SOH 추정을 위한 Generative Adversarial Network 기반 임피던스 예측 기법 연구

한동호*, 김학순*, 이미영*, 김종훈* 충남대학교 에너지저장변환연구실*

A Study on the Impedance Prediction Technique Based on Generative Adversarial Network for SOH Estimation

Dongho Han^{*}, Haksoon Kim^{*}, Miyeoung Lee^{*}, Jonghoon Kim^{*} Energy Storage Conversion Lab., Chungnam National University^{*}

ABSTRACT

에너지저장장치와 EV(Eelectric Vehicle) 등의 구동 전력원으 로 리튬 이온 배터리가 광범위하게 사용됨에 따라 배터리의 전 기화학적 내부 상태를 모니터링 할 수 있는 지표에 대한 필요 성이 대두되고 있다. 본 논문에서는 전기화학 임피던스 분광법 (Electrochemical Impedance Spectroscopy; EIS)을 선정하였으 며 EV가 노출될 수 있는 외부 환경 즉, 고온과 진동상황을 고 려한 데이터를 수집하였다. 예측 모델로써 Generative Adversarial Network를 고려하며, 수집된 EIS를 모델의 입력 으로 적용하기 위해 이미지 형태로 가공하였다. 예측된 결과는 추후 EV의 Cooling system, 충격 방지 스프링 사전 점검 등 사용자에게 다양한 솔루션을 제공할 수 있으며, 현재 광범위하 게 Cloud server에서 수집되고 있는 데이터 환경과 더불어 산 업환경에 적용될 수 있다.

1. 서론

EIS는 비파괴적으로 배터리 내부의 전기화학적 상태를 도출 할 수 있는 측정 기법으로 많은 연구가 진행되었다. EIS는 리 튬 이온 배터리가 충전 및 방전이 지속됨에 따라 나타나는 산 화-환원 반응, 확산 등 다양한 물리 현상의 정량적 분석이 가 능하다. 고주파부터 저주파의 AC 전류를 인가하고 이때 검출 되는 임피던스에 따라 인가한 전압, 주파수에 따라 나타나는 진폭과 위상의 변화를 Nyquist plot으로 표현할 수 있다. 배터 리의 임피던스는 Randles 모델로 모델링이 가능하며 리튬 이 온 배터리 내부에서 발생하는 전기화학적 반응을 저항 성분으 로 나타낼 수 있다. 낮은 커넥터의 옴 저항과 전해질의 전도도 를 나타내는 저항 성분을 고주파 영역대에서 도출할 수 있다. 중간 주파수 영역에서는 전극에서 발생하는 현상을 전기 이중 층 현상으로 묘사할 수 있으며, 이는 Charge transfer 저항으로 모델링 할 수 있다. 마지막으로 낮은 주파수 영역에서는 확산 현상과 관련이 있는 Warburg impedance 를 도출한다.

저항과 커패시터로 구성된 간단한 Randles 회로 모델은 EIS 곡선에서 매개 변수를 도출하는 데 널리 사용된다. 그러나 배 터리 특성에 따라 다양한 주파수 범위에서 다른 EIS 곡선이 도출됩니다. 정확한 전기 화학적 매개 변수 추정을 위해서는 더 복잡한 Randles 회로 모델이 필요하다. Randles 모델의 파 라미터를 사용하여 연속 진동 및 고온 환경에서 발생하는 다양 한 노화 패턴을 분석하면 때때로 매우 큰 오류가 발생할 수 있 습니다. 따라서 위에서 언급된 세 개의 주요 파라미터의 변화 패턴에 주목해야하며, 배터리팩 외부의 다양한 조건에 따라 변 화하는 Nyquist plot를 예측함으로써 배터리의 이상 동작 사전 탐지, 어플리케이션의 사전 점검 등에 적용할 수 있다.

2. EIS measurement

그림 1은 high temperature and vibration 환경에서 EIS measurement를 위한 전기적 특성 실험의 프로파일과 Experimental setup이다. 고온과 진동 환경에 따른 리튬 이온 배터리의 EIS를 측정하기 위하여 aging test 와 EIS measurement를 동시에 실시한다. 싸이클 테스트를 진행하는 동안 SOC 100%, SOC 0% 구간에서 EIS를 측정하며 높은 온 도 환경과 진동 환경에서 나타나는 EIS Nyquist plot의 상이한 트렌드를 분석한다. 싸이클 테스트는 각각 셀의 데이터시트를 참조하여 4.2V와 2.5V의 Cut-off voltage를 적용하였으며, 1-Crate 에 해당하는 전류로 CC-CV 충전과 방전을 반복한다



Fig. 1 cycle test profile for EIS measurement according to SOC range

표 1은 학습 데이터 구축을 위한 실험의 셀 표본 개수를 나 타낸다. 각 셀이 더 이상 충전 및 방전을 진행할 수 없을때까 지 노화에 따른 EIS curve를 측정하였다. 고온 환경에서 9개의 셀의 EIS curve를 측정하며, 충전 및 방전이 가능한 싸이클의 수는 최소 71싸이클에서 최대 296싸이클로 셀 각각의 내부 화 학적 상태에 따라 상이하다. 진동 환경에서 또한 6개 셀로 aging test를 실시하며, 179에서 275싸이클의 EIS curve가 도 출되었다. 표 1 EIS measurement를 위한 셀별 사이클 수 Table 1 Number of cell samples in aging test for EIS measurement

High temperature		Vibration	
Cell 1	165	Cell 1	230
Cell 2	240	Cell 2	178
Cell 3	209	Cell 3	177
Cell 4	163	Cell 4	252
Cell 5	226	Cell 5	271
Cell 6	290		
Cell 7	102		
Cell 8	151		

2. Generative Adversarial Network 기반 EIS 데이터 예측 알고리즘

2.1.1 Generative Adversarial Network

GAN(Generative Adversarial Networks, 생성적 적대 신경 망)이란 비지도학습에 사용되는 머신러닝 알고리즘의 한 종류 로 다른 알고리즘과는 달리 이전에는 없던 새로운 데이터를 생 성할 수 있다. GAN의 학습 과정에서는 분류모델을 먼저 학습 시키고, 생성모델이 학습된다. 분류모델은 True 학습 데이터를 분류하도록 학습시킨다. 두번째로 생성모델이 생성한 데이터를 가짜로 분류하도록 학습시킨다. 마지막으로 학습된 분류모델을 속이는 방향으로 생성모델을 학습시킴으로써 새로운 이미지 데 이터를 생성 및 모사할 수 있다. 생성모델은 image 데이터를 입력으로 받아 multi-layer를 통과하면서 feature map을 확장 시켜나가는 구조로 이루어져있다. 반대로 분류모델은 feature map의 크기를 줄여나가는 구조로, 기존의 ANN(Artificial Neural Network)의 구조와 동일하다.



그림 2 GAN 모델 구조 Fig. 2 Architecture of GAN model

그림 3은 GAN 모델 기반 EIS 이미지 예측 결과를 나타내 며, 데이터가 방대한 관계로 2번셀에 대한 결과를 예시로 제시 하였다. 그림 3 (a)는 노화가 진행되기 이전 Fresh 상태의 EIS curve를 나타내며, (b)는 학습을 기반으로 GAN 모델이 예측한 동일한 Time-sequence의 이미지이다. 이미지의 유사도를 비교 하기 위해 도출된 SSIM Score는 0.8167으로 모델의 성능을 확 인하였다. 그림 3 (c) 와 (d)는 최종 노화 이후 즉, 240 cycle의 원본 EIS 이미지와 GAN 모델 기반 예측 결과를 나타낸다. SSIM Score는 0.7955로 도출되었으며 노화 전 후 전부 평균 0.8 정도의 예측 성능이 도출된다.



그림 3 GAN 기반 EIS 이미지 예측 결과 (a) 고온 및 SOC 100%의 초기 상태 원본 EIS (b) GAN 모델이 예측한 이미지 (c) 고온 및 SOC 100 노화 이후 원본 EIS (d) GAN 모델이 예측한 이미지 Fig. 3 Prediction results of EIS image based on GAN mdoel (a) Original EIS image according to fresh SOC 100% on high temperature (b) Prediction image from GAN (c) Original EIS image according to aging SOC 100% on high temperature (d) Prediction image from GAN

3. 결론

본 논문은 노화에 따른 리튬 이온 배터리의 전기화학적 내부 상태를 반영할 수 있는 지표로 EIS를 선정하였으며, GAN 모델 학습을 위해 SOC 0%와 SOC 100%의 두가지 케이 스에서 데이터를 수집하였다. 또한 Google-tensorflow를 기반 으로 GAN 모델을 구축하고 원본 EIS image의 학습에 기반한 예측 결과를 제시하였다.

본 논문은 전력연구원(KEPRI)의 2021년 선정 기초 연구 개발 과제 연구비 지원을 받아 수행한 연구과제 (R21XO01-3)와 2022년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원 으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구(No. 2022-1711152629, 대규모 분산 에너지 저장장치 인프라의 안전한 자율운영 및 성능 평가를 위한 지능형 SW 프레임 워크 개발)의 연구비 지원을 받아 수행되었음.

참 고 문 헌

[1] Furat, O., Finegan, D.P., Yang, Z. et al. Super-resolving microscopy images of Li-ion electrodes for fine-feature quantification using generative adversarial networks.