

리튬 이온 배터리의 ANN 기반 OCV 추정 기법 연구

홍선리^{*,**} 한동호^{*} 강모세^{**} 백중복^{**} 정학근^{**} 김종훈^{*}
 충남대학교^{*} 한국에너지기술연구원^{**}

OCV Estimation Based on Artificial Neural Network in Lithium-Ion Battery

Seonri Hong^{*,**} Dongho Han^{*} Moses Kang^{**}
 Jongbok Baek^{**} Hakgeun Jeong^{**} Jonghoon Kim^{*}
 Chungnam National University^{*} Korea Institute of Energy Research^{**}

ABSTRACT

전기적 등가회로의 모델의 정확도 향상을 위하여 정확한 내부 저항과 OCV의 반영은 필수적이며, 이를 위한 OCV 실험에서 SOC 구간을 작게 작을수록 OCV의 정확도는 향상되지만 실험 시간은 증가한다. 따라서 실험 시간을 고려한 적당한 SOC(5%, 10%) 구간으로 실험을 진행하며, 측정 되지 않은 영역의 내부 파라미터는 선형보간법으로 등가회로 모델에 반영한다. 이러한 문제로, 본 연구는 SOC 추정에서의 주요 인자인 OCV의 추정 기법으로 뉴럴 네트워크(Neural Network)를 사용하였다. 추정 방법은 뉴럴 네트워크로 기존 OCV 실험 데이터를 학습하여 모델을 구축한다. 학습 모델의 입력값으로 용량 실험 데이터의 전압, 전류를 적용하였고 결과로 얻은 SOC-OCV 곡선을 비교 분석하였다.

1. 서론

전 세계적으로 환경오염, 에너지 고갈 등의 문제를 해결하기 위해 신재생에너지발전원의 수용률이 증가함에 따라 배터리의 활용도와 규모가 커지고 있다. 특히 일반적으로 사용되는 리튬 이온 배터리는 충전방전이 가능한 이차전지로 높은 에너지 밀도와 장기사용이 가능하여 다양한 분야에서 사용된다. BMS(Battery Management System)는 배터리의 효율 증대, 수명저하방지의 목적으로 배터리를 실시간으로 모니터링하고 균등 충전(Cell Balancing) 기능을 수행한다. 이에 부합하기 위해 배터리 제어 정확도 향상을 위한 내부 파라미터 추정은 필수적이다. 배터리의 SOC(State-of-charge)를 추정하기 위하여 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter), 뉴럴 네트워크 등의 다양한 알고리즘이 사용되고 있지만, 우선적으로 전기적 등가회로 모델의 정확한 설계가 이루어져야 한다 [1].

본 논문은 비선형적으로 나타나는 리튬 이온 배터리의 특성을 반영하기 위하여 전기적 등가회로 모델의 내부 파라미터 설계 시 필요한 OCV를 추정하는 기법으로 뉴럴 네트워크를 사용하였다. 비지도 학습 알고리즘인 뉴럴 네트워크를 통하여 전기적 등가회로 모델의 내부 파라미터를 정밀하게 반영함으로써, 모델의 정확도를 향상시킬 수 있다. 용량 실험 데이터를 통해서 SOC-OCV 곡선을 확인하였고, 이를 통해 충전-방전 동안 OCV를 추정해낼 수 있다는 것을 확인한다.

2. 전기적 특성 실험 및 등가회로 설계

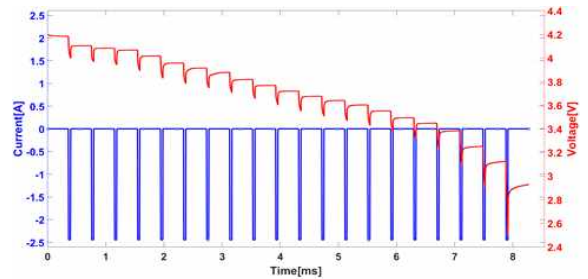


그림 1 5% 단위의 SOC 펄스 방전 실험 결과 그래프
 Fig. 1 Pulse discharge in 5% increments of SOC

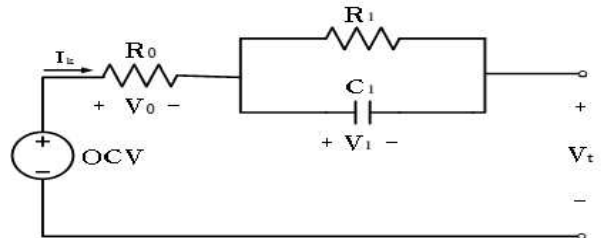


그림 2 리튬 이온 배터리의 전기적 등가회로 모델
 Fig. 2 Equivalent Circuit Model of Lithium-ion Battery

OCV 배터리 실험은 리튬 이온 배터리(2500 mAh) 완충 후 일정한 간격(1 C-rate)으로 방전하였을 때 배터리 출력 전압값을 확인하는 실험이며, SOC 5% 구간 별 터미널 전압을 확인한다. 해당 구간의 OCV를 정확하게 알기 위해 방전 후 충분한 회복 구간을 주어 배터리 특성이 정상상태에 도달하도록 하였다. 그림 1은 5% 단위의 SOC 펄스 방전 실험 결과의 전압과 전류를 보여주며 이를 이용해 배터리의 내부 파라미터를 구할 수 있다. 그림 2는 리튬이온 배터리의 전기적 등가회로 모델을 나타낸다. 내부 저항은 RC 회로에 나타나있는 분극 저항(Polarization Resistance)과 전압 강하로 나타나는 직렬 저항(Ohmic Resistance)로 나타낸다. 그림 3은 앞서 언급한 배터리 전기적 모델에 통해 OCV 실험 데이터의 결과를 두 점 사이를 직선으로 이어 값을 추정하는 선형 보간법을 이용해 SOC-OCV 곡선으로 나타낸 것이다.

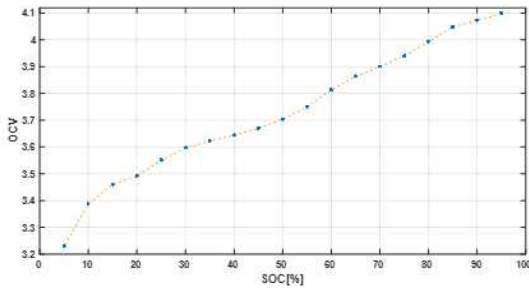


그림 3 선형보간법을 통한 SOC-OCV 곡선
Fig. 3 SOC-OCV Curve Using Linear Interpolation

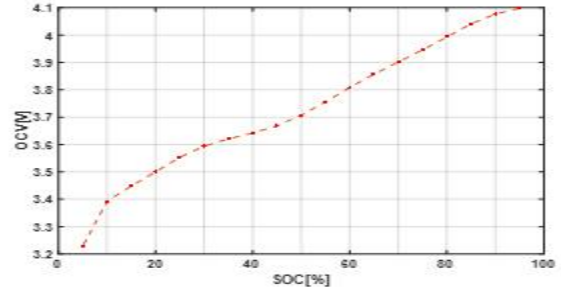


그림 5 뉴럴 네트워크로 추정된 SOC-OCV 곡선
Fig. 5 SOC-OCV Curve Estimated by Neural Network

리튬 이온 배터리의 출력 전압은 전류가 인가되지 않았을 때의 전압(OCV)에서 내부 저항에 의한 전압 강하로 결정되며 이를 식 1에 나타내었다.

$$V_t = OCV_{(soc)k} + I_k \cdot R_0 + I_{R_{ik}} \cdot R_1 \quad (1)$$

전기적 등가회로 모델의 정확도 향상을 위하여 정확한 내부 저항과 OCV의 반영은 필수적이다. 전기적 특성 실험으로부터 각 SOC에 따른 내부 파라미터 추정은 장시간의 실험과 측정되지 않은 영역의 내부 파라미터를 선형보간법으로 등가회로 모델에 반영해야 하는 단점이 있다. 반면에, 뉴럴 네트워크를 통해 측정된 단자 전압 및 전류로부터 OCV를 각 샘플링마다 추정함으로써 정확한 전기적 등가회로 모델의 설계가 가능하다.

3. ANN 기반 OCV 추정

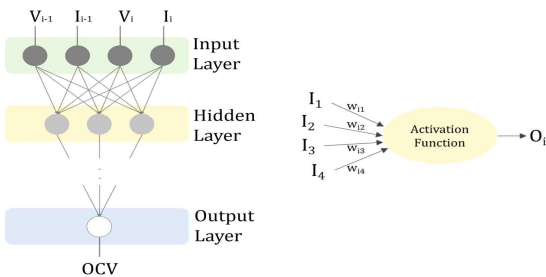


그림 4 뉴럴 네트워크의 기본 모델
Fig. 4 Basic Model of Neural Network

뉴럴 네트워크는 사람 또는 동물 두뇌의 신경망에서 착안하여 구현된 알고리즘으로 한 개의 입력층과 출력층 사이에 다수의 은닉층(Hidden Layer)이 있는 다층 퍼셉트론 기반으로 한다. 일반적으로 뉴럴 네트워크는 분류와 회귀 두 가지로 이용할 수 있다. 그림 4는 뉴럴 네트워크의 기본 모델에 대해 설명하고 있다. 각 층에서 노드는 입력에 가중치(w)와 편향(b)을 주어 출력에 영향을 조절하고 활성화 함수로 입력 총합으로 출력을 추정한다. 활성화 함수로는 Sigmoid, Step, ReLU(Rectified Linear Unit)와 같은 비선형 함수가 사용된다. 활성화 함수로 Sigmoid 함수의 문제점이었던 VGP(Vanishing Gradient Problem)을 해결한 ReLU 함수를 사용하는 추세이다 [2]. 학습 과정 중 가중치의 조절은 오차역전파법(Back Propagation)을 이용하여 최적의 가중치를 조절한다.

연속적인 수치를 예측하는 회귀 모델을 기반으로 OCV 실험 데이터를 학습한다. 은닉층 안에서 식 2와 같이 입력값과 가중치의 합을 활성화 함수 ReLU를 통해 결과를 얻는다. ReLU 함수는 x_i 가 음수면 0을 반환하고 양수면 x_i 를 그대로 반환하는 비선형 함수이다. 이 은닉층을 반복하여 학습을 한다. 예측값이 실제 실험 데이터 값과 오차가 발생하면 식 3과 같이 오차 역전파 방법을 이용해 가중치 조절을 하여 전압기반의 학습을 진행하였다.

$$S_i = \sum_i w_i X_i + b \quad (2)$$

$$w_i \leftarrow w_j + \eta \left(-\frac{\sigma E(w)}{\sigma w} \right) \quad (3)$$

이와 같이 학습된 모델을 이용하여 용량 실험(만충-만방) 실험 데이터의 전압, 전류를 입력으로 그림 5와 같이 SOC-OCV 곡선을 확인했다. 이를 통해 충·방전 동안 OCV를 추정해낼 수 있다는 것을 확인할 수 있었다.

4. 결론

본 연구에서는 뉴럴 네트워크를 이용해 OCV의 추정하는 방법을 제안하고 분석하였다. 뉴럴 네트워크 기반의 OCV 추정은 OCV 실험 데이터를 통해 학습하였고, 용량 실험을 통해 검증할 수 있었다. 이를 통해 측정되지 않은 영역의 OCV 추정의 정확도 향상할 수 있었다. 학습 모델 추정 성능은 다양한 형태의 OCV 실험 데이터를 통해 학습을 진행할수록 향상되며, 다양한 배터리 종류와 상태에 대한 추정 성능 역시 향상될 것으로 기대한다.

본 연구는 산업통상자원부(MOTIE)와 한국에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다. (No. 20182410105280)

참고 문헌

- [1] S. Song, X. Zhang, C. Li, K. Wang, X. Sun, Q. Huo, T. Wei, and Y. Ma, "Equivalent circuit models and parameter identification methods for lithium-ion capacitors," *Journal of Energy Storage*, vol. 24, no. 1, pp. 1-8, May 2019.
- [2] M. M. Lau and K. H. Lim, "Investigation of activation functions in deep belief network," in *Prof. 2017 2nd International Conference on Control and Robotics Engineering (ICCRE)*, May 2017.