

# TCN 기반 전기차 배터리 SoC 예측 연구

천유림, 임완수\*

성균관대학교

20211141@skku.edu, \*wansu.lim@skku.edu

## State of Charge Prediction for EV Batteries Using a Temporal Convolutional Network

Cheon Yurim, Lim Wansu\*

Sungkyunkwan University

### 요약

본 논문은 전기차 배터리의 충전상태(State of Charge, SoC) 예측 정확도를 향상시키기 위해 TCN(Temporal Convolutional Network) 기반 SoC 예측 모델을 제안하였다. 제안 모델은 전압, 전류, 온도 다변량 시계열을 입력으로 받아 causal dilated convolution을 통해 미래 정보 누수 없이 장기 의존성을 학습하며 SoC를 예측하도록 설계하였다. 모델 학습 및 평가는 MIT의 배터리 데이터셋을 활용하였고, 사이클별로 길이가 상이한 시계열은 linear interpolation resampling을 통해 길이 256의 고정 시퀀스로 변환하였다. 실험 결과, 제안 모델은 테스트셋에서 MAE 0.008, RMSE 0.014의 성능을 나타내어 SoC 예측에 대한 유효성을 확인하였다.

### I. 서론

전기차 배터리의 SoC(State of Charge) 예측은 주행 가능 거리 추정, 에너지 관리, 그리고 과충전/파방전 방지와 같은 안전 제어를 위해 필수적인 기술이다[1]. 기존에는 등가회로모델(ECM)과 칼만 필터 기반 기법(EKF, UKF 등)이 주로 사용되어 왔으며, 최근에는 시계열 데이터의 장기 의존성을 학습할 수 있는 RNN, LSTM 등 순환 신경망 기반의 딥러닝 구조가 SoC 예측 문제에 적용되고 있다[2-4]. 그러나 이러한 접근은 장기 의존성 학습 과정에서 학습 안정성과 병렬화(연산 효율) 측면에서 제약이 존재할 수 있어, 긴 시계열 정보를 효율적으로 반영하면서도 계산 효율이 높은 모델 구조가 요구된다[5].

본 연구는 이러한 요구를 바탕으로 TCN 기반 전기차 배터리 SoC 예측 모델을 제안한다. TCN은 causal convolution과 dilated convolution을 통해 미래 정보 누수 없이 긴 수용 영역을 확보하여 장기 의존성을 효과적으로 학습하며, 순환 구조 없이도 병렬 연산이 가능해 학습 및 추론 효율 측면에서 장점이 있다. 제안 모델은 전압, 전류, 온도와 같은 다변량 시계열을 입력으로 받아 다중 시간 스케일의 배터리 동특성을 학습하고 SoC를 회귀 방식으로 예측한다.

### II. 본론

#### 2.1 데이터셋

본 연구에서는 전기차 배터리 SoC 예측 모델의 성능을 검증하기 위해 MIT에서 제공하는 배터리 데이터셋을 활용하였다. 사용된 데이터는 US06 - FUDS 주행 사이클 기반의 동적 부하 프로파일로 구성되어 있으며, 서로 다른 온도 조건에서 측정된 다변량 시계열을 포함한다. 데이터는 온도별로 구분된 여러 실험 세트로 제공되며 각 세트는 동일한 프로파일 하에서 수집된 반복 측정 결과를 포함한다.

각 실험 세트에는 시간에 따른 전압, 전류, 온도 정보가 포함되어 있으며,

추가적으로 누적 충전량  $Q_c$  및 누적 방전량  $Q_d$ 과 같은 용량 관련 변수도 제공된다. 이러한 다변량 시계열은 동적 부하 조건에서의 배터리 응답 특성을 포괄적으로 반영하므로, SoC 예측 모델의 학습 및 성능 평가에 활용하기에 적합하다.

#### 2.2 전처리

MIT 배터리 데이터셋은 실험 과정에서 수집된 raw 시계열로 구성되어 있어, 사이클마다 샘플 수가 다르며 시간축 길이가 일정하지 않다. 따라서 본 연구에서는 시계열 입력을 딥러닝 모델에 적용하기 위해 각 사이클을 동일한 길이의 고정 시퀀스로 변환하는 linear interpolation resampling을 수행하였다. 구체적으로, 각 사이클의 원 시계열을 시간축 기준으로 균일한 간격의 목표 그리드에 재정의한 뒤, 인접한 두 샘플 사이 값은 선형 함수로 근사하여 목표 지점의 값을 계산하였다. 이 과정은 불규칙하거나 서로 다른 길이의 시계열을 동일한 길이로 정규화하면서도 전체적인 추세와 연속성을 보존하는 장점이 있다.

본 연구에서는 전압, 전류, 온도 및 SoC를 대상으로 모든 시계열을 길이 256의 시퀀스로 변환하였다. 또한 데이터 셋은 train, validation, test를 70:15:15 비율로 분할하여 제안한 TCN 기반 SoC 예측 모델의 성능을 안정적으로 비교·검증할 수 있도록 한다.

#### 2.3 모델 구조

본 연구에서는 전기차 배터리 SoC를 시계열 회귀 문제로 정의하고, TCN 기반 예측 모델을 설계하였다. 제안 모델은 여러 개의 Temporal Block을 직렬로 쌓은 형태로 구성된다. 각 블록은 동일한 dilation을 갖는 1D convolution 층 2개로 이루어지며, 각 convolution 뒤에 Layer Normalization, ReLU, Dropout을 적용하였다. 또한 residual connection을 적용하여 학습 안정성을 높였다.

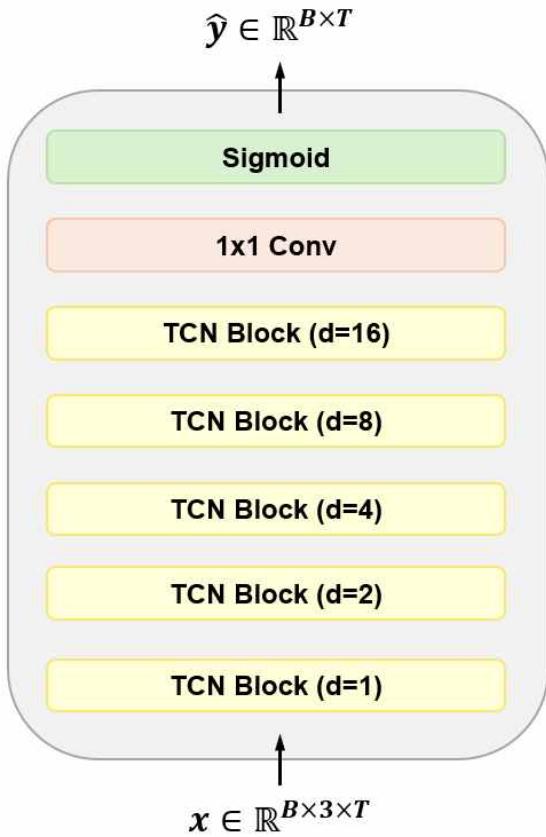


그림 1. 제안한 모델 구조

TCN의 핵심은 causal dilated convolution이다. 본 모델은 커널 크기  $k = 3$ 을 사용하며, 블록마다 dilation을 1, 2, 4, 8, 16으로 증가시켜 수용 영역을 확장하였다. 이를 통해 비교적 얕은 깊이에서도 장기 의존성을 효율적으로 학습할 수 있다. 또한 padding으로 인해 발생할 수 있는 미래 정보 누수를 방지하기 위해, convolution 출력의 끝부분을 제거하는 chomp 연산을 적용하여 인과성을 보장하였다. 라벨이 [0, 1] 범위이므로 최종 출력에는 sigmoid 함수를 적용하였다. 결과적으로 제안 모델은 순환 구조 없이도 병렬 연산이 가능하며, dilation을 통해 장·단기 패턴을 동시에 반영하는 SoC 예측 모델을 구현한다.

#### 2.4 실험 결과

본 연구에서는 예측 성능 평가를 위해 MAE(Mean Absolute Error)와 RMSE(Root Mean Squared Error)를 사용하였다. 표 1은 제안한 TCN 기반 SoC 예측 모델의 테스트셋 전체 성능을 나타내며, 테스트셋에 대해 MAE는 0.008, RMSE는 0.014로 측정되었다. 표 2는 테스트셋 중 특정 배치 - 셀 - 사이클에 대한 시점별 예측 결과를 정량적으로 분석한 것이다. 전반적으로 제안 모델은 개별 사이클 수준에서도 낮은 오차 범위에서 SoC를 안정적으로 예측하는 경향을 보였으며, 사이클별로 오차 규모의 차이는 존재하나 전체 테스트 성능과 일관된 수준의 예측 결과를 확인하였다.

	MAE	RMSE
Test	0.008	0.014

표 1. 제안한 TCN 모델의 MAE, RMSE 성능

Batch-Cell-Cycle	MAE	RMSE
0-6-100	0.008	0.013
1-16-100	0.011	0.017
1-25-100	0.012	0.02
2-14-100	0.004	0.006

표 2. 특정 배치, 셀, 사이클의 MAE, RMSE 성능

### III. 결론

본 논문은 전기차 배터리 SoC 예측의 정확도 향상을 위해 TCN 기반 SoC 예측 모델을 제안하였다. 제안 모델은 causal dilated convolution을 적용하여 미래 정보 누수 없이 장기 의존성을 학습할 수 있도록 설계하였으며, dilation을 단계적으로 확장함으로써 비교적 얕은 구조에서도 다양한 시간 스케일의 배터리 동특성을 효과적으로 반영하였다. MIT 배터리 데이터셋을 활용한 실험 결과, 제안 모델은 테스트셋에서 MAE 0.008, RMSE 0.014의 성능을 나타냈으며, 특정 배치 - 셀 - 사이클 단위의 추가 분석을 통해 개별 시계열 수준에서도 안정적인 예측 성능을 확인하였다. 향후 연구에서는 온도 조건 및 배터리 상태 변화에 대한 일반화 성능을 강화하고, 실시간 적용을 위한 모델 경량화 및 최적화를 통해 실제 BMS 환경에서의 활용 가능성을 확장할 예정이다.

### ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 2023년도 산업통상자원부의 재원으로 한국에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다. (RS-2023-00266248) 이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구입니다(RS-2024-00349885). 이 논문은 과학기술정보통신부가 지원한 ‘2025년도 주문연구기업 성장사업’에 포함된 글로벌 기업 도약 사업으로 지원을 받아 수행된 연구 결과입니다. [RS-2025-25459504]

### 참고 문헌

- [1] A. C. Caliwag and W. Lim, "Hybrid VARMA and LSTM Method for Lithium-ion Battery State-of-Charge and Output Voltage Forecasting in Electric Motorcycle Applications," IEEE Access, vol. 7, pp. 59680–59689, Apr. 2019.
- [2] S. Shin and W. Lim, "CRANet-Based Blind Recognition of Channel Coding," The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences, vol. 50, no. 4, pp. 578 - 586, Apr. 2025.
- [3] Y. Cheon, Y. Yoon, Y. Byeon, and W. Lim, "State of Health Prediction for EV Batteries Using a Trend-Seasonal Decomposed Transformer," in Proc. Korea Artificial Intelligence Conference, Jeju, South Korea, Sep. 2025.
- [4] J. Park and W. Lim, "LSTM-Based SOC Estimation for Hybrid Energy Pack Combining Li-ion Battery and Supercapacitor," Transactions of the Korean Society of Automotive Engineers, vol. 32, no. 8, pp. 681 - 688, Aug. 2024.
- [5] Y. Yoon, S. Shin, Y. Byeon, Y. Cheon, X. Guo, and W. Lim, "SoC Estimation for Hybrid Energy Pack," in Proc. 2025 IEEE/IEIE Int. Conf. on Consumer Electronics-Asia (ICCE-Asia), Busan, South Korea, Oct. 2025.

