

배터리 SOH 추정을 위한 EIS 기반 최적 주파수 인자 추출 및 AdaBoost-GRU 앙상블 모델 설계

김유라*, 이재형*, 이동철*, 이상력*, 김종훈*
충남대학교 에너지저장변환연구실*

Extraction of Optimal Frequency Factor based on EIS and AdaBoost-GRU Ensemble Model Construction for Battery SOH Estimation

Yura Kim*, Jaehyeong Lee*, Dongcheol Lee*, Sangryuk Lee*, Jonghoon Kim*
Energy Storage Conversion Lab, Chungnam National University*

ABSTRACT

본 논문에서는 배터리 SOH 추정 모델에 적용되는 인자 추출을 위해 전기화학적 임피던스 분광법(Electrochemical impedance spectroscopy; EIS) 기반 측정된 임피던스 정보를 활용하여 민감도 분석을 통한 최적 주파수 인자를 도출하였다. 도출된 인자를 기반으로 SOH 추정 시 AdaBoost-GRU 앙상블 모델을 설계하여 추정 성능을 검증하였다.

1. 서 론

리튬이온 배터리(Lithium-ion battery; LIB)는 환경 문제 해결을 위한 대안으로, 긴 수명과 높은 에너지 밀도를 특징으로 하여 전기 자동차(Electric vehicle, EV) 및 휴대용 전자기기 등 다양한 분야에서 활용되고 있다. EV 시장이 성장함에 따라 LIB의 수요도 급증하고 있으며, 이에 따라 LIB의 건강 상태(State-of-health; SOH)를 파악하는 것이 중요하다. SOH는 배터리 초기 용량 대비 사용 가능 용량을 나타내며 배터리 성능을 평가하는 지표이다. 따라서 SOH를 정확히 평가하여 현재 상태를 파악하고 적시에 교체함으로써 배터리 관리 시스템(Battery management system, BMS)의 신뢰성을 향상시킬 수 있다. 하지만 EV 운용 환경 및 충전 상태(State-of-charge; SOC)에 따라 SOH 추정 성능이 달라지기 때문에 정확한 SOH 추정을 위해서는 배터리 열화 및 SOC, 온도 등과 같은 운용 조건별 배터리 내부 상태에 대한 전기화학적 분석이 필요하다.

이를 위해 전기화학적 임피던스 분광법(Electrochemical impedance spectroscopy; EIS)을 사용하여 다양한 주파수 영역의 정현파 전압 또는 전류를 인가하고, 신호에 따른 임피던스를 열화 조건, SOC 영역 및 온도 조건별로 추출하였다. 본 논문에서는 배터리 열화에 따른 최적 주파수 영역을 임피던스 변화가 가장 크게 발생하는 구간으로 선정하였고, SOC 및 온도 조건에 따른 주파수 의존 파라미터의 변동성의 영향을 최소화하기 위해 해당 조건에서는 임피던스의 편차가 적은 구간을 선정하였다. 선정된 열화 인자 기반으로 시계열 데이터 처리에 용이한 GRU(Gated recurrent unit) 모델을 사용하였다. 가중치를 반복적으로 수정 및 결합하여 과적합(Overfitting)을 방지하는 AdaBoost 앙상블 모델의 하위 단계에 GRU 모델을 구성하여 AdaBoost-GRU 모델을 설계하고, 모델의 SOH 추정 성능을 검증하였다.^[1]

2. 배터리 열화 및 운용 조건에 따른 EIS 기반 내부 임피던스 변화 민감도 분석

2.1 Box plot 기반 조건별 EIS 데이터 민감도 분석

배터리 열화에 따른 SOH 추정의 정확도를 위해 열화에 따른 임피던스 변화가 큰 주파수의 설정이 필요하다. 해당 영역을 도출하기 위하여 주파수별 사이클(40, 80, 120, 160 Cycle)에 따른 EIS 데이터 변화 민감도(Sensitive value)를 분석하였다. 모든 운용 조건에 대한 민감도를 시각화하기 위해서 그림 (1)과 같이 box plot 기반으로 나타내었으며, 주파수마다 측정되는 box plot의 중앙값, 사분위 수 범위 등을 고려하여 민감도가 높게 측정되는 주파수 영역을 도출하였다. 그 결과, Magnitude의 경우 10kHz 이상의 고주파수 영역, Phase는 10kHz 부근의 주파수 영역에서 가장 높은 민감도를 보였다. SOC 영역에 따른 영향성이 낮은 주파수 구간을 선정하기 위하여 SOC별 EIS 데이터의 변화 민감도를 분석하였다. 분석 결과 Magnitude는 10Hz 이하의 주파수 영역, Phase는 1Hz 이하의 저주파수 영역에서 가장 낮은 민감도를 보였고, 이는 SOC가 열화 데이터 기반 SOH 추정에 영향을 덜 미치는 영역으로 간주할 수 있다. 열화 데이터 기반 SOH 추정에 있어 환경 온도가 미치는 영향을 제하기 위하여 환경 온도에 따른 EIS 데이터의 변화 민감도를 분석하였다. 그 결과 Magnitude는 10Hz 이하의 낮은 주파수 영역에서, Phase는 1Hz 이하의 저주파수 영역에서 가장 낮은 민감도를 보였다. 이는 환경 온도가 열화 데이터 기반 SOH 추정에 미치는 영향이 적은 구간으로 간주할 수 있다. 조건별 민감도를 그림 (1)에 나타내었다.

2.2 조건별 민감도 기반 최적 주파수 도출

열화 데이터 기반의 SOH 추정을 위하여 열화 인자를 제외한 SOC와 환경 온도의 영향을 제한하기 위하여 식 (1)을 통해 주파수별 민감도를 계산하였다. 계산된 민감도를 기반으로 SOH 추정을 위한 인자별 최적 주파수를 도출하였다. Magnitude는 954Hz, Phase는 6,252Hz에서 가장 높은 값을 보였지만, 고주파수 영역에서는 리액턴스의 영향이 크기 때문에 Phase의 경우에는 리액턴스 영향이 적은 5.43Hz를 최적 주파수로 결정하였다. 이를 그림 (2)에 나타내었다.

$$\frac{Sensitive\ value_{SOH}}{Sensitive\ value_T + Sensitive\ value_{SOC}} = Calculated\ value \quad (1)$$

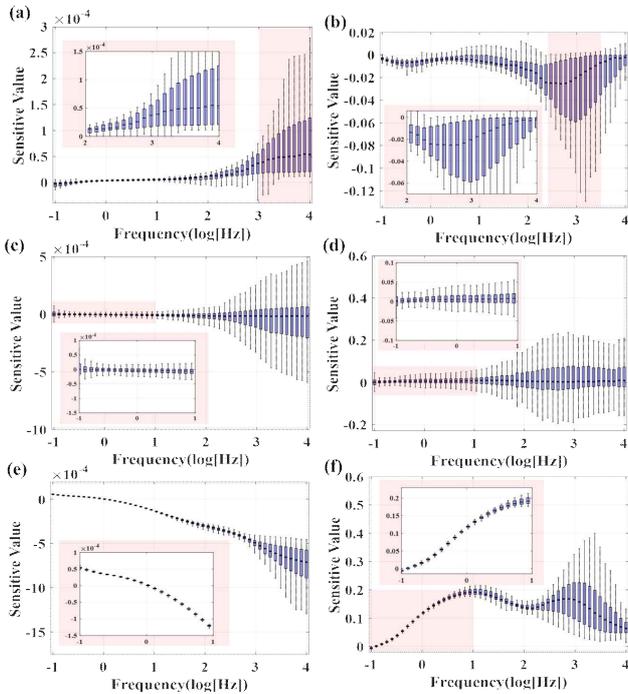


그림 1 열화 및 운용 조건에 따른 주파수별 EIS 데이터 변화 민감도 (a) SOH-Magnitude, (b) SOH-Phase, (c) SOC-Magnitude, (d) SOC-Phase, (e) 온도-Magnitude, (f) 온도-Phase
Fig. 1 Sensitive value of EIS data variation according to frequency (a) SOH-Magnitude, (b) SOH-Phase, (c) SOC-Magnitude, (d) SOC-Phase, (e) Temperature-Magnitude, (f) Temperature-Phase

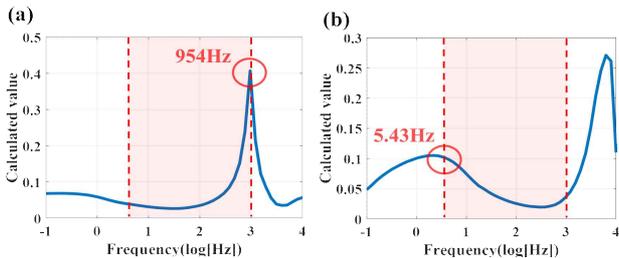


그림 2 주파수별 도출된 민감도 계수 (a) Magnitude, (b) Phase
Fig. 2 Sensitivity coefficients for extracted frequency (a) Magnitude, (b) Phase

3. AdaBoost-GRU 앙상블 모델 설계 및 성능 검증

3.1 AdaBoost-GRU 앙상블 모델 설계

앞서 EIS 기반 민감도 분석을 통해 도출된 최적 인자를 기반으로 SOH 추정을 위해 AdaBoost 알고리즘을 설계하였다. AdaBoost 알고리즘은 낮은 예측 성능을 가지는 분류기를 다량으로 구축 및 결합하여 높은 성능을 가지는 분류기를 생성하는 알고리즘이다. 또한, 초기 학습 시 분류를 통해 추출되는 데이터에 대한 확률이 동일하지만, 분류 데이터에 따라 가중치를 판단하여 반복 학습을 통해 강한 분류기를 생성하게 된다. 따라서 본 논문에서는 그림 (3)과 같이 AdaBoost 알고리즘을 통해 결정된 가중치를 기반으로 SOH 예측을 위한 AdaBoost-GRU 앙상블 모델을 제안하였다. 모델에 적용되는 학습 데이터와 검증 데이터의 경우 각각 80%, 20%로 구성하였고, 평균 제곱근 편차(Root mean square deviation; RMSE)를 통해 모델 성능에 대한 검증은 수행하였다.

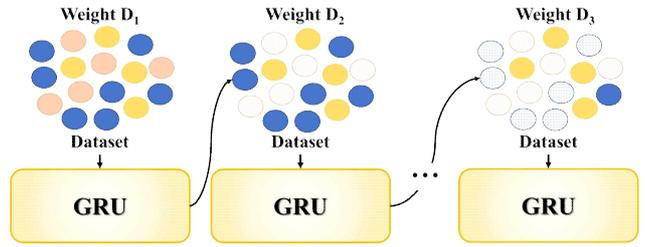


그림 3 AdaBoost-GRU 앙상블 모델 구성도
Fig. 3 AdaBoost-GRU ensemble model flowchart

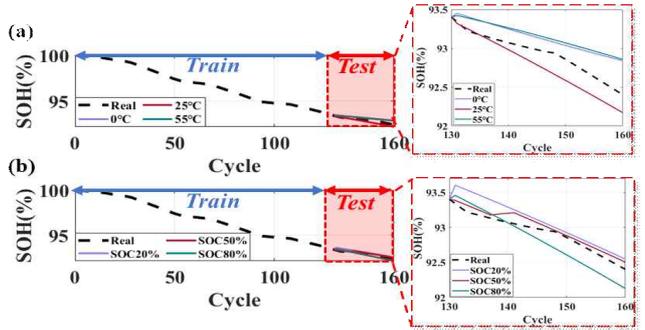


그림 4 SOH 추정 결과 (a) 온도별, (b) SOC별
Fig. 4 SOH estimation result by (a) temperature, (b) SOC

표 1 운용 조건별 SOH 추정 오차

Table 1 SOH estimation error by operating conditions

Case	0°C	25°C	55°C	SOC 20%	SOC 50%	SOC 80%
RMSE(%)	1.62	1.28	1.76	1.35	0.87	1.19

3.2 AdaBoost-GRU 앙상블 모델 기반 SOH 추정

운용 조건별 SOH 추정 오차를 그림 (4)와 표 (1)에 나타내었다. SOC 50%에서의 온도별(0°C, 25°C, 55°C) SOH 추정 오차와 25°C에서의 SOC별(20%, 50%, 80%) SOH 추정 오차 모두 2% 이내임을 확인하였다. 민감도 분석 기반 최적 주파수 인자를 통해 운용 조건에 따른 변동성을 최소화하였다.

4. 결론

본 논문은 배터리 열화 및 운용 조건에 따른 EIS 데이터 변화 민감도를 분석하여 인자별 최적 주파수를 도출하였다. SOH 추정을 위한 최적 인자로 954Hz에서 측정된 Magnitude, 5.43Hz에서 측정된 Phase를 선정하였다. AdaBoost-GRU 앙상블 모델을 이용한 SOH 추정 성능 검증 결과 RMSE 2% 이내의 우수한 정확도를 달성하였다.

본 논문은 산업기술연구원(www.stri.or.kr)의 지원으로 오토타미원(No. 200116167, 전자자동차 배터리의 내부 상태 폭발 위험 진단 수명 교체 시기를 예측하는 배터리 안전 진단 시스템(BDS) SoC 개발 및 2022년도 정부과학기술정보통신부의 지원으로 정보통신기획지원(No. 2022-171153229, 대규모 분산 에너지 저장장치 인프라의 안전한 자율운영 및 성능 평가를 위한 지능형 SW 프레임 워크 개발)의 지원을 받아 수행되었음

참고 문헌

[1] Busari, Ganiyu Adewale, and Dong Hoon Lim. "Crude oil price prediction: A comparison between AdaBoost-LSTM and AdaBoost-GRU for improving forecasting performance." Computers & Chemical Engineering 155 (2021): 107513.