

장단기 메모리와 다층 퍼셉트론 기반 딥러닝 열수요 예측 모델 개발

이호영, 조철, 김용중, 모창연*

한국폴리텍대학, 안산도시개발, 한국폴리텍대학, *강원대학교

hoyoung.yi@gmail.com, as010077@asudi.co.kr, kyl11111@kopo.ac.kr, cymoh100@kangwon.ac.kr

Development of Heat Demand Forecasting Model based on LSTM and Multi-Layer Perceptron

Lee Hoyoung, Jo Cherl, Kim YongJoong, Mo Changyeun

Korea Polytechnics, Asan Urban Development Inc., Korea Polytechnics, Kangwon National University

요약

에너지 시장의 불확실성 증대와 탄소중립 실천을 위한 에너지 효율화가 가속화됨에 따라, 지역난방 및 열공급 시스템에서의 정밀한 수요 예측은 운영 경제성 확보를 위한 핵심 과제가 되었다. 기존의 선형 회귀나 전통적 통계 방식은 복잡한 기상 변화와 비선형적인 사용자 소비 패턴을 완벽히 반영하는 데 한계가 있다. 이에 본 연구는 딥러닝 알고리즘을 활용하여 외부 기온, 습도, 풍량 등 기상 변수와 과거 열 사용량 데이터를 통합 분석하는 "익일 열 사용량 예측 모델"을 제안한다. 연구 결과, 제안된 모델의 예측 결정계수(R^2 of Validation)은 0.991이고 예측 평균 제곱근 오차(RMSE of Validation)는 154.3 GCal/Day로 유의미한 성과를 보여주고 있다. 특히 기온 변화가 급격한 환절기에도 높은 예측 신뢰도를 보였다. 이러한 정밀한 예측은 열원 설비의 최적 가동 계획 수립을 가능하게 하여 에너지 생산 단가를 절감할 뿐만 아니라, 불필요한 열 손실을 방지함으로써 온실가스 감축이라는 환경적 가치를 창출한다. 본 연구는 향후 데이터 기반의 지능형 에너지 관리 시스템(i-EMS) 구축을 위한 기술적 근거를 제시하며, 에너지 공급 최적화 모델의 표준화에 기여할 것으로 기대된다.

I. 서론

전 세계적인 탄소중립(Net-Zero) 기조 아래, 재생 에너지로의 전환과 동시에 에너지 소비의 효율화는 중요한 문제가 되었다. 특히 지역난방 시스템은 대규모 열원 설비를 통해 주거 및 산업 시설에 열에너지를 공급하는 핵심 인프라로서, 열수요를 정확히 예측하여 공급 과정에서 에너지 손실을 최소화하는 것이 경제적·환경적 측면에서 매우 중요하다. 하지만 2025년 현재, 기후변화로 인한 이상 기상 현상이 빈번해지면서 기존의 과거 경험치나 단순 통계에 의존한 열수요 예측은 오차 범위가 커지고 있으며, 이는 열생산 설비의 비효율적 가동 혹은 백업 전원으로서 화석연료의 과다 소모로 이어지고 있다[1][2][3].

전통적인 열수요 예측 모델은 주로 선형 회귀(Linear Regression)나 단순 시계열 분석법(ARIMA 등)의 통계적인 방법을 사용해 왔다. 이러한 방식은 기온과 수요 사이의 기본적인 상관관계는 포착할 수 있으나, 습도, 풍속 등 다변량 기상 요인의 복합적인 영향과 사용자들의 비선형적인 소비 패턴 변화를 실시간으로 반영하는 데 한계가 있다. 최근에는 이를 극복하기 위해 머신러닝 기술이 도입되고 있으나, 데이터 전처리 단계에서의 노이즈 제거와 급격한 기온 변화 상황에서의 견고함 확보가 여전히 중요한 연구 과제로 남아 있다[4].

본 연구는 이러한 한계를 극복하기 위해 인공지능(AI) 기반의 고도화된 익일 열 수요 예측 모델을 개발하였다. 본 모델은 다른 딥러닝 알고리즘과 달리 시계열 데이터에 특화된 Long Short-Term Memory 모델과 정적인 데이터에 특화된 다층 Fully-Connected Layer로 구성된 모델의 특징들을 융합하여 다각적인 기상 변수와 과거 시계열 데이터를 심층

학습할 수 있도록 설계하였다. 본 논문의 주된 기여는 첫째, 다양한 환경 변수를 통합하여 예측 정확도를 극대화한 모델 구조를 제시하고, 둘째, 실제 운영 데이터를 바탕으로 한 시뮬레이션을 통해 경제적 절감 효과를 수치적으로 입증하는 데 있다. 이를 통해 열공급 업체는 데이터 기반의 스마트 운영 체계를 구축하고, 탄소 배출 저감이라는 사회적 가치를 실현할 수 있는 기술적 토대를 마련하고자 한다.

II. 본론

열수요 예측에 사용할 데이터는 경기도의 특정 지역난방 사업장의 2019.1~2025.8까지 열공급 실적, 공급 지역의 열부하, 해당 기간의 계절적, 요일별, 지역적 특성 그리고 기상청 데이터(기온, 습도, 풍속 등)를 사용 하였다.

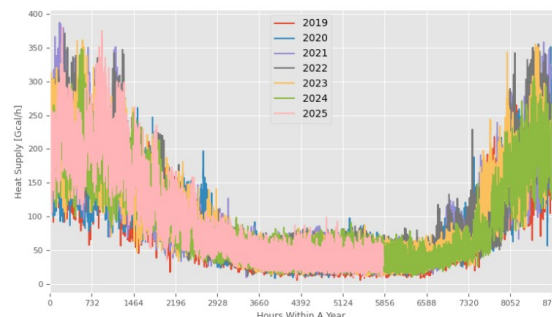


그림 1. 2019.1부터 2025.8까지의 시간 당 열공급량(Gcal/h)

위와 같이 시계열 특성을 갖는 데이터와 정적인 특성을 갖는 데이터가 동시에 입력으로 수용하기 위해서 딥러닝 모델의 설계는 LSTM (Long Short-Term Memory)와 MLP (MultiLayer Perceptron)의 합성으로 구성하였다. 입력 데이터는 기준 시점의 과거 365일동안의 시계열 데이터 (열공급량, 기온, 습도, 풍속 등)와 계절, 요일, 그리고 휴일 정보등의 정적인 데이터로 구성되었으며, 출력 데이터는 기준 시점의 미래 24시간 동안의 열공급 데이터(GCal/h)의 합산과 계절, 요일, 휴일정보등으로 구성하였다.

이 모델은 두 개의 스테이지로 구성된다; 첫 번째는 LSTM을 통하여 열공급량, 기온, 습도, 풍속등을 예측하고 두 번째는 이들 예측치와 예측 기간동안의 계절, 요일, 휴일 정보들을 입력으로 하는 다층 Fully-Connected Layer들을 통하여 최종적인 열 수요를 예측하도록 설계하였다(표 1).

표 1. LSTM과 MLP가 혼합된 익일 열 수요량 예측 모델의 개요

Layer (type)	Output Shape	Param #	Connected to
input_lstm (InputLayer)	[(None, 8760, 43)]	0	[]
lstm_0 (LSTM)	(None, 8760, 64)	27648	[input_lstm[0][0]]
bn_0 (BatchNormalization)	(None, 8760, 64)	256	[lstm_0[0][0]]
lstm_1 (LSTM)	(None, 32)	12416	[bn_0[0][0]]
input_dense (InputLayer)	[(None, 72)]	0	[]
concatenate (Concatenate)	(None, 104)	0	[lstm_1[0][0], input_dense[0][0]]
dense (Dense)	(None, 128)	13440	[concatenate[0][0]]
batch_normalization (BatchNormalization)	(None, 128)	512	[dense[0][0]]
dropout (Dropout)	(None, 128)	0	[batch_normalization[0][0]]
dense_1 (Dense)	(None, 64)	8256	[dropout[0][0]]
batch_normalization_1 (BatchNormalization)	(None, 64)	256	[dense_1[0][0]]
dropout_1 (Dropout)	(None, 64)	0	[batch_normalization_1[0][0]]
dense_2 (Dense)	(None, 32)	2080	[dropout_1[0][0]]
batch_normalization_2 (BatchNormalization)	(None, 32)	128	[dense_2[0][0]]
dropout_2 (Dropout)	(None, 32)	0	[batch_normalization_2[0][0]]
dense_3 (Dense)	(None, 16)	528	[dropout_2[0][0]]
dropout_3 (Dropout)	(None, 16)	0	[dense_3[0][0]]
output (Dense)	(None, 1)	17	[dropout_3[0][0]]

본 연구의 모델 학습 및 실험 환경은 다음과 같이 구성되었다. 시스템 환경은 Ubuntu 22.04 LTS 운영체제에서 Python 3.10 및 TensorFlow 2.14 프레임워크를 기반으로 구축하였다. 하드웨어 사양은 AMD Ryzen 5600 (6-Core) CPU와 98GB RAM을 탑재하였으며, NVIDIA GeForce RTX 3060 (VRAM 12GB) GPU를 활용하여 연산 속도를 최적화하였다.

실험에 사용된 데이터셋은 일일 열 사용량의 구간 (500~7500GCal)을 500GCal 단위로 구분하여, 각 구간별 7:3의 비율로 무작위 분할(Random Split)하여 학습 데이터 3,858개와 테스트 데이터 1,660개로 구성하였다.

최종 구축된 인공지능 모델은 총 65,537개의 매개변수 (학습 가능 파라미터 64,961개, 비학습 파라미터 576개)를 포함한다. 모델 학습을 위한 주요 하이퍼파라미터는 배치 크기 (Batch Size) 32, 학습 횟수(Epochs) 10,000회, 그리고 학습률(Learning Rate) 0.0001로 설정하였다.

III. 결론

본 연구를 통해 개발된 예측 모델은 일일 열 사용량 예측에 성공적으로 활용될 수 있음을 확인하였다. 구체적으로, 모델은 학습 데이터셋에서 R^2 0.994, RMSE 130.6을 달성하였고, 테스트 데이터셋에서도 R^2 0.991, RMSE 154.3이라는 매우 높은 예측 정확도를 보였다. 이처럼 검증된 모델의 신뢰성 높은 예측 결과는 향후 에너지 수요 변동성에 선제적으로 대응하는데 활용되어 에너지 공급 최적화와 효율성 극대화를 위한 표준화에 기여할 것으로 기대된다.

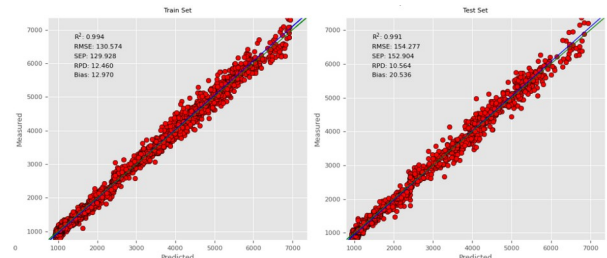


그림 2. 학습 및 테스트 데이터에 대한 모델의 성능평가

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by the Institute of Information & Communications Technology Planning & Evaluation(IITP)-Innovative Human Resource Development for Local Intellectualization program grant funded by the Korea government(MSIT)(IITP-2026-RS-2023-00260267)

참 고 문 헌

- [1] 에너지경제연구원 (KEEI), "2025년 에너지수요 전망", 2024.
- [2] 국가에너지통계종합정보시스템(KESIS), "국가 탄소중립 녹색성장 기본계획(안)", 2023.
- [3] Do, C. T., et al., "Impact of weather forecasting uncertainty on building thermal load predictions", Journal of Building Engineering, Vol. 111, 2025.
- [4] Duan, Z., et al., "Challenges in predicting the impact of climate change on thermal building performance through simulation: A systematic review", Applied Energy, Vol. 382, 2025.
- [5] Quanwei, T., et al., "MGMI: A novel deep learning model based on short-term thermal load prediction", Applied Energy, Vol. 376, Part A, 2024, 124209.
- [6] 김상만, 문채주, 임정민, 유도경., "딥러닝을 사용한 마이크로그리드 시스템 에너지 절감 최적알고리즘 설계", 한국전자통신학회 논문지, 20(05), 945-958, 2025.