

산업단지 마이크로그리드 시스템에서 LSTM을 활용한 단기 부하 예측

김재현, 배명권, 문혜정, 김춘성*

*녹색에너지연구원

e-mail:jaeheon3658@gei.re.kr

LSTM-Based Short-Term Load Forecasting in Industrial Complex Microgrid Systems

Jae-Heon Kim, Myeong-Gwon Bae, Moon-Hye Jeong, Chun-Sung Kim*

*Green Energy Institute

요약

본 연구는 산업단지 마이크로그리드의 단기 부하 예측을 위해 LSTM(Long Short-Term Memory) 기반 딥러닝 모델을 설계하였다. 2024년 1월부터 12월까지 수집된 부하 및 태양광 발전 데이터를 전처리·정규화하여 학습에 활용하였으며, 15분 간격 데이터를 기반으로 24시간의 시계열 윈도우를 구성하였다. 학습 결과, 검증 데이터에서 RMSE 0.0668, MAE 0.0464를 기록하였고, 실제 부하 패턴과 예측 부하 패턴이 유사한 추세를 보여 안정적인 예측 성능을 확인하였다. 본 연구의 결과는 추후 마이크로그리드 운영 효율화에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

1. 서론

[표 1] 학습용 데이터 구성

Type	Data type	Unit	Sampling Interval
Time	date	—	15min
Grid to Load	float	kW	15min
PV generation	float	kW	15min

최근 기후 변화 대응과 에너지 전환 정책에 따라 재생에너지의 보급이 급격히 확대되고 있고, 재생에너지의 간헐성 문제로 인하여 안정적으로 전력망을 운영하기 위해서는 부하 예측과 전력망의 효율적인 제어가 필수적인 상황이다[1,2].

본 연구에서는 산업단지 마이크로그리드 시스템에서 수집된 데이터를 활용하여 LSTM 기반의 단기 부하 예측모델을 설계하고, 이를 통해 산업단지 마이크로그리드의 운영 효율화를 지원하고자 한다.

2. 본론

2.1 데이터셋 구성

본 연구에서는 산업단지용 마이크로그리드 시스템의 단기 부하를 예측하기 위해 실증단지의 2024년 1월 ~ 2024년 12월까지의 데이터 35,106건을 수집하였으며, 해당 연구에 사용된 데이터는 시간별 PV 발전량, 계통에서 공장의 부하로 가는 데이터를 사용하였다.

2.2 데이터 전처리

raw data는 서버 오류, 센서 오류 등의 문제로 특정 시간 값의 데이터가 누락 되어있었고, 누락 구간이 짧은 경우에는 보간법을 사용하여 결측치를 채워주었고, 장기간의 결측이 확인된 경우에는 해당 구간을 제외했으며, 또한 12월 27~31일까지의 데이터는 검증데이터로 활용하기 위해 학습에서는 제외했다.

또한 해당 연구에서 사용할 LSTM과 같은 모델은 입력값의 편차가 크면 모델의 정확도가 떨어지기 때문에 Min-Max Sclaer을 통해 모든 데이터를 0~1 사이의 값으로 변환시켰으며, 데이터의 한 포인트의 값이 아닌 연속된 시계열 데이터의 분석을 위해 sliding window 기법을 적용하여 24시간, 총 96개의 데이터를 한 묶음으로 시계열 윈도우를 생성하였다.

2.3 학습 모델 구조

연구에는 기존 순환 신경망에서 장기 의존성 문제를 극복하기 위해 개발된 LSTM을 사용하였으며, 해당 모델은 시계열 데이터를 보다 효과적으로 학습할 수 있다[3].

설계한 모델의 구조는 2개의 LSTM 층과 1개의 dropout 층 (0.2), 1개의 출력 계층(dense)으로 이루어져 있으며, 총 학습 파라미터 수는 50,241개의 학습 파라미터로 이루어져 있다. [그림 1]은 설계한 LSTM 모델의 계층 구조와 파라미터의 수를 보여준다.

Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm (LSTM)	(None, 96, 64)	17,152
dropout (Dropout)	(None, 96, 64)	0
lstm_1 (LSTM)	(None, 64)	33,024
dense (Dense)	(None, 1)	65

[그림 1] 모델의 구조

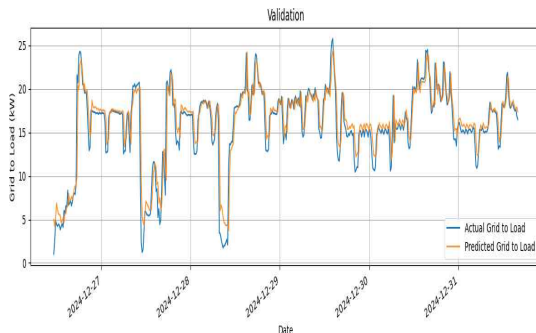
모델을 설계할 때 주요 학습 파라미터는 [표 2]와 같다. Optimizer은 Adam, 학습률은 0.001, Batch Size는 128, 손실 함수는 MSE(Mean Squared Error), epoch는 30회 수행하였으며 과적합을 방지하고 학습 시간을 단축하고자 Early Stopping 을 사용하였다.

[표 2] 주요 학습 파라미터

Parameter	Value
Optimizer	Adam
Learning Rate	0.001
Epoch	30(Early Stopping 적용)
Batch size	128
Loss Function	MSE

2.4 학습 결과 및 검증

학습 결과 Early Stopping을 통해 총 22회의 학습을 진행하였으며, 학습 결과는 훈련데이터에서 RMSE는 0.0629, MAE는 0.0429였으며, 검증데이터에서는 RMSE는 0.0668, MAE는 0.0464였다. 모델이 안정적이고 정확한 예측값을 도출해 냈으며, [그림2]는 12월 27일~31일 사이의 실제값과 학습을 통해 예측한 예측값을 보여준다.



[그림 2] 실제값과 예측값의 비교 그래프

3. 결론

본 연구에서는 산업단지 마이크로그리드 시스템에서 단기 부하를 예측하기 위해 LSTM 기반의 딥러닝 모델을 설계하고 학습하였다. 2024년 1월 1일부터 2024년 12월 31일까지 측정한 실제 부하 데이터와 태양광 발전 데이터를 활용하여 학습을 진행하였다.

검증 결과, 제안한 모델은 RMSE 0.0668, MAE 0.0464 수준의 성능을 보였으며, 예측 결과 실제 부하 패턴과 유사하게 예측을 진행하였다.

본 연구의 결과는 산업단지와 같은 마이크로그리드에서 단기 부하 예측을 위한 효과적인 방안을 제시하며, 향후 마이크로그리드 운영 최적화, 에너지 관리 시스템(EMS) 고도화 등에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

사 사

이 논문은 2025년도 정부(기후에너지환경부)의 재원으로 한국에너지기술평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (RS-2025-02318111, 다양한 제조설비 부하 유형에 능동적으로 대응 가능한 표준형 DR 운영 플랫폼 개발 및 전력망 연동 실증)

참고문헌

- [1] 최종석, 신용태, "매장 에너지 절감을 위한 LSTM 기반의 전력부하 예측 시스템 설계," 한국정보통신기술학회 논문지, vol. 14, no. 4, pp. 307-313, 2021.
- [2] 이선민, 선영규, 이지영, 이동구, 조은일, 박대현, 김용범, 심이삭, 김진영, "LSTM과 GRU 딥러닝 IoT 파워미터 기반의 단기 전력사용량 예측," 한국인터넷방송통신학회 논문지, vol. 19, no. 5, pp. 79-85, 2019.
- [3] 엄호용, 백승묵, "중기 전력수요 예측을 위한 LSTM 최적 모델 선정," 전기학회논문지, vol. 71, no. 11, pp. 1658-1665, 2022.