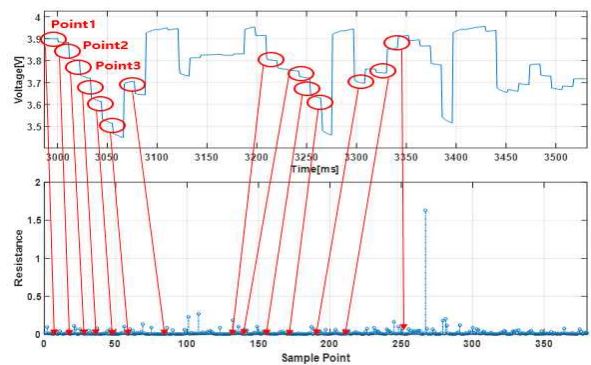


그림 2 UDSS 프로파일 기반 Ohmic drop 도출
 Fig. 2 Ohmic drop extraction based on UDSS profile

그림 2는 UDSS Test에서 나타나는 세부적인 전압 프로파일과 도출할 수 있는 저항을 나타내었다. 총 380개의 전압 강하 지점에 대한 분석을 실시하였으며, 이에 대한 분석을 기반으로 배터리의 잔존 수명과 가장 밀접한 영향을 가지는 전압강하 지점을 선정할 수 있다. 이는 그림 3에서 볼 수 있듯이 각 저항 포인트를 1(충전에서 충전), 2(충전에서 방전), 3(방전에서 충전), 4(방전에서 방전), 5(Rest 후 방전), 6(Rest 후 충전)으로 분류하였으며, 각 저항 포인트의 C-rate에 대한 분류 또한 실시하였다. 다양한 전류가 인가되는 UDSS 프로파일의 특성에 따라 380개의 포인트는 충/방전 상태 및 C-rate가 랜덤하게 혼재된 형태를 나타낸다.

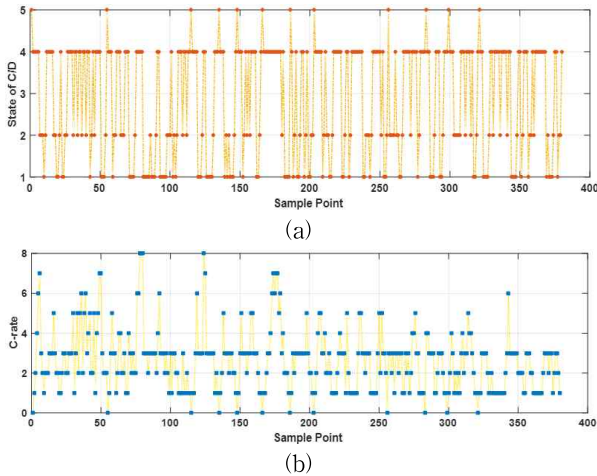


그림 3. (a) 충전 및 방전에 따른 저항 Point 분석
 (b) C-rate에 따른 저항 Point 분석
 (a) Resistance point according to C/D
 (b) Resistance point analysis according to C-rate

2.2 노이즈 제거 필터를 적용한 상관도 도출

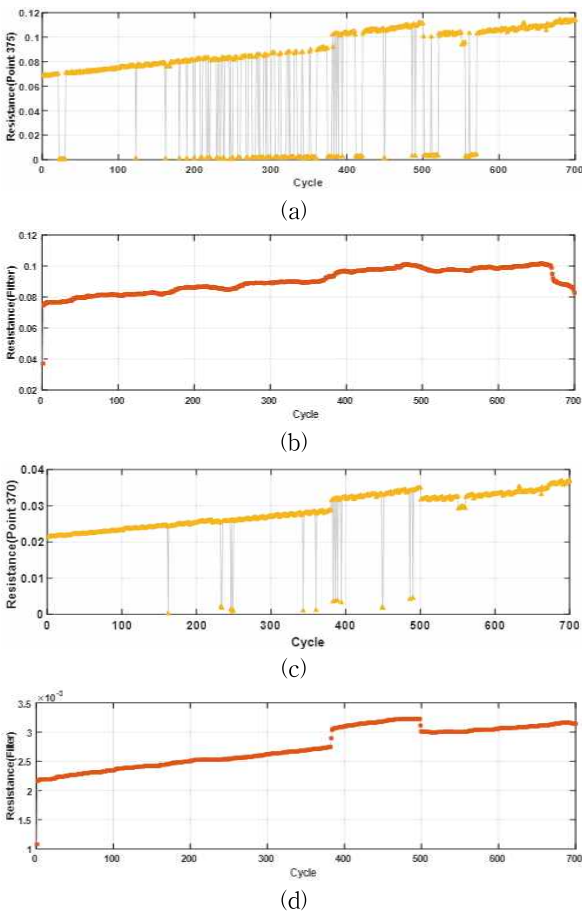


그림 4. (a) Point 361번의 Ohmic 저항 (b)중양값 필터 적용
 (c) Point 372번의 Ohmic 저항 (d)중양값 필터 적용

그림 4는 700사이클 동안의 각 포인트 별 저항 변화를 나타내며, 380개의 포인트 중, 2개 포인트를 예시로 나타내었다. 그

림 4(a)와 (c)에서 볼 수 있듯이, 각 포인트 별로 충방전기의 센싱 오류에 따른 노이즈값이 존재하며, 이러한 노이즈 값은 용량과의 부정확한 상관도를 야기할 수 있으므로 중양값 필터를 사용하여 노이즈를 제거하였다. 380개 포인트에 대한 전체 저항 값에 전부 중양값 필터를 적용하였으며, 필터를 적용한 후의 상관계수를 그림 5에 나타내었다.

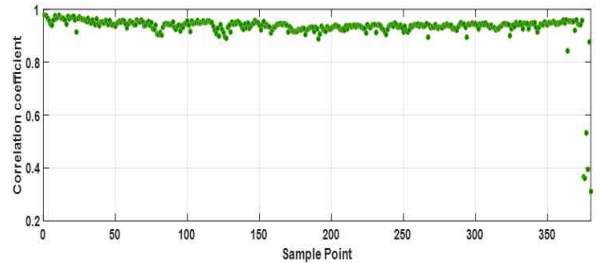


그림 5. 각 포인트 별 저항과 용량의 상관계수
 Correlation Coefficient of resistance and capacity

그림 5의 결과에서 볼 수 있듯이, 다양한 충전 및 방전 조건과 C-rate를 나타내는 각 Point들과 감소하는 배터리 용량과의 상관계수는 센싱 노이즈를 고려하였을 때 전체가 0.8이상의 높은 상관관계를 나타내었다. 이는, UDSS 프로파일처럼 다양한 조건의 전류가 인가되는 모든 지점을 Health Indicator로 사용할 수 있음을 의미하여, 상관관계의 입증을 바탕으로 최소한의 데이터로 잔존 수명을 예측할 수 있음을 의미한다.

3. 결론

본 논문은 충전 및 방전이 빈번하게 반복되는 UDSS Test를 기반으로 전류가 다르게 인가되는 지점에서 나타나는 저항 값을 분석하였다. 도출된 380개 포인트에 대한 다양한 충전 및 방전 조건, C-rate조건을 고려하였으며, 700 Cycle에 대한 센싱 노이즈를 제거하기 위해 중양값 필터를 사용하였다. 중양값 필터를 사용해 노이즈를 제거한 각 포인트 별 저항 변화는 감소하는 배터리 용량과 전부 높은 상관관계를 나타내었으며, 입증된 상관관계를 기반으로 최소한의 Health Indicator로 높은 수명 예측 알고리즘 성능을 기대할 수 있다.

이 논문은 2019년 한국연구재단의 우주핵심기술개발사업의 지원을 받아 수행되었으며(NRF-2019M1A3A3A03016056), 2019년도 중소벤처기업부의 기술개발사업 지원에 의한 연구임(S2802646).

참고 문헌

[1] S. Khaleghi, Y. Firouz, J. Van Mierlo, "Developing a real-time data-driven battery health diagnosis method, using time and frequency domain condition indicators", Proceedings of the Applied Energy, Vol. 255, 2019, September.