

DNN 기반 실내 온도 예측모델의 다중 실증지 적용성 검증

Evaluation of the Field Applicability of a DNN-Based Indoor Temperature Prediction Model in Multiple Demonstration Sites

○성 재 호* 배 강 우** 김 태 원** 문 진 우***
Sung, Jae Ho* Bae, Kang Woo** Kim, Tae Won** Moon, Jin Woo***

Abstract

Conventional prediction models rely on data from specific environments, so their performance in new settings is uncertain. This study verifies the field applicability of an AI-based indoor temperature prediction model. A Deep Neural Network (DNN) model was developed using indoor and outdoor temperature, humidity, and HVAC operation data as input variables. The model was applied to another field site, and large errors appeared in the initial prediction stage. However, through continuous retraining, the model achieved prediction accuracy comparable to the original performance. These results show that the proposed model can rapidly adapt to environmental changes and maintain stable and generalizable performance in various building environments.

키워드 : 실내 온도, 심층신경망, 예측모델, 적용성

Keywords : Indoor Temperature, DNN, Prediction Model, Applicability

1. 연구 목적 및 방법

최근 탄소배출량에 대한 세계적 관심이 주목되는 가운데 세계 각국은 탄소배출량 저감을 위한 노력을 기울이고 있다. 특히 전 세계 탄소 배출량의 약 34%가 건물 부문에서 발생하는 것으로 보고되고 있으며, 이에 따라 건물 부문에서의 탄소 감축 필요성과 중요성이 점차 증대되고 있다. 건물 부문 전체 에너지 소비량 중 HVAC 시스템의 에너지 소비가 가장 높은 약 40%를 차지하는 것으로 나타나, 탄소배출량과 직결되는 HVAC 시스템 효율 최적화가 필요하다.

HVAC 시스템 효율 최적화를 목표로 최근 연구에서는 인공지능(AI) 기반 예측모델을 적용하여 실내 환경을 사전에 제어함으로써 실내 쾌적성을 확보하는 동시에 에너지 소비를 줄여 건물 탄소배출 저감을 시도하고 있다. 그러나, 기존 예측모델들은 특정 환경에서 수집된 데이터에 기반하여 학습되기 때문에 새로운 환경에 적용할 경우, 충분한 성능을 확보하기까지 소요되는 시간이 불확실하다는 한계가 존재하며, 이에 대한 개선이 필요하다.

따라서 본 논문에서는 머신러닝 기반 실내 온도 예측모델 개발 및 적용성 평가를 주요 목표로 한다. 이를 위해 각기 다른 두 곳의 실증지를 선정하여, 예측모델 개발 및 7일간 해당 모델의 성능 평가를 진행하였다.

2. 실내 온도 예측모델

2.1 실내 온도 예측모델 개발

예측모델의 개발 과정은 총 네 단계로 나뉜다. (1단계) 실증 데이터 수집, (2단계) 전처리 과정, (3단계) 모델

학습, (4단계) 성능 평가로 구성된다.

우선, 2024년 12월 17일부터 2025년 4월 17일까지 실증지를 통해 실내외 온도, 습도, CO₂, PM_{2.5}, HVAC 풍량, 모드, 제어상태 등의 데이터들을 취득하였다. 이후 입력변수 선정을 위해 피어슨 상관분석을 수행하였다. 그 결과, 입력변수는 실내외 온도, 실내 습도, HVAC 풍량, 급기 온도 등 운전데이터를 선정하였으며, 출력 변수는 10분 후 실내 온도 예측값이다. 학습을 위해 취득된 데이터의 결측값 및 노이즈 제거 전처리 과정을 수행한 후, Standard Scaler를 통해 평균 0, 분산 1로 표준화하였다. 이후 예측모델의 학습, 검증, 테스트 진행을 위해 전처리된 데이터들을 8:1:1 비율로 나누어 각각 14,666개, 1,833개, 1,833개로 구분하였다.

예측모델 학습에 사용된 DNN은 3개의 은닉층으로 구성되었으며, 첫 번째 층은 256개, 두 번째 층은 16개, 세 번째 층은 192개의 뉴런으로 구성하였다. 활성화 함수는 ReLU, 최적화 함수는 Adam Optimizer를 사용하였으며, 손실 함수는 Mean Squared Error (MSE)를 적용하였다. 학습은 최대 50회로 설정하였고, 과적합 방지를 위해 성능이 5회 이내 개선되지 않을 경우 학습을 종료하는 Early stopping을 적용하였다.

2.2 최초 예측모델 개발 실증지

최초 실내 온도 예측모델의 데이터 수집은 서울시 강남구에 위치한 업무시설 'H' 건물의 9층에서 수행하였다. 'H' 건물의 공조 설비는 평일 07시부터 20시까지 가동되며, 주말에는 운전하지 않는다. 9층에는 온·습도 센서 및 채질 센서 등이 설치되어 있어, 이를 통해 실내외 온도, 습도, CO₂, PM_{2.5} 농도 등의 데이터를 1분 간격으로 취득할 수 있다.

표 1. 예측모델 개발 실증지 개요

위치	서울시 강남구 'H' 건물
규모	지상 15층, 지하 4층
연면적	26,402.20 m ²
용도	업무시설
설비 가동 시간	07:00~20:00

* 중앙대 대학원 석사과정

** 중앙대 대학원 박사과정

*** 중앙대 건축학부 교수, 공학박사

(교신저자 : gilerbert73@cau.ac.kr)

본 연구는 산업통상자원부(MOTIE)와 한국에너지기술연구원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다(NO.:RS-2021-KP002461).

2.3 적용성 평가 대상 실증지

개발된 예측모델의 적용성 평가를 위해 서울시 노원구에 위치한 판매시설 'L' 건물을 실증지로 선정하였다. 'L' 건물 공조 설비의 경우 정기 휴무일을 제외하고 08시부터 20시까지 운영된다. 또한, 해당 실증지에는 최초 모델 개발 실증지와 동일한 종류의 환경 센서가 설치되어 있으며, 데이터 수집 과정 역시 동일한 방식으로 수행하였다.

표 2. 적용성 평가 대상 실증지 개요

위치	서울시 노원구 'L' 마트
규모	지상 4층, 지하 1층
연면적	38,456.70 m ²
용도	판매시설
설비 가동 시간	08:00-22:00

3. 실내 온도 예측모델 성능 평가

3.1 예측모델 성능 평가

예측모델의 성능 평가는 학습 데이터에 사용하지 않은 전체 데이터의 10%를 사용해 진행하였다. 성능평가 지표로는 MAE, CvRMSE, R²를 사용하였으며, MAE와 CvRMSE는 0에 가까울수록, R²는 1에 가까울수록 성능의 우수함을 나타낸다.

성능 평가 결과 최초 모델의 MAE는 0.07 °C, CvRMSE는 0.37%, R²는 0.9888로 나타났다.

표 3. 최초 모델 성능

MAE	CvRMSE	R ²
0.07 °C	0.37%	0.9888

3.2 실증지 적용성 평가 결과

최초 실내 온도 예측모델은 서울시 노원구에 위치한 'L' 마트에 7일간 적용되었다. 결과는 '표 4'와 같으며 이를 바탕으로 최초 모델의 적용 가능성 평가를 실시하였다.

우선, Day 1의 적용성 평가 결과 MAE 평균 2.93 °C, CvRMSE 평균 41.1%로 나타나, 최초 개발지와 비교하여 데이터 취득 및 학습 환경의 변화로 인해 성능이 크게 저하됨을 확인하였다.

Day 2에서는 MAE 평균이 0.29 °C로 Day 1 대비 2.63 °C 감소하여 예측 성능이 현저히 향상되었고, CvRMSE 평균 역시 1.48%로 약 39%p 감소하였다. R²의 경우 모든 구역 평균 0.95를 보여, 모델 출력이 실제 실내 온도를 매우 높은 정밀도로 나타내고 있음을 확인하였다.

마지막으로, Day 7의 AHU-4 구역에서는 결측치로 인한 성능 저하가 발생하였으나, 이를 제외한 Day 3-7 전 기간, 전 구역에서의 예측 성능이 최초 적용 당시보다 지속적으로 개선되었다. 이러한 결과를 통해 최초 모델을 새로운 환경에 적용할 경우, 단기간 내에 최초 모델에 상응하는 수준의 성능을 달성할 수 있음을 확인하였다.

표 4. 적용성 평가 결과

		AHU-4	AHU-5	AHU-6	AHU-7
Day 1	MAE	2.83 °C	2.99 °C	3.16 °C	2.72 °C
	CvRMSE	37.37%	39.68 %	51.68%	35.68 %
	R ²	-	-	-	-
Day 2	MAE	0.05 °C	0.05 °C	0.48 °C	0.59 °C
	CvRMSE	0.37 %	0.33 %	2.41 %	2.76 %
	R ²	0.9846	0.9932	0.9142	0.9233
Day 3	MAE	0.15 °C	0.03 °C	0.02 °C	0.55 °C
	CvRMSE	0.08 %	0.16 %	0.20 %	2.57 %
	R ²	0.9994	0.9990	0.9785	0.9334
Day 4	MAE	0.17 °C	0.04 °C	0.02 °C	0.51 °C
	CvRMSE	0.09 %	0.23 %	0.12 %	2.42 %
	R ²	0.9996	0.9987	0.9955	0.3756
Day 5	MAE	0.03 °C	0.06 °C	0.01 °C	0.64 °C
	CvRMSE	0.15 %	0.28 %	0.07 %	2.85 %
	R ²	0.9977	0.9945	0.9864	0.9213
Day 6	MAE	0.04 °C	0.02 °C	0.01 °C	0.02 °C
	CvRMSE	0.22 %	0.10 %	0.08 %	0.33 %
	R ²	0.9943	0.9971	0.9960	0.9708
Day 7	MAE	0.15 °C	0.06 °C	0.05 °C	0.01 °C
	CvRMSE	1.12 %	0.36 %	0.46 %	0.07 %
	R ²	0.8846	0.9841	0.9545	0.9986

4. 결 론

본 연구는 실증지 데이터를 바탕으로 DNN 기반 실내 온도 예측모델을 개발하고, 이를 토대로 적용성 평가를 수행하였다. 그 결과, 예측모델은 단기간 재학습만으로도 이종 건물 환경에서 초기 모델과 동등하거나 그 이상의 예측 성능을 발휘함을 확인하였다.

이러한 결과는 향후 인공지능 기반 예측모델의 타 실증지 적용 및 확장성을 검토하는 데 있어 기초 자료로 활용될 수 있을 것으로 기대된다. 다만, 결측치 발생이나 환경 변화로 인한 성능 저하를 방지하기 위해서는 장기적 관점의 지속적 재학습이 요구된다.

향후 연구에서는 DNN에 한정하지 않고 다양한 인공지능 모델을 적용하여 예측 성능을 고도화하고, 추가 실증지를 대상으로 적용 가능성을 체계적으로 검증할 계획이다.

참고문헌

- United Nations Environment Programme, Global Status Report for Buildings and Construction 2024/2025, 2024. 12
- González-Torres, M. et al., A review on buildings energy information: Trends, end-uses, fuels and drivers, Energy Reports, Vol. 8, 2022. 11, pp. 626-637.
- 정용기 외 3인, 예측을 위한 물리 정보 신경망 · 도메인 지식 통합모델 개발, 대한건축학회논문집, 2024. 10
- 배강우 외 4인, 재실자 정보 기반 실내 CO₂ 농도 예측모델 개발 및 성능 비교, KIEAE Journal, Vol. 24, No. 5, 2024. 10, pp. 45-52.
- 윤지영 외 3인, 활동량 산출 모델 적용 실내환경 제어의 열환경 및 에너지 성능평가, 토지주택연구, 제60호, 2025. 6, pp. 143-151.