

실내 온도 예측을 위한 물리 정보 신경망 · 도메인 지식 통합모델 개발

Development of Physics-Informed Neural Network (PINN) · Domain Knowledge Integrated model for Indoor Temperature Prediction

○정 용 기*
Jung, Yong Gi

○김 태 원*
Kim, Tae Won

○배 강 우*
Bae, Kang Woo

○문 진 우**
Moon, Jin Woo

Abstract

This study developed an indoor temperature prediction model integrating Physics-Informed Neural Networks (PINN) and domain knowledge to reduce carbon emissions through building HVAC energy savings. The developed model addresses traditional black-box models' limitations by learning physical laws and temporal characteristics, thus improving prediction performance. The model structure integrates PDE constant definition, temporal domain feature extraction, and LSTM-attention mechanism implementation. It was trained and optimized using living lab data. Performance evaluation of the model yielded excellent results, with an R^2 of 0.996, MAE of 0.03°C, MSE of 0.002°C, RMSE of 0.05°C, and CV(RMSE) of 0.18%, surpassing the recommended ASHRAE standards. Furthermore, through temporal pattern learning, a reduction in prediction temperature errors during commute hours was observed. This model is expected to contribute to the operation of energy-efficient heating and cooling systems, as it can achieve high prediction accuracy even with a small amount of data, allowing for flexible adaptation to various environmental conditions.

키워드 : 실내 온도 예측모델, 물리 정보 신경망, LSTM attention mechanism, 도메인 지식 학습, 지능형 최적제어

Keywords : Indoor temperature prediction model, physics informed neural network (PINN), LSTM attention mechanism, domain knowledge learning, intelligent optimal control

1. 연구배경 및 목적

탄소 배출 증가로 인한 이상기후가 심각해짐에 따라 세계 각국에서는 탄소중립 달성을 위해 다양한 사회·환경적 노력을 이행하고 있다. 특히, 건물부문 운영단계 냉난방 에너지 소비량은 이상기온으로 인한 열 쾌적 수요 증가와 그에 따른 에너지 사용량이 증가하는 악순환이 반복됨에 따라 에너지 절감을 위한 노력이 중요해진 시점이다.

이와 같은 건물 냉난방 에너지 절감을 위해 신재생 에너지 활용, 고효율 냉난방기기 개발을 위한 연구들이 다수 진행되어 왔다. 신재생 에너지의 경우 건물 에너지 자립도 향상, 고효율 냉난방기기는 에너지 효율 증대를 통해 탄소 배출 저감에 기여 가능하다. 그러나, 이러한 시스템은 기후 조건에 따른 에너지 수급 불안정, 지속 사용으로 인한 성능 저하, 건물 특성에 최적화된 설계에 따른 고정 시스템으로 인해 환경, 사용 패턴에 즉각 대응하기 어려워 유연한 부하 대응에 한계를 가진다.

또한, 신재생 에너지, 고효율 기기 활용 시 에너지 효율

향상은 가능하지만 기존 룰베이스 제어의 경우 여러 설비 컴포넌트가 개별 설정에 따라 제어되기 때문에 시스템을 통합제어하지 못하여 사용 패턴, 환경 변화에 대응할 수 없기 때문에 시스템이 보유한 잠재적 효율성을 충분히 발휘하지 못하고 에너지를 낭비할 수 있어 예측모델을 활용하여 다음 제어 상황 예측을 통한 선제적 최적제어가 필요한 상황이다(Bae et al. 2023).

따라서, 본 연구는 지능형 예측모델을 활용하여 열쾌적성 제공과 동시에 HVAC 시스템 에너지 효율적 운영을 위해 실내 온도 예측모델을 개발하고자 하였다. 개발된 모델은 기존 Black-Box 기반 모델이 가지는 한계를 해결하기 위해 물리법칙과 데이터를 기반한 Gray-Box 모델을 개발하고자 하였으며, 그 방법으로 물리 정보와 도메인 지식인 시간 패턴을 학습시켜 개발하여 성능 평가 지표와 온도 오차 비교를 통해 개발 모델의 성능을 평가하였다.

2. 실내 온도 예측모델 개요

2.1 실내 온도 예측모델 구조

개발된 실내 온도 예측모델은 (1) Partial Differential Equation(PDE) 상수 정의 및 함수 구현 (2) 시간 정보 도메인 특성 추출 (3) LSTM-attention mechanism 구현 (4) 데이터 전처리 (5) ANN 모델 구현 (6) 결합 모델 생성 및 출력 (7) 성능 평가로 구성된다. 이 구조에서 열 확산 방정식과 시간대별 특성(출·퇴근, 점심시간)을 학습하여 물리적 특성과 시간에 따른 온도 변화 패턴을 학습하며, 시계열 데이터의

* 중앙대학교 대학원

** 중앙대학교 건축학과 교수, 공학박사

(Corresponding author : Department of Architectural Engineering, Chung-Ang University, gilerbert73@cau.ac.kr)

이 논문은 2024년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. RS-2023-00217322)

중요 시점에 주목하여 학습하게 된다. 또한, MAE, MSE, RMSE, (CV)RMSE 지표를 통해 모델의 성능을 종합적으로 평가한다.

2.2 실내 온도 예측모델 개발 및 최적화

예측모델 개발에 사용된 데이터는 서울시 소재 A 대학교 리빙랩 실험환경에서 수집하였다. 취득된 데이터는 모델 학습에 사용되며, 실내 온도와의 상관성 분석을 통해 상관관계가 높은 실내외 온도 및 습도 데이터를 취득하였다. 또한, 데이터는 모델의 신뢰성, 객관성 확보와 과적합 방지를 위해 학습 60%, 검증 20%, 테스트 20%로 분할하였다(Park et al. 2022).

개발된 모델은 입력변수의 스케일 차이로 인한 가중치 편향을 최소화하여 학습 왜곡을 방지하기 위해 데이터 범위를 0-1 값을 가지도록 하는 Min-Max 정규화를 통해 데이터를 전처리 하였으며, Early stopping을 적용하여 모델의 과적합을 방지하였다. 또한, Bayesian optimization을 통해 모델의 Hyperparameter인 PDE 종류(열 확산, 대류 열전달, 열복사, 습도 영향, 열 지연), 은닉층 수, 은닉층 노드 수를 최적화하였다. 모델 최적화 결과 은닉층 수: 1, 은닉층 노드 수: 17, PDE: 열 확산 방정식이 최적 hyperparameter로 선정되었다. 또한, 생활 패턴을 반영한 활동 구분을 위해 7:00시-10:00시, 11:00시-14:00시, 17:00시-20:00시를 출근, 점심, 퇴근시간으로 선정하여 도메인 지식 학습에 반영하였다.

3. 실내 온도 예측모델 성능 평가

3.1 성능지표를 통한 실내 온도 예측모델 성능 평가

예측모델 성능 평가를 위해 성능 평가 지표를 활용하였으며, 예측값과 실측값의 상관관계 평가를 위한 R^2 , MAE (Mean Absolute Error), MSE (Mean Squared Error), RMSE (Root Mean Squared Error), CV(RMSE) (Coefficient of Variation of RMSE)를 이용하였다. ASHRAE Guideline-14-2014에서는 R^2 0.8 이상, CV(RMSE)는 시간 데이터 30% 이하, 월 데이터 15% 이하를 적정 기준으로 제시하고 있다.

예측모델 성능은 표 1과 같다. R^2 는 0.996으로 높은 상관 관계를 가지는 것으로 나타났다. 또한, MAE는 0.03℃, MSE는 0.002℃, RMSE는 0.05℃, CV(RMSE)는 0.18%로 성능 지표 모두 ASHRAE 권장 기준을 상회하는 높은 예측성능을 보여 실내 온도 예측모델 성능이 우수함을 확인하였다.

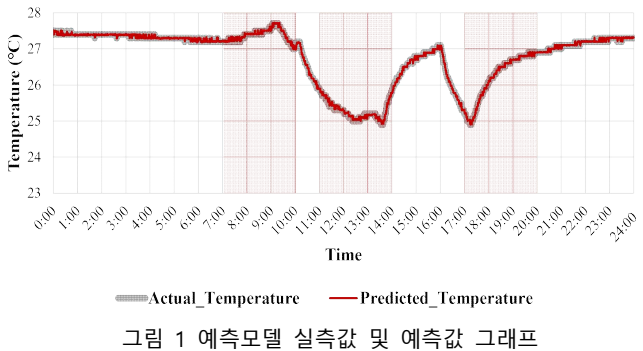
표 1 예측모델 성능	
성능 평가 지표	실내 온도 예측모델 성능
R^2	0.996
MAE	0.030℃
MSE	0.002℃
CV(RMSE)	0.18%

3.2 실내 온도 예측모델 온도 오차 평가

예측모델의 성능 평가 결과를 바탕으로 그림 1과 같이 실측값과 예측값의 시계열 비교를 통해 모델의 예측 정확도를 시각적으로 확인하였다. 예측값은 실측값 변화 패턴에 매우 근접하게 예측하였다. 특히, 도메인 지식 학습을 통해 시간 패턴을 학습하여 기존 모델 대비 온도 오차가 감소함을 확인하였다.

또한, 최대, 최소 예측온도 오차 구간을 확인하여 최대

0.19℃, 최소 0.00002℃의 예측온도 오차가 발생함을 확인하였다. 도메인 지식 학습을 통해 기존 ANN, PINN 모델에서 발생하였던 출, 퇴근 시간의 예측 오차 범위가 감소함을 확인하였으며, 이는 실내 온도 예측모델이 시간대별 특성 학습을 통해 실내 활동 패턴에 따른 온도 변화를 더욱 정확히 예측할 수 있게 되었음을 보여준다. 이와 같은 결과는 물리 지식과 도메인 지식 학습을 통해 예측 정확도 향상 기여함을 확인하였으며, 추가로 예측과 상관관계에 있는 물리 방정식과 도메인 지식을 반영하여 모델을 훈련시킨다면 모델의 한계점을 극복하고 예측 정확도 향상이 가능할 것이라 기대한다.



3. 결론

본 연구는 건물 냉난방 에너지 절감을 통한 탄소 배출 저감을 위해 인공지능 기반 최적제어의 기반이 되는 PINN·도메인 지식 통합모델을 개발하였다. 개발된 모델은 R^2 0.996, MAE 0.030℃, MSE 0.002℃, RMSE 0.05℃, CV(RMSE) 0.18%로 나타나 ASHRAE 권장 기준을 상회하는 높은 예측성능을 확인하였으며, 시간 패턴을 학습하여 예측온도 오차가 감소함을 확인하였다.

개발된 모델은 기존 Black-Box 모델의 고품질 데이터 요구, 신뢰성 확보에 대한 한계를 극복하여 비교적 적은 양의 데이터로 학습하여도 물리법칙과 도메인 지식에 기반한 학습을 통해 예측성능 확보가 가능하여 다양한 사용 패턴, 환경 조건에 유연하게 대응한 실시간 예측을 통해 냉난방 시스템 성능을 최대한 발휘하여 에너지 효율적 운영이 가능하게 할 것으로 판단된다. 추후 개발 모델의 물리법칙과 도메인 지식을 추가적으로 학습시킬 예정이며, 리빙랩 챔버 실험을 진행하여 예측모델을 탑재한 통합제어 알고리즘의 성능을 평가할 예정이다.

참고문헌

- 1. 배강우, 최영재, 박동혁, 서민채, 문진우. (2023-05-12). 인공지능 모델 기반 환기설비 예측제어 알고리즘 개발. 한국생태환경건축학회 학술발표대회 논문집, 서울.
- 2. 박동혁, 김태원, 변재윤, 문진우. (2023). 태양광열-공기열원 하이브리드 히트펌프 축열조 온도 및 에너지 사용량 예측모델 개발. KIEAE Journal, 23(1), 31-36, 10.12813/kieae.2023.23.1.031
- 3. IEA. (2017). Energy Technology Perspective 2017.
- 4. ASHRAE. (2014). ASHRAE Guideline 14-2014.