|  |
| --- |
| **인공신경망 기반 배터리 커패시티 예측 모델** |
| 류승형  서강대학교  Shryu@sogang.ac.kr |
| Analysis on Artificial Neural Network based Battery Capacity Prediction Model |
| Seunghyoung Ryu  Sogang University |
| **요 약**  최근 급속도로 발전하는 전기자동차, 스마트폰 등의 분야에서 배터리는 매우 중요한 위치를 차지하고 있다. 배터리는 다양한 크기의 디바이스에서 활용되는데, 이러한 상황에서 배터리의 잔존수명이 기기의 성능 및 수명에 직접적인 영향을 미친다. 따라서 배터리 잔존수명 예측은 배터리 연구분야의 중요 이슈이며, 다양한 디바이스에 적용되기 위하여 적은 수의 파라미터로 높은 정확성을 가진 예측 모델 개발이 필요하다. 본 논문에서는 배터리의 전압, 전류, 온도 측정 데이터를 바탕으로 Convolutional Neural Network (CNN) 기반의 배터리 커패시티 예측 모델을 제시한다. CNN 예측 모델은 선형 모델, FNN 모델과 비교하였고 결과적으로 적은 파라미터에서도 높은 정확성을 갖는 예측 모델을 구성할 수 있다. | | |

**1. 서 론**

최근 배터리는 산업 전 분야에 걸쳐 큰 영향을 미치고 있다. 특히 전기자동차, 스마트폰, 스마트 그리드 등의 분야에서 배터리는 매우 중요한 위치를 차지하고 있으며, 배터리의 수명이 각종 디바이스의 성능과 수명에 미치는 영향이 매우 커졌다. 따라서 배터리의 잔존 수명 예측이 중요하며, 센서류까지 사용되는 배터리의 특성상 작은 컴퓨팅 파워로도 정확한 예측이 가능한 예측 모델의 개발이 필수적이다.

배터리의 잔존 수명은 그 정의에 따라 달라지는데, 대표적으로 배터리가 시간당 방출 가능한 전류량으로 계산된 커패시티를 기준으로 잔존 수명을 정의 할 수 있다. 배터리의 충/방전이 반복될수록 배터리의 노화가 일어나 가용한 전체 커패시티는 감소하며 신규 배터리 커패시티의 80% 정도까지 사용가능한 시점을 배터리의 수명이 다한 시점, 즉 End of life로 판단한다. 배터리 사용시 커패시티의 실시간 측정이 불가능하기 때문에 전압과 같이 비교적 측정이 용이한 데이터를 바탕으로 커패시티 예측을 수행한다. 기존 커패시티 예측 연구는 크게 전기화학 기반 예측과 데이터 기반 예측 모델로 구분 할 수 있다. 전기화학 기반 예측에서는 배터리 내부 저항의 크기를 Electrochemical Impedance Spectrometry (EIS) 기법을 통해 측정한 뒤, 커패시티와 음의 선형관계를 가지는 관계를 통해 커패시티를 예측하거나 [1], 전기화학 기반의 방전시 배터리 노화 모델을 수립하여 커패시티에 직접적인 영향을 미치는 활성 리튬 이온 파라미터, 내부 저항, 확산 상수 등을 예측하고 이 결과로 변화하는 커패시티를 도출하는 연구가 있다 [2]. 데이터 기반 예측 연구에서는 충전시 전압 및 전류의 패턴 양상의 변화를 Recurrent Neural Network (RNN)으로 학습하여 커패시티 감소를 역으로 예측하거나 [3], 일반적인 Feedforward Neural Network (FNN)을 활용하여 충전 시 전압 패턴 중 변화율이 높은 구간에서 샘플링한 11개 입력 데이터를 기반으로 학습 및 End of life를 예측하여 배터리의 잔존 수명을 계산하는 연구가 있다 [4]. 본 논문에서는 다양하 신경망 구조 중 시도되지않았던 Convolutional Neural Network (CNN)을 예측 모델에 적용하여 커패시티 예측을 수행한다.

**2. 배터리 데이터 셋**

배터리 데이터 셋은 같은 규격의 배터리 4개에 대한 충/방전 데이터로, 전압, 전류, 온도, 커패시티로 구성된다. 배터리 1회 충전과 1회 방전을 묶어서 1 사이클이라 하는데, 데이터 셋은 사이클 별 커패시티와 초단위 전압, 전류, 온도 측정 데이터로 총 630 사이클의 데이터로 구성되어 있다. 그림 1~3은 배터리의 노화에 따른 전압, 전류, 온도 측정 그래프로, 각 그래프에서 청색 실선은 신규 배터리 충전시 측정되는 초단위 전압, 전류, 온도 데이터이고 적색 실선은 지속적인 충/방전으로 인해 노화된 배터리의 측정 데이터이다. 그래프를 살펴보면 측정 패턴의 전체적인 개형은 배터리의 노화와 상관없이 비슷하지만 노화가 진행됨에 따라 측정 패턴의 횡이동, 즉 시간적인 지연 현상이 나타나는 것을 확인 할 수 있다. 방전시 데이터는 충전시에 비해 패턴의 명확한 특징이 나타나지 않고 노이즈 형태로 나타나기 때문에 본 연구에서는 제외하였다.



그림 1. 배터리 노화에 따른 충전시 전압 측정 데이터



그림 2. 배터리 노화에 따른 충전시 전류 측정데이터



그림 3. 배터리 노화에 따른 충전시 온도 측정 데이터

각 데이터는 초단위로 측정되고 1사이클 충전에 걸리는 시간이 대략 2~3시간 정도이기 때문에 측정 데이터는 매우 고차원인데 비해 불필요하게 중복되는 데이터가 많다. 따라서 그래프에서 변화가 큰 구간의 구간평균을 통해 각 측정 데이터를 10차원 데이터로 변환한다. 또한 예측에 사용한 신경망의 레이어가 깊지않기 때문에 batch norm 레이어 없이 입출력 데이터의 Min-Max normalization을 통해 각 측정 데이터의 분포 범위를 [0,1]로 맞춰주었다. 트레이닝, 테스트 셋에 대한 구분은 총 630개의 데이터 중 특정 배터리에 해당하는 130 사이클 데이터를 테스트 셋으로 사용하고, 나머지 500개 데이터 중 무작위로 선택한 50개 데이터를 검증 데이터 셋으로 활용하였다.

**3. 예측 모델**

배터리 커패시티 예측 모델은 주어진 측정 데이터를 바탕으로 커패시티를 예측하는 지도 학습에 해당한다. [4]에서는 샘플링 된 11개의 전압 데이터를 바탕으로 40개의 뉴런으로 구성된 1-히든 레이어 구조의 기초적인 FNN을 학습시켜 좋은 결과를 얻었다. 배터리 커패시티 예측에서 FNN 기반 모델의 단점은 각 레이어 사이의 뉴런들이 모두 연결되어있어 상대적으로 CNN에 비해 많은 수의 파라미터가 쓰인다는 것이다. 앞서 그림 1,2,3에서 살펴본 배터리 데이터의 특성상 수개의 필터를 통해 배터리 노화에 의한 패턴의 시간적 지연을 학습 할 수 있을 것으로 보이므로, 본 논문에서는 배터리 커패시티 예측 모델에 CNN 구조를 차용하여 더 적은 수의 파라미터로 일정 수준 이상의 정확도를 제공하는 CNN 커패시티 예측 모델을 학습한다. 또한 기존 전압 단일 데이터만 사용하는 것과 달리 전류, 온도 데이터를 활용하여 예측 정확도를 향상시킨다.

시뮬레이션에 사용한 CNN 구조는 기본적으로 두번의 convolution (Conv) 레이어를 거친 후 fully connected (FC) 레이어를 갖는다. 필터 사이즈, 뉴런 개수 등의 세부 파라미터는 검증 데이터 셋을 통해 결정하였다. 비교를 위해 선형 모델, FNN을 생성하였으며 각 예측 모델에 대한 정보는 다음과 같다.

표 1. 예측 모델별 구조

|  |  |
| --- | --- |
| 예측 모델 | 세부 구조 |
| Linear | In – Out (#W=30) |
| FNN 1 | In – FC (10) – Out (#W=310) |
| FNN 2 | In – FC (40) – Out (#W=1240) |
| CNN 1 | In – Conv1 – Conv2 - Out (#W=138)  Filter : Conv1 9@1x2, Conv2 4@1x2  Stride : Conv1 1x2, Conv2 1x1 |
| CNN 2 | In-Conv1–Conv2–FC(3)–Out (#W=138)  Filter : Conv1 (9@1x2), Conv2 (4@1x2)  Stride : Conv1 1x2, Conv2 1x1 |

FC 레이어의 괄호는 해당 레이어 뉴런의 수를 말하고, #W는 모델의 웨이트 수를 나타낸다. 컨벌루션 레이어의 필터에 대한 설정은 (필터 수@필터 사이즈)로 나타냈다. Linear, FNN 모델의 경우 입력 데이터는 30차원 벡터형태인데 비해 CNN의 경우 전압, 전류, 온도가 각 채널에 해당하여 1x10x3의 이미지 형태이다.

**4. 시뮬레이션 결과**

시뮬레이션에서는 텐서플로우를 통해 표 1에 따른 각 배터리 커패시티 예측 모델을 학습시켜 그 결과를 살펴보았다. Hyperparameter는 표 2와 같고 L2 loss를 사용하였다. 또한 모델의 정확성을 판단하기 위한 예측 오차는 MAPE (Mean Absolute Percentage Error)와 RMSE (Root Mean Squared Error)를 사용하였다.

표 2. Hyperparameter 설정

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Learning rate | Batch size | Epoch | Optimizer |
| 1e-3 | 50 | 500 | ADAM |

먼저 표 3은 검증 데이터 셋의 모델별 10회 평균 오차와 최저 오차이다. 첫 loss값을 바탕으로 초기값이 좋지 않은 경우 웨이트 초기화를 반복 수행하였다. 실질적으로 위의 CNN 구조는 검증 데이터 셋에 대해 다양하게 변화시켜가며 결정된 것이다. 결과를 살펴보면 [4]에서 제안한 예측모델과 유사한 FNN 2의 정확도가 가장 높다. CNN 모델의 경우 두개의 conv 레이어만 사용하는 CNN1 모델의 정확도가 높게 나타났으며, FNN 모델 보다 성능이 약간 떨어지지만 일반 선형 모델에 비해 좋은 결과를 보이는 것을 확인 할 수 있다.

표 3. Validation 셋의 모델별 평균 및 최소 오차

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Error | | Linear | FNN 1 | FNN 2 | CNN 1 | CNN 2 |
| MAPE  (%) | Avg | 4.2 | 1.9 | 1.4 | 2.4 | 3.2 |
| Min | 1.7 | 1.5 | 0.9 | 1.9 | 1.6 |
| RMSE  (1e-2) | Avg | 8.4 | 5.2 | 4.8 | 5.7 | 7.2 |
| Min | 4.7 | 4.3 | 3.6 | 4.4 | 3.5 |

다음은 실제 130 사이클의 테스트 셋에 대한 모델별 평균 및 최소 오차 결과이다. 각 모델별 결과를 비교해 보았을 때 전체적으로 검증 데이터의 결과와 비슷한 양상을 띄는 것을 확인 할 수 있다. 테스트 셋의 오차율이 검증 데이터 셋에 비해 높은데, 이는 테스트 셋에 해당하는 4번 배터리의 데이터가 다른 3개 배터리와 동일 규격이지만 데이터를 살펴보았을 때 약간 상이한 패턴을 갖기 때문인 것으로 보인다.

표 4. Test 셋의 모델별 평균 및 최소 오차

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Error | | Linear | FNN 1 | FNN 2 | CNN 1 | CNN 2 |
| MAPE  (%) | Avg | 5.2 | 4.5 | 3.6 | 4.9 | 5.6 |
| Min | 3.4 | 1.2 | 1.7 | 1.7 | 1.2 |
| RMSE  (1e-2) | Avg | 9.2 | 7.7 | 6.2 | 8.6 | 9.9 |
| Min | 6.1 | 2.3 | 3.6 | 3.2 | 2.9 |

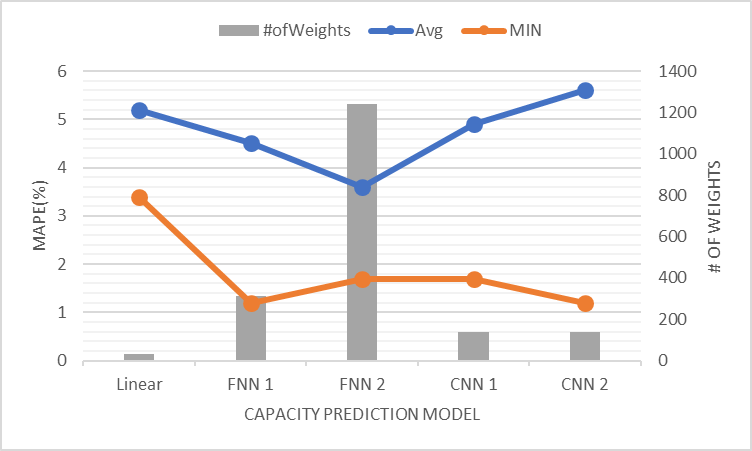


그림 4. 예측 오차와 모델 파라미터 비교 (MAPE)

그림 4는 각 모델의 테스트 셋에 대한 평균 및 최소 오차와 모델 복잡도를 의미하는 웨이트의 수를 함께 나타낸 그래프이다. FNN 2 경우 가장 낮은 평균 오차를 보이는데 이는 상대적으로 다른 모델에 비해 웨이트의 수가 현저히 높기 때문에 나타나는 결과로 보인다. 반면에 CNN 구조는 FNN 모델보다 1/2배 이상 적은 웨이트를 사용하지만 예측 오차가 2~3배 이상 커지지 않는 것을 볼 수 있다. 비교를 위해 사용한 선형 모델의 경우 웨이트 수가 굉장히 낮음에도 불구하고 평균 오차가 CNN과 비슷한 수준이나, 최저 오차가 상대적으로 작기 때문에, CNN을 잘 학습시킨다면 FNN과 선형모델을 대체하여 사용될 수 있을 것이다.

**5. 결론**

본 논문에서는 배터리의 전압, 전류, 온도 측정 데이터를 활용하여 CNN 기반의 배터리 커패시티 예측 모델을 제안하고 선형 모델 및 FNN 모델과의 성능을 비교하였다. CNN의 필터를 통해 측정된 데이터들의 시간적 특징을 추출하여 예측에 활용하고, FNN에 비해 적은 파라미터로 효율적인 예측을 수행 할 수 있었다.

**참고문헌**

[1] Goebel, Kai, et al. "Prognostics in battery health management." IEEE instrumentation & measurement magazine 11.4 (2008).

[2] Daigle, Matthew, and Chetan S. Kulkarni. "End-of-discharge and End-of-life Prediction in Lithium-ion Batteries with Electrochemistry-based Aging Models." (2016).

[3] You, Gae-Won, Sangdo Park, and Dukjin Oh. "Diagnosis of electric vehicle batteries using recurrent neural networks." IEEE Transactions on Industrial Electronics 64.6 (2017): 4885-4893.

[4] Wu, Ji, Chenbin Zhang, and Zonghai Chen. "An online method for lithium-ion battery remaining useful life estimation using importance sampling and neural networks." Applied Energy 173 (2016): 134-140.