

어린이집 다중 공간의 실내 CO₂ 농도 예측을 위한 DNN 기반 통합 및 개별모델의 성능 비교

Performance Analysis of DNN-based Global and Local Models for CO₂ Concentration Prediction in Daycare Multi-room Environments

○성 재 호* 배 강 우** 임 세 현** 김 민 혁* 문 진 우***
Sung, Jae Ho Bae, Kang Woo Lim, Se Hyeon Kim, Min Hyuk Moon, Jin Woo

Abstract

This study compares a Global Model for simultaneous indoor CO₂ prediction in multi-rooms with a Local Model to address increasing computational demands in large-scale buildings. Field tests at a daycare center demonstrated that while the Local Model initially exhibited higher accuracy, the performance gap significantly narrowed over time. Specifically, the MAE difference decreased from 42.61 ppm on Day 1 to 13.43 ppm by Day 3, indicating the Global Model stabilizes its precision as data accumulates. These findings highlight the Global Model's potential as a resource-efficient, scalable solution for integrated HVAC control, providing foundational evidence for managing complex indoor environments and optimizing energy in modern facilities.

키워드 : 예측모델, 머신러닝, 통합모델, 개별모델, 실내공기질

Keywords : Prediction Model, Machine Learning, Global Model, Local Model, Indoor Air Quality

1. 연구 목적 및 방법

최근 국내에서는 건물의 대형화 및 고층화가 활발히 진행되고 있다. 이러한 현상은 서울·경기·부산에서 두드러지게 나타나며, 2020년대에 31층 이상의 고층 건물이 2010년대 대비 약 3.6배 증가하였다. 이와 같은 건물의 대형화 및 고층화로 인해 관리 대상 공간이 증가함에 따라, 쾌적한 실내 환경을 유지·관리하기 위한 방안으로 인공지능(AI) 모델을 활용한 HVAC 설비 자동화가 주목받고 있다.

다중 공간의 유지·관리를 위해 최근 연구에서는 인공지능 기반 예측모델을 적용하여, 각 실의 재실자 수요에 맞게 냉난방 및 환기를 제어하는 동시에 에너지 소비를 절감하고자 하는 시도가 활발히 이루어지고 있다. 그러나, 기존 예측모델의 경우 관리 대상 공간 증가에 비례하여 실에 대응하는 모델의 개수도 함께 증가하므로,

학습에 필요한 계산 리소스가 증가한다는 한계가 존재하며, 이에 대한 개선이 필요하다.

따라서, 본 논문에서는 머신러닝 기반 실내 CO₂ 농도 예측모델을 다중 공간의 CO₂ 농도를 동시 예측 및 출력하는 통합모델(Global Model)과 단일 공간 CO₂ 농도를 단독 출력하는 개별모델(Local Model)로 나누어 개발하고, 예측 성능 비교를 목표로 한다. 이를 위해 국내 어린이집에 예측모델을 3일간 적용하여 성능평가를 실시하였다.

2. 실내 CO₂ 예측모델

2.1 모델 개요

예측모델은 전체 실 데이터를 학습하여, 전체 실의 실내 CO₂ 농도를 예측하는 통합모델과 단일 실 데이터를 학습하여, 개별 실의 실내 CO₂ 농도를 예측하는 개별모델로 구별하여 개발하였다. 모델의 개발 과정은 총 네 단계로 나뉜다. (1단계) 실증 데이터 수집, (2단계) 전처리 과정, (3단계) 모델 학습, (4단계) 성능 평가로 구성된다.

2.2 적용 실증지

예측모델의 학습을 위한 실증 데이터 수집은 충청북도 진천군에 위치한 ‘S’ 어린이집에서 수행하였다. 해당

* 중앙대학교 대학원 석사과정

** 중앙대학교 대학원 박사과정

*** 중앙대학교 건축학부 교수, 공학박사

(Corresponding author : School of Architecture & Building Science, Chung-Ang University, gilerbert73@cau.ac.kr)

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. RS-2023-00217322).

실증지의 환기 시스템은 평일 08시 반부터 17시 반까지 가동되며, 주말에는 가동하지 않는다. 해당 건물은 단층 구조로, 실내외 환경 데이터 취득을 위한 센서가 설치되어 있다. 이를 통해 실내외 온도, 습도, CO₂ 등의 데이터를 약 1분 간격으로 수집하며, 실내 CCTV 영상으로부터 YOLO v8을 활용하여 재실자 수를 산출한다.

표1. 실증지 개요

위치	충청북도 진천군 'S' 건물
규모	지상 1층
연면적	571.60 m ²
용도	노유자 시설
운영 시간	08:30-17:30

2.3 모델 개발

실증 데이터는 2025년 12월 9일부터 2026년 2월 27일까지 수집되었으며, 실내외 온도, 습도, CO₂ 등을 포함한 환경 데이터, 전열교환기 제어 데이터, CCTV 영상을 취득하였다. 이에 입력 변수 선정을 위해 피어슨 상관분석을 수행하였다. 그 결과 통합모델의 입력 변수는 전체 실 재실자 수, 전체 실 실내 CO₂ 농도, 전체 실 전열교환기 제어 데이터로 선정하였으며, 출력 변수는 10분 후 전체 실의 실내 CO₂ 농도이다. 개별모델의 입력변수는 통합모델과 달리 각 실마다의 데이터를 사용하였으며, 출력변수 또한 실별 10분 후 실내 CO₂ 농도이다.

학습을 위해 취득된 데이터의 결측값 및 노이즈 제거 전처리 과정을 수행한 후, Standard Scaler를 통해 평균 0, 분산 1로 표준화하였다. 이후 예측모델의 학습, 검증, 테스트를 위해 전처리된 데이터들을 8:1:1로 분할하였다.

예측모델은 DNN을 사용하였고, 3개의 은닉층으로 구성된다. 은닉층의 뉴런 수와 학습률은 Keras tuner의 Bayesian Optimization 통해 예측 성능이 가장 높은 구조로 결정하였다. 활성화 함수는 ReLU, 최적화 함수는 Adam Optimizer, 손실 함수는 Mean Squared Error (MSE)를 적용하였다. 학습은 최대 50회로 설정하였고, 과적합 방지를 위해 성능이 5회 연속 개선되지 않을 경우 학습을 종료하는 Early Stopping을 적용하였다. 실증지 적용 시에는 지속적인 성능 개선을 위해 최근 7일간 데이터를 낮은 학습률로 재학습하는 Fine-tuning을 적용하였다.

3. 결과

실내 CO₂ 농도 예측모델은 실증지에 3일간 적용되었다. 결과는 '표 2'와 같으며, 이를 바탕으로 '그림1'과 같이 통합 및 개별모델의 예측 성능을 비교하였다.

실증지 적용 결과, Day 1에서 통합모델의 평균 예측 성능은 MAE 96.00 ppm, CvRMSE 17.57%를 기록하였다. 반면, 개별모델의 MAE와 CvRMSE는 각각 53.40 ppm과 12.08%로 나타나, 통합모델 대비 각각 44.38%, 31.25% 낮은 오차율을 보였다. 이를 통해 모든 지표에서 개별모델의 예측 성능이 우수함을 확인하였다. 이러한

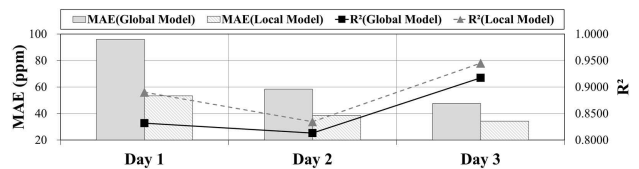
경향은 Day 2, Day 3에서도 유사하게 나타났다.

Day 1에서 통합모델과 개별모델의 MAE 차이는 42.61 ppm으로 매우 컸으나, Day 2에는 19.77 ppm, Day 3에는 13.43 ppm으로 그 간극이 줄어드는 것을 확인할 수 있다. 이는 시간이 지날수록 통합모델이 다양한 재실 패턴과 환경 변수를 재학습하여 예측 정밀도를 높임을 시사한다.

표2. 실내 CO₂ 예측모델

분류	기간	Day 1	Day 2	Day 3
Global Model	MAE(ppm)	113.01	51.84	59.14
	CvRMSE(%)	19.38	13.62	20.45
	R ²	0.9098	0.7609	0.9686
Class 'A'	MAE(ppm)	67.89	56.46	38.70
	CvRMSE(%)	14.03	12.44	18.98
	R ²	0.7715	0.8739	0.9322
Class 'B'	MAE(ppm)	107.12	67.05	45.20
	CvRMSE(%)	19.30	16.05	21.86
	R ²	0.8144	0.8048	0.8516
Local Model	MAE(ppm)	73.76	50.65	44.18
	CvRMSE(%)	14.42	14.06	11.30
	R ²	0.8869	0.7516	0.9573
Class 'A'	MAE(ppm)	37.66	33.91	30.15
	CvRMSE(%)	12.13	9.70	7.27
	R ²	0.8614	0.9103	0.9592
Class 'B'	MAE(ppm)	48.78	31.48	28.40
	CvRMSE(%)	9.69	12.78	7.46
	R ²	0.9223	0.8422	0.9189

그림1. 통합모델 및 개별모델 평균 예측 성능 비교



4. 결론

본 연구는 실증지 데이터를 바탕으로 DNN 기반 실내 CO₂ 농도 예측모델을 개발하고, 통합모델과 개별모델의 성능을 비교하였다. 그 결과 적용 기간동안 통합모델은 개별모델에 비해 예측 성능이 낮으나, 시간이 지날수록 개별모델 성능에 근접해짐을 확인하였다.

이러한 결과는 장기적인 관점에서 통합모델 적용 시의 이점을 뒷받침하는 기초 자료로 활용할 수 있을 것으로 기대된다. 다만, 성능개선을 위해서는 안정적인 데이터 취득과 장기적인 재학습이 요구된다.

향후 연구에서는 예측모델의 장기간 적용 데이터를 확보하여 통합모델의 예측 성능이 개별모델 수준에 도달하고, 유지되는지 검증하며, DNN 모델뿐만 아니라 다양한 인공지능 모델과의 성능을 비교할 계획이다.

참고문헌

- 국토교통부, 건축물 현황(용도별 분포현황), e-나라지표, 2024.
- 배강우 외 4인, 재실자 정보 기반 실내 CO₂ 농도 예측모델 개발 및 성능 비교, KIEAE Journal, 24(5), 45-52, 2024.