

# GAN을 이용한 SOH 추정 정확도 향상 연구

설수진\*, 김병우\*\*

\*울산대학교 전기전자컴퓨터공학과

\*\*울산대학교 전기공학부

e-mail:tjftnwls00@naver.com

## Improved SOH estimation accuracy using GAN

Su-Jin Seol\*, Byeong-Woo Kim\*\*

\*Dept. of Electrical, Electronic and Computer Engineering, University of Ulsan

\*\*Dept. of Electrical Engineering, University of Ulsan

### 요약

본 논문에서는 GAN 기법을 이용한 SOH 추정 정확도 향상 방안을 제안한다. 최근 환경 문제가 대두되면서 전기 자동차에 대한 관심이 높아지고 있다. 그에 따라 전기 자동차의 핵심부품인 배터리의 안정성에 대해서도 많은 관심을 기울이고 있다. 배터리의 안정성을 위하여 SOH 모니터링이 중요하며, SOH 추정을 위해서는 측정된 배터리 데이터가 필요하다. 하지만 짧은 간격 동안 배터리 데이터를 수집하기 위해서는 많은 시간과 인력이 필요하며, 이러한 한계성 극복을 위해 GAN 기법을 활용하여 배터리 SOH 추정 정확도를 향상시키는 방안을 제안한다. SOH 추정 정확도를 평가하기 위해서 CNN 학습을 통하여 배터리 SOH를 추정하였다. 평가 결과, SOH 추정 정확도는 최대 4.12% 증가하였고, 이를 통해 GAN을 통한 SOH 추정 정확도 향상 방안의 유용성을 확인하였다.

### 1. 서론

최근 환경 문제가 대두되면서 화석 연료를 사용한 차량에 대해 전 세계적으로 법적 규제가 강화되고 있다. 이에 따라 전기 자동차의 수요가 늘고 있으며, 전기 자동차의 핵심부품인 리튬 이온 배터리의 안전성에 관한 이슈가 발생하고 있다. 배터리의 안전성은 배터리 건강 상태(SOH, State Of Health)와 밀접적이며, 안전성을 위하여 SOH를 모니터링하는 것이 중요하다[1].

기존에는 배터리 SOH 추정을 위하여 배터리 등가 모델을 활용하였다. 하지만 배터리의 화학적 특성이 비선형성을 띠기 때문에 등가 모델에 모두 반영하기가 어려워 정확한 SOH 추정에 한계가 있다. 따라서 최근에는 딥러닝 기법을 통한 SOH 추정 연구가 활발하게 진행되고 있다[2,3].

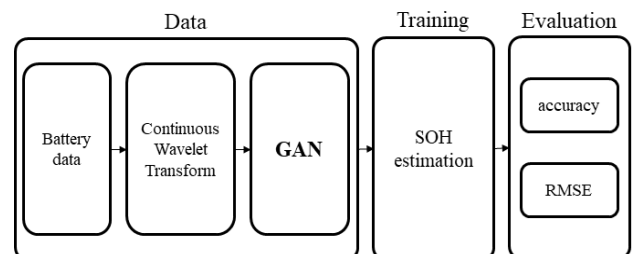
딥러닝을 활용한 SOH 추정은 측정된 배터리 데이터를 활용한다. SOH 추정 정확도를 향상시키기 위하여 짧은 간격 동안 수집된 배터리 데이터를 필요로 한다. 하지만 데이터를 수집하기에 많은 인력과 시간이 필요하다.

부족한 배터리 데이터를 보완하기 위하여 GAN 기법을 통하여 데이터 증식을 실시하였다. 측정 데이터와 GAN 증식 데이터를 활용하여 SOH 추정 정확도 향상을 비교하였다.

### 2. 데이터 증강 및 SOH 추정 프로세스

본 연구에서는 GAN(Generative Adversarial Network) 기법을 통한 데이터 보완과 SOH 추정 프로세스를 [그림 1]과 같이 진행하였다. 배터리 데이터는 인용 횟수가 많고, 데이터의 신뢰성이 높은 NASA 데이터를 활용하였다.

데이터 증식은 DCGAN(Deep Convolutional GAN) 모델을 기반으로 진행하였다[4]. SOH 추정은 신호의 특징점을 선명하게 나타내는 CWT(Continuous Wavelet Transform) 전처리 과정과 입력 이미지의 특징을 통해 딥러닝 학습을 하는 CNN(Convolutional Neural Network) 모델로 진행하였다[5].

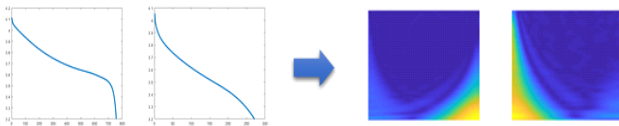


[그림 1] 연구 진행 프로세스

### 2.1 데이터 전처리

본 연구에서는 NASA Randomized Battery Usage Dataset을 활용하였다[6]. 해당 배터리 데이터는 무작위 충·방전과 기준 충·방전을 진행하여 실제 배터리 사용패턴과 유사하게 측정된 데이터이다. 본 연구에서는 RW09, RW10, RW11, RW12의 총 4개의 Cell의 전압 데이터를 활용하였다.

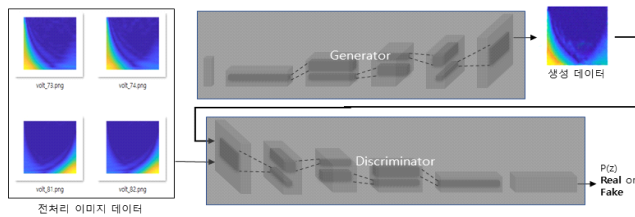
배터리 전압 데이터를 CNN 모델 학습에 적용하기 위하여 CWT 전처리 과정을 거쳤다. CWT는 유동적인 분해능으로 신호의 특징점을 선명하게 나타내고 노이즈를 제거한다는 장점이 있다. CWT의 Bump function을 통해 시계열 데이터를 이미지 데이터로 변환하였다.



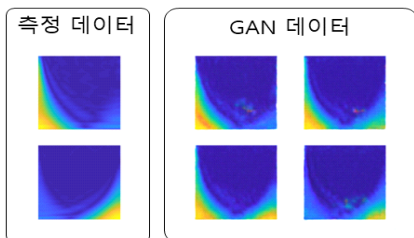
[그림 2] 배터리 전압 데이터의 CWT

### 2.2 GAN 기반 데이터 증식

부족한 배터리 데이터를 GAN 기법을 통해 보완하기 위하여 DCGAN 모델을 활용하였다. DCGAN 모델은 비지도 학습을 기반으로 이미지 데이터의 특성을 추출하여 새로운 이미지를 생성해내는 기법이다. GAN의 구조는 [그림 3]과 같다. GAN을 통해 증식된 데이터는 620개이며, 증식 데이터의 개수에 따라 SOH 추정 정확도 차이를 비교하였다. 생성된 배터리 데이터의 크기는 128x128이다.



[그림 3] 배터리 데이터의 GAN



[그림 4] 배터리 GAN 데이터 예시

### 2.3 CNN 학습을 통한 SOH 추정

CNN 모델 학습을 통하여 SOH 추정을 진행하였다. 모델

성능 평가를 위하여 데이터의 70%는 학습 데이터로, 30%는 테스트 데이터로 활용하였다. 학습 시 활성화 함수를 ReLU 함수를 사용하며, SOH 추정을 위하여 마지막 레이어의 활성화 함수는 Regression 함수를 활용하였다. 학습 데이터는 GAN 데이터의 개수에 따라 세 개의 데이터셋으로 구분하였고, 128x128의 동일한 크기의 입력 이미지로 학습을 진행하였다.

### 2.4 정확도 평가

SOH 추정 정확도를 평가하기 위해 정확도와 RMSE를 통하여 나타내었다. 정확도는 아래 식(1)과 같이 나타내며, RMSE는 식(2)과 같이 나타낸다.

$$accuracy(\%) = 100 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n MSE \times 100 \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2)$$

[표 1]은 측정 데이터만으로 SOH를 추정된 결과와 GAN 증식 데이터와 함께 SOH를 추정된 결과를 나타내었다. 측정 데이터로 추정된 SOH의 정확도와 비교하여 GAN 증식 데이터와 함께 추정하였을 때 SOH 추정 정확도가 향상되었다.

[표 1] SOH 추정 정확도 평가

	accuracy(%) (higher better)	RMSE (lower better)
측정 데이터 (310개)	87.57	0.1243
측정+GAN 데이터 (310+310개)	90.91 (+3.34)	0.0909 (-0.0334)
측정+GAN 데이터 (310+620개)	91.69 (+4.12)	0.0831 (-0.0412)

## 3. 결론

본 논문에서는 GAN 기법을 활용한 SOH 추정 정확도 향상에 대하여 연구를 진행하였다. 배터리 데이터의 손실을 보완하고 SOH 추정 정확도를 향상시키기 위하여 GAN 기법을 통해 배터리 데이터 증식을 실시하였다. 증식 데이터를 SOH 추정 알고리즘에 적용하여 SOH 추정 정확도 향상을 검증할 수 있었다. 측정 데이터만 활용하는 것보다 GAN 기법을 통해 보완된 데이터를 함께 활용하는 것이 SOH 추정의 정확도를 향상시킬 수 있다.

## 감사의 글

본 연구는 산업통상자원부가 지원한 “자동차산업미래기술 혁신을위한오픈플랫폼생태계구축(과제번호: P0018434)” 사업의 지원을 받아 수행된 연구 결과입니다.

## 참고문헌

- [1] Mun, Taesuk, et al. "A Study on Lithium Battery SOH Estimation Using CNN Based on Electric Vehicle Driving Profile." Proceedings of the KPIPE Conference. The Korean Institute of Power Electronics, 2020.
- [2] Fan, Yaxiang, et al. "A novel deep learning framework for state of health estimation of lithium-ion battery." Journal of Energy Storage 32 (2020): 101741.
- [3] Shen, Sheng, et al. "A deep learning method for online capacity estimation of lithium-ion batteries." Journal of Energy Storage 25 (2019): 100817.
- [4] Radford, Alec, Luke Metz, and Soumith Chintala. "Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks." arXiv preprint arXiv:1511.06434, 2015.
- [5] Li, Yang, and Jili Tao. "CNN and transfer learning based online SOH estimation for lithium-ion battery." 2020 Chinese Control And Decision Conference (CCDC). IEEE, 2020.
- [6] Bole, Brian, Chetan S. Kulkarni, and Matthew Daigle. "Adaptation of an electrochemistry-based li-ion battery model to account for deterioration observed under randomized use." Annual Conference of the PHM Society. Vol. 6. No. 1. 2014.