



## 태양광열-공기열원 하이브리드 히트펌프 축열조 온도 및 에너지 사용량 예측모델 개발

## Development of Heat Storage Tank Temperature and System Energy Consumption Prediction Model for Photovoltaic Thermal and Air Source Hybrid Heat Pump

박동혁\* · 김태원\*\* · 변재윤\*\*\* · 문진우\*\*\*\*

Dong Hyuk Park\* · Tae Won Kim\*\* · Jae Yoon Byun\*\*\* · Jin Woo Moon\*\*\*\*

\* Main author, Graduate Student, School of Architecture and Building Science, Chung-Ang Univ., South Korea (ppark0126@gmail.com)

\*\* Coauthor, Graduate Student, School of Architecture and Building Science, Chung-Ang Univ., South Korea (xngilsh@naver.com)

\*\*\* Coauthor, Graduate Student, School of Architecture and Building Science, Chung-Ang Univ., South Korea (byunjaeyoon0320@gmail.com)

\*\*\*\* Corresponding author, Professor, School of Architecture and Building Science, Chung-Ang Univ., South Korea (gilerbert73@cau.ac.kr)

## ABSTRACT

**Purpose:** This study aims to develop a predictive model for optimal control of a hybrid heat pump system using artificial neural network(ANN). The developed prediction model predicts the temperature of the heat storage tank and system energy consumption, and through this, it aims to improve system efficiency. **Method:** the target building was modeled using TRNSYS 18 simulation program, and data for 1 month for each heating and cooling were acquired to build a dataset for training and performance evaluating of the predictive model. Prediction models consists of three temperature prediction models and two energy consumption prediction models according to the heat sources used during the heating and cooling period. **Result:** All prediction models for the heating and cooling period showed satisfying performance in accordance to the accuracy criteria presented by ASHRAE. In addition, as a result of analyzing the error between the predicted value and the actual value, the stability of the prediction model demonstrated very low error value. In the future, the prediction model developed through this study will be applied to the optimal control algorithm to conduct demonstrative experiments.

## KEYWORD

하이브리드 열원 히트펌프  
인공신경망  
축열조 온도 예측  
에너지 사용량 예측  
최적제어Hybrid Source Heat Pump  
Artificial Neural Network  
Heat Storage Tank Temperature Prediction  
Energy Consumption Prediction  
Optimal Control

## ACCEPTANCE INFO

Received Dec. 12, 2022

Final revision received Jan. 18, 2023

Accepted Jan. 25, 2023

© 2023. KIEAE all rights reserved.

## 1. 서론

## 1.1. 연구의 배경 및 목적

지속적으로 전 세계 에너지 사용량이 증가하여 온실가스 배출 및 기후변화에 대한 심각성이 고조되고 있다. 이에 따라 미국, 영국, EU 등 주요국가를 포함한 121개국은 2050년까지 탄소중립 목표를 선언했으며, 우리나라 또한, 2020년 '2050 탄소중립 추진전략'을 발표하여 탄소중립 정책을 수립 및 시행 중이다[1]. 국제 에너지 기구 IEA(International Energy Agency)에 따르면 전체 에너지 사용량 중 건물 부분 에너지 사용량은 약 40%에 이르며, 그중 냉·난방에 사용되는 에너지는 약 50%를 차지하고 있어 건물 부문 에너지 소비량 저감이 필요하다[2]. 이에 우리나라 정부는 제로에너지 건축물 의무화를 통한 에너지 자립형 건축물 실현이 있으며, 에너지 자립형 건축물 구현을 위한 방법으로 냉·난방 에너지 효율 향상과 신재생에너지 기술 도입이 주로 사용되고 있다. 이중 신재생에너지의 경우 주로 태양열, 태양광, 지열 에너지가 단일 열원만으로 이용되기 때문에 [3-4] 기상 조건에 따른 에너지 수급 불안정, 지속적인 지열 사용 시 발생하는 성능 저하 등 단일 열원 시스템의 한계점이 발생한다. 이와

같은 문제를 해결하기 위해 해외의 경우 단일 열원을 결합한 하이브리드 열원 시스템에 대한 연구가 활발히 진행 중이지만, 국내는 하이브리드 열원 시스템 개발과 관련된 연구가 부족한 실정이다[5-9]. 또한, 하이브리드 열원 히트펌프는 다양한 설비 시스템이 결합되기 때문에 시스템 통합제어가 어려워 경험적 제어 및 단순 규칙기반 제어가 사용되고 있다. 이러한 제어 방법은 하이브리드 열원 히트펌프 시스템의 시스템 구성 요소 간 유기적 운전에 따른 효율성 및 경제성 확보가 어려워 이를 위한 최적제어 방안 마련을 위한 연구가 필요한 실정이다.

해외의 경우 효율적인 시스템 제어를 위해 인공지능을 사용한 연구가 다음과 같이 활발하게 이루어지고 있다. Gang et al.(2014)은 작동 시간에 따른 지중 열교환기 및 냉각탑 출수 온도를 인공신경망 모델을 활용해 예측제어를 실시하며, 규칙기반 제어방식과 비교를 통해 예측제어 시 높은 에너지 효율과 에너지 저감 효과를 보였다 [10]. Entchevet et al.(2018)은 캐나다 오타와에 위치한 단독 주택에서 태양열 집열기가 통합된 지열히트펌프 시스템(GSHP-PVT)의 제어 방안으로 인공신경망(ANN) 기반 방법을 제안했다. 이를 통해 기존 On/Off 제어 대비 에너지 사용량 최대 36% 절감 효과와 운영 비용을 최대 81% 줄일 수 있음을 보여주었다[11]. L.Xia et al.(2018)은 GSHP-PVT 최적제어를 위해 유전 알고리즘을 사용하여 시스템의 에너지 성능을 예측하였다. 성능 확인을 위해 시뮬레이

션을 진행하여 예측제어 결과 난방 7.8%, 냉방 7.1%의 에너지 절감 효과를 확인하였다[12]. 앞선 기존 연구들의 결과와 같이 하이브리드 열원 시스템 제어 시 인공지능을 활용한 예측제어를 통해 기존 제어방식 대비 에너지 사용량 절감 및 시스템 효율, 경제성 모두 확보 가능함을 확인하였다. 그러나 기존에 연구된 직렬식 하이브리드 열원 히트펌프 시스템은 단일열원 히트펌프 시스템과 비슷한 구성을 가지고 있어 신재생에너지와 히트펌프가 동시에 가동된다. 반면, 병렬식 하이브리드 열원 히트펌프 시스템은 신재생에너지로 냉난방 가능한 경우 히트펌프 운전을 정지할 수 있어 에너지 효율적인 시스템 운영이 가능하지만, 기상 조건 등에 따른 운전 상황을 반영하여 선택적 열원 가동을 위한 통합제어가 필요하며, 이와 관련된 연구는 미비한 실정이다.

따라서, 본 연구의 목적은 병렬식 하이브리드 열원 히트펌프 시스템 운전 시 운영 에너지 절감을 위한 최적 유량제어 기술 및 에너지 효율적인 최적 열원 선택기술 개발이며, 이를 위해 인공지능을 활용한 축열조 온도 및 에너지 사용량 예측모델을 개발하였다. 예측모델은 10분 후 축열조 온도 및 에너지 사용량 예측을 통해 순환 펌프 최적 유량과 최소 에너지 사용량을 갖는 작동 모드를 산출하게 되며, 예측모델 적용 시 PVT와 공기열원 히트펌프가 병렬로 연결된 하이브리드 열원 히트펌프 시스템의 제어 성능향상 및 에너지 절감이 가능할 것으로 기대된다.

## 2. 시뮬레이션 모델링 및 시스템 개요

하이브리드 열원 히트펌프 시스템은 태양광 패널 발전 시 발생하는 열을 난방 및 급탕에 이용하는 태양열원(Photovoltaic Thermal, PVT)과 공기열원 히트펌프를 주된 열원으로 사용하며, 냉·난방 축열조, 순환펌프, 팬 코일 유닛이 결합된 형태로 Fig. 1.과 같다. 축열조는 냉·난방 기간에 따라 열원인 PVT와 히트펌프로부터 공급된 순환수를 통해 축열, 축냉한다. 냉·난방 기간 축열조 setpoint는 각각 10°C, 45°C로 설정되며, deadband는 ±2°C이다. 시스템 용량 및 상세 제원은 실증 현장에 설치된 시스템을 기반으로 하며, 해당 용량은 소규모 업무시설을 기준으로 산정하였다[13]. 히트펌프 냉·난방 용량은 냉방 8kW, 난방 9kW, 소비전력은 2.4kW이며, 축열조의 열 손실 계수는 0.6W/m<sup>2</sup>K, 용량은 300L이다. 축열조는 일사에 영향을 받지 않는 실내에 설치된 것으로 가정하여 일사량 조건은 고려하지 않는다. 순환펌프는 총 3개로 구성되었으며, Pump 1은 히트펌프 가동을 위한 최소 유량을 고려하여 순환수 유량을 2,589~3,048kg/h 으로 설정하여 4단계로 제어한다. Pump 2, 3은 각각 최대 유량 2,193kg/h, 2,305kg/h으로 10단계로 제어한다. 팬 코일 유닛의 난방, 냉방 용량은 각각 13kW, 12kW, 팬 출력은 0.2kW다.

시스템은 On/Off 제어를 통해 축열조 setpoint를 유지한다. 난방 기간 축열조 온도가 43°C 미만으로 축열 필요 시 PVT 순환수 온도가 40°C 보다 높을 경우 PVT를 이용하여 난방 축열조를 축열 하며, 그 이외의 조건에서는 히트펌프만을 사용해 축열한다. 냉방 기간의 경우 축열조 deadband 12°C 초과 시 히트펌프만을 사용하여 축열조를 축냉한다. 실내 온도는 축열조에 저장된 열원을 사용하여 실내를 냉·난방하게 된다.

예측모델 데이터 취득을 위한 시뮬레이션은 TRNSYS 18을 사용하였으며, 시뮬레이션 입력 변수 및 하이브리드 열원 히트펌프 시스템 재원은 Table 1.과 같다. 대상 건물은 소규모 업무시설로 부산광역시 기장군에 위치하며 연면적 110.16m<sup>2</sup>, 높이 3.9m, 창면적비(WWR) 15%인 단층 건물이다. 모델링 건물 구조물과 창물의 물성치는 에너지 절약 설계기준을 따라 설정하였으며, 외벽, 바닥, 지붕의 열관류율(U-value)은 각각 0.28W/m<sup>2</sup>K, 0.35W/m<sup>2</sup>K, 0.18W/m<sup>2</sup>K, 창의 열관류율(U-value)과 태양열 취득률(SHGC)는 1.51W/m<sup>2</sup>K, 0.37이다[14]. 난방 기간 1~2월/11~12월, 냉방 기간 7~9월로 설정하였으며, 재실 시간은 09:00부터 18:00까지로 설정하였다. 내부 발열과 같이 국내 기준에서 상세 제공되지 않는 조건은 ASHRAE Standard 90.1과 55의 권장 값을 사용하여 재실 부하 70W/h, 조명 부하 12.89W/m<sup>2</sup>, 기기 부하 8.1W/m<sup>2</sup>로 선정하였다[15-16].

Table 1. Modeling Information

Modeling input data		Information	
Building Information	Location	Busan, Republic of Korea	
	Total floor area	110.16m <sup>2</sup>	
	Number of floor	1F	
	Height	3.9m	
	WWR	15%	
Internal load	Occupants	70W/h	
	Lights	12.89W/m <sup>2</sup>	
	Equipment	8.1W/m <sup>2</sup>	
Construction	Exterior Wall U-value	0.28W/m <sup>2</sup> K	
	Floor U-value	0.35W/m <sup>2</sup> K	
	Roof U-value	0.18W/m <sup>2</sup> K	
	Window U-value	1.51W/m <sup>2</sup> K	
	Window SHGC	0.37	
Schedule	Occupancy	09:00~18:00	
	Heating period	Jan., Feb., Nov., Dec.	
	Cooling period	Jun., Jul., Aug., Sep.	
Indoor	Setpoint	Heating	21°C
		Cooling	26°C
	Deadband		±1°C
Photovoltaic Thermal	Size	1.012m × 1.972m	
	Heat conductivity	386W/m·k	
	Tube per panel	210EA	
Heat pump	Heating capacity	9kW	
	Heating power	2.4kW	
	Cooling capacity	8kW	
	Cooling power	2.4kW	
Heat Storage Tank (HST)	Volume	300L	
	Heat loss coefficient	0.6W/m <sup>2</sup> K	
	Setpoint	Heating	45.0°C
		Cooling	10°C
Deadband	±2°C		
Pump	Pump 1	Flow rate	2,589~3,048kg/h
		Power	0.18~0.24kW
	Pump 2	Flow rate	613~2,193kg/h
		Power	0.12~0.24kW
	Pump 3	Flow rate	448.8~2,305kg/h
		Power	0.06~0.24kW
Operation range	Pump 1	70~100% (10%)	
	Pump 2, 3	10~100% (10%)	
Fan coil unit	Heating capacity	13kW	
	Cooling capacity	12kW	
	Fan power	0.2kW	
	Air flow rate	1378.3m <sup>3</sup> /h	

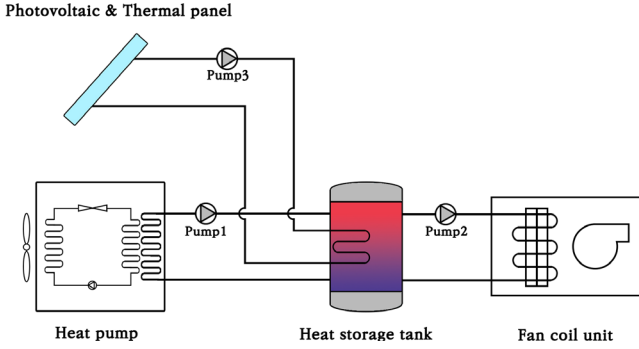


Fig. 1. Composition of Hybrid source heat pump system

### 3. 예측모델 개발

ANN(Artificial Neural Network)은 지도학습 알고리즘 중 하나로 인간의 뇌 신경망을 모방한 형태이다. ANN은 입력층(Input layer), 은닉층(Hidden layer), 출력층(Output layer)의 구조를 가지며, 각 층에는 노드(Node)를 포함하는 구조로 구성되어 있다. ANN은 노드 간의 가중치(Weight)에 따라 출력값이 결정되며, 은닉층과 노드 수에 따라 모델 성능에 영향을 미친다. ANN은 입력 값과 출력 값 사이 비선형적 학습 성능이 입증되었으며[17], 선행연구에서 ANN, SVM(Support Vector Machine), Tree ensemble 간의 성능을 비교한 결과 ANN 모델이 가장 높은 성능을 보였다[18]. 따라서, 건물 조건 및 기후 등 다양한 조건 변화에 따른 적응성 확보를 위해 비선형적 학습 성능이 입증된 ANN 구조를 사용한 예측모델을 개발하였다.

#### 3.1. 축열조 온도 예측모델

축열조 온도 예측모델은 열원 시스템 사용 시 열원 측 순환펌프 유량에 따른 10분 후 축열조 온도를 예측한다. 예측모델은 난방 기간 PVT와 히트펌프를 각각 열원으로 하는 모델 2개와 냉방 기간 히트펌프 열원 1개로 총 3개 모델을 개발하였다. 예측모델 학습을 위해 사용된 데이터는 냉·난방 1월과 7월 각각 1개월간 시뮬레이션을 통해 취득하였다. 해당 기간의 평균온도는 1월 3°C, 7월 25°C이며, 평균 습도 1월 46.8%, 7월 83.4%로 쾌적 기후 구분의 온난 습윤 기후(Cfa)에 해당한다[19]. 또한, 순환펌프 유량변화에 따른 온도 데이터 취득을 위해 열원 측과 부하 측 순환펌프 유량을 각각 10단계로 구분하여 총 100개 시나리오를 구성해 시뮬레이션을 진행하였다. 예측모델 입력 값은 열 교환식(Eq. 1~2)을 근거하여  $Q$ 는 냉난방 부하(kcal/h),  $m$ 은 열매체 질량 유량,  $c_w$ 는 물의 정압비열(kcal/kg°C),  $T$ 는 온도(°C)를 의미하며,  $w$ 는 PVT와 히트펌프의 순환수, return, supply는 각 설비의 입/출수 온도를 의미한다. PVT를 열원으로 사용한 예측모델은 PVT 순환수 입·출수 온도, 축열조 온도, 실내온도, 외기온도, 열원 측 순환펌프 유량, 부하 측 순환펌프 유량을 사용하며, 히트펌프를 열원으로 사용한 예측모델의 입력 값은 히트펌프 순환수 입·출수 온도, 축열조 온도, 실내온도, 외기온도, 열원 측 순환펌프 유량, 부하 측 순환펌프 유량을 사용한다.

$$Q_{PVT} = m \times c_w (T_{PVT, supply} - T_{PVT, return}) \quad (\text{Eq. 1})$$

$$Q_{HP} = m \times c_w (T_{HP, supply} - T_{HP, return}) \quad (\text{Eq. 2})$$

예측모델 구조는 선행연구를 통해 성능이 우수한 ANN 구조 중 심층 신경망(Deep Neural Network, DNN) 구조를 사용하며, 베이시안 최적화를 통해 DNN모델의 최적 학습률 및 학습 횟수를 결정하였다[20]. 학습 데이터는 최대-최소 정규화(Min-Max Normalization)를 통해 학습 시 데이터 간 범위 차이에서 발생하는 가중치 편향을 최소화하였으며, 데이터 과대 적합을 방지하기 위해 학습, 검증, 시험 데이터를 각각 60%, 20%, 20%로 나누어 구성하였다.

예측모델은 인공신경망 모델의 형태를 기반으로 입력층(Input layer) 노드는 상관관계식을 통해 선정된 7개, 은닉층(Hidden layer) 노드는  $2n+1$ 개인 노드 15개와 3개 층을 가진다. 출력층(Output layer)은 노드 수 1개로 순환펌프 유량에 따른 10분 후 축열조 온도를 출력하며, 모델의 학습률(Learning rate)은 0.0001, 학습 횟수(Epoch)는 100회로 설정하였다[21](Table 2.).

#### 3.2. 시스템 에너지 사용량 예측모델

에너지 사용량 예측모델은 펌프 유량에 따른 각 열원의 에너지 사용량을 예측한다. 예측모델은 PVT와 공기열원 히트펌프 각각 난방 에너지 예측모델로 총 2개를 개발하였다. 예측모델의 입력 값은 시스템 성능계수 식(Eq. 4) 기반으로 하였으며, 축열조 온도 예측모델과 동일 조건의 시뮬레이션 데이터 사용한다. 해당 데이터는 실내온도, 실외온도, 외기온도, PVT 순환수 입·출수 온도, 공기열원 히트펌프 순환수 입·출수 온도, 축열조 온도, 순환펌프 유량, 히트펌프 에너지 사용량, 순환펌프 가동 단계 별 에너지 사용량, 시스템 전체 에너지 사용량이다. PVT 축열 에너지 사용량 예측모델의 경우 입력 값은 축열조 온도 예측모델에서 사용한 동일한 입력 값과 순환펌프 전체 에너지 사용량을 포함하여 총 8개 데이터를 사용한다. 이때, 사용된 시스템 성능계수 식의 변수  $COP_{sys}$ 는 시스템의 성능계수,  $Q_{PVT}$ 와  $Q_{HP}$ 는 PVT와 히트펌프의 냉난방 부하(kcal/h),  $P_{HP}$ 는 히트펌프 소비전력,  $P_{PUMP}$ 는 순환펌프 소비전력을 의미한다. 공기열원 히트펌프 축열 에너지 사용량 예측모델은 축열조 온도 예측모델 입력 값 7개와 순환펌프 전체 에너지 사용량, 히트펌프 에너지 사용량을 추가한 총 9개의 입력 값을 갖는다.

$$COP_{sys} = \frac{Q_{PVT} + Q_{HP}}{P_{HP} + P_{PUMP}} \quad (\text{Eq. 3})$$

본 예측모델 학습률은 0.0001, 학습 횟수 100회로 학습을 진행한다. 예측모델은 입력층(Input layer)의 노드는 각각 8개, 9개이며, 은닉층(Hidden layer)은 17개, 19개( $2n+1$ ) 노드, 3개 층이다. 출력층(Output layer) 노드 1개로 에너지 사용량을 출력한다(Table 2.).

Table 2. Structure of prediction models

Models		Information
HST Temp.	PVT heating	- Input layer : 1 / 7 node
	HP heating	- Hidden layer : 3 / 15 node per layer
	HP cooling	Output layrt : 1 / 1 node
Energy	PVT heating	- Input layer : 1 / 8 node - Hidden layer : 3 / 17 node per layer Output layrt : 1 / 1 node
	HP heating	- Input layer : 1 / 9 node - Hidden layer : 3 / 19 node per layer Output layrt : 1 / 1 node

#### 4. 성능 평가

개발된 예측모델 성능과 신뢰성 평가를 위해 실측 값과 시뮬레이션 데이터 값을 평가 기준으로 ASHRAE에서 제시하는 결정 계수  $R^2$  값과 평균 제곱근 오차 변동계수(CV(RMSE))를 사용하여 평가하였다(Eq. 3-4).  $R^2$ 는 데이터의 입력값과 출력값 간의 상관관계를 판단하기 위해 사용되며, 1에 가까울수록 상관관계가 높음을 나타낸다. CV(RMSE)는 실측 값과 예측 값의 오차 정도를 파악하고 그 값이 0에 근접할수록 정확도가 높음을 나타낸다[22]. ASHRAE Guideline 14-2014에서  $R^2$  값 0.8이상, CV(RMSE) 30% 미만을 적정 기준으로 한다[23]. 또한, 예측모델의 안정성 평가를 위해 평균 절대 오차(MAE)와 최대오차(Max error)를 사용하였다[24]. MAE는 시뮬레이션 결과와 예측된 축열조 온도 및 에너지 사용량의 오차를 절댓값으로 평균화한 지표로 그 값이 낮을수록 높은 안정성을 의미한다(Eq. 5). 성능 평가를 위해 사용된 식의 변수  $y$ 는 실제 값,  $\hat{y}$ 는 예측 값,  $\bar{y}$ 는 실측 값의 평균을 나타낸다.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y - \hat{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y - \bar{y})^2} \quad (\text{Eq. 4})$$

$$CV(RMSE) = \frac{1}{y} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y - \hat{y})^2}{n}} \times 100 \quad (\text{Eq. 5})$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y - \hat{y}| \quad (\text{Eq. 6})$$

##### 4.1. 축열조 온도 예측모델 성능

축열조 온도 예측모델의 예측 정확도 및 성능 평가는 난방 기간, 난방 기간을 분리하여 평가하였으며, 그 결과는 Table 3., Fig. 3.과 같다. 히트펌프를 열원으로 한 예측모델 난방과 냉방 기간의  $R^2$ 와 CV(RMSE)는 각각 난방 0.934, 0.904%, 냉방 0.872, 3.112%로 산출되었다. PVT를 열원으로 한 예측모델의 난방 기간  $R^2$  값 0.999를 보이며 CV(RMSE)는 10.354%로 두 값 모두 ASHRAE 기준을 만족하는 높은 상관관계와 정확도로 나타났다.

또한, 냉·난방 기간 각각 예측 온도와 실제 온도의 MAE, 최대오차를 비교하였다. Fig. 4.는 최대오차 발생 지점을 기준으로 전, 후 50개 데이터를 도식화하였으며, 히트펌프를 열원으로 사용한 예측모델의 난방

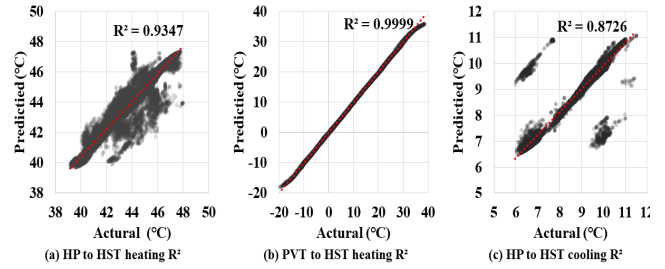


Fig. 2. Correlation between simulated HST temperature and predicted HST temperature

Table 3. Accuracy of HST temperature prediction models

Period	Mode	Information	
Heating	PVT	$R^2$	0.999
		CV(RMSE) (%)	10.354
		MAE (°C)	0.071
	Heat pump	Max error (°C)	2.499
		$R^2$	0.934
		CV(RMSE) (%)	0.904
Cooling	Heat pump	MAE (°C)	0.191
		Max error (°C)	4.093
		$R^2$	0.872
		CV(RMSE) (%)	3.112
		MAE (°C)	0.075
		Max error (°C)	3.107

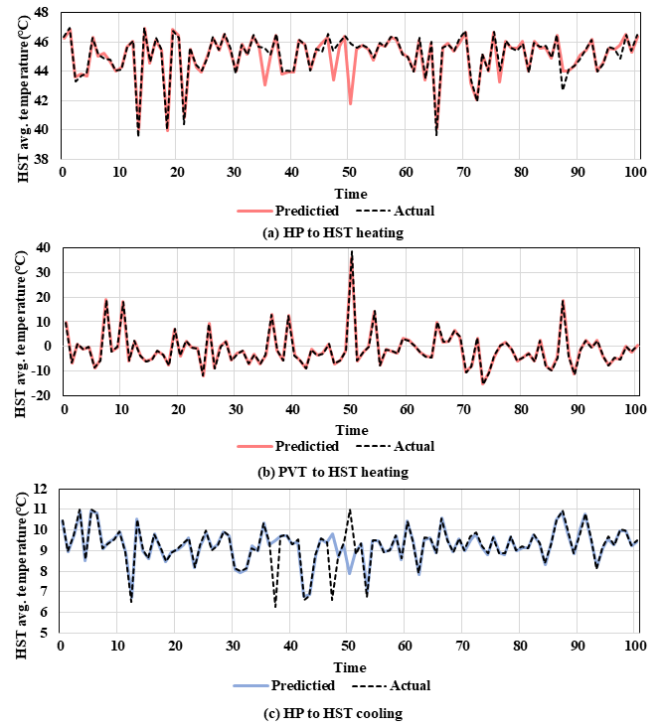


Fig. 3. Comparative between simulation and HST temp. prediction models

기간 MAE 0.191°C, 최대오차는 4.093°C로 나타났다. 최대오차가 발생한 시점을 기준으로 실제 온도 45.840°C, 예측 온도 41.747°C로 8.929%의 오차를 보였다. PVT를 열원으로 사용한 예측모델은 난방 기간의 MAE와 최대오차는 각각 0.071°C, 2.449°C이며, 최대오차 시점의 실측 값과 예측 값 사이 6.354% 오차를 보였다. 히트펌프를 열원 중 냉방 기간 MAE는 0.075°C이며, 최대오차 3.107°C로 실제 온도



28.271%의 오차를 보였다. 히트 펌프 열원 모델의 최대 오차 시점은 축열조 온도가 deadband 범위를 벗어난 오버 슈팅이 발생하는 시점임이 확인되었다. PVT 열원 모델의 경우 난방 기간 중 낮은 외기온도로 인하여 축열조 setpoint 온도를 만족하지 못하며, 외기온도가 가장 높은 시점인 13.49°C에서 최대오차를 보였다. 따라서 축열조 온도 예측모델은 외기온도 및 열원 시스템의 오버 슈팅과 같은 변수 발생 시 예측 오차를 감소시키기 위해 예측모델 재학습 과정이 필요할 것으로 판단된다.

#### 4.2. 에너지 사용량 예측모델 성능

에너지 사용량 예측모델의 정확도 및 성능 평가 결과는 Table 4.와 같으며, Fig. 5.~6.의 형태를 보였다. 입력 값과 출력 값 간의 상관관계를 평가하는 R<sup>2</sup>는 히트펌프 열원 모델의 경우 0.999, PVT 열원 모델 0.963 값을 보였으며, CV(RMSE)는 각각 0.500%, 8.889%의 정확도를 보였다.

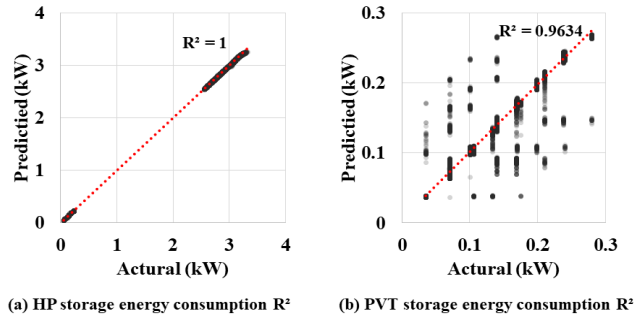


Fig. 4. correlation between simulated system energy and predicted system energy

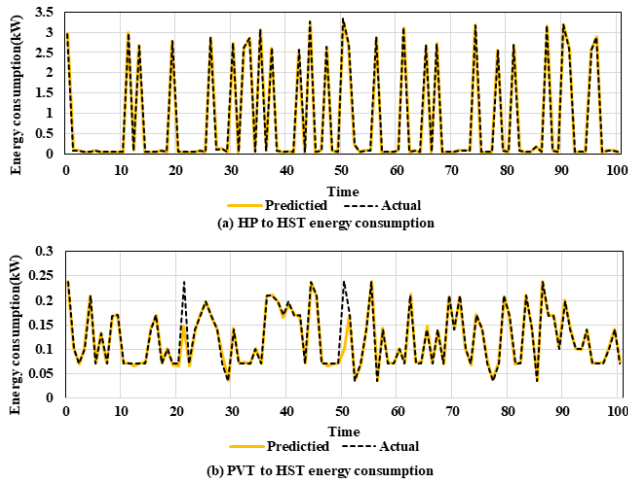


Fig. 5. Comparative between simulation and energy consumption prediction models

Table 4. Accuracy of energy consumption prediction models

Period	Mode	Information	
Heating	PVT	R <sup>2</sup>	0.963
		CV (RMSE) (%)	8.889
		MAE (kW)	0.003
		Max error (kW)	0.139
	Heat pump	R <sup>2</sup>	0.999
		CV (RMSE) (%)	0.500
		MAE (kW)	0.002
		Max error (kW)	0.066

실측 값과 예측 값 사이 오차 분석결과 Table 4., Fig. 6.과 같다. Fig. 6.은 최대오차 발생 지점을 기준으로 전,후 50개 데이터를 도식화하였다. 히트펌프를 열원으로 사용한 예측모델은 MAE 0.002kW, 최대오차 0.066kW의 결과를 보였으며, PVT를 열원으로 사용한 예측모델의 MAE는 0.003kW, 최대오차 0.139kW로 확인되었다.

예측모델의 분석 데이터를 종합한 결과 축열조 온도 예측모델과 에너지 사용량 예측모델 모두 전체적으로 높은 정확도를 보였다. 그러나, 최대오차를 보이는 시점의 실제 값 대비 예측 값의 오차는 온도 예측모델의 경우 난방 히트펌프, PVT 열원 각각 8.929%, 6.384%, 냉방 히트펌프 열원 29.271%로 나타났다. 에너지 사용량 예측모델은 난방 히트펌프, PVT 각각 1.980%, 57.916%로 해당 시점에서 다른 시점 대비 높은 예측 오차를 확인하였다. 최대오차 발생 시점은 On/Off 제어 시 축열조 setpoint의 deadband 범위를 초과하는 오버 슈팅 발생 시점으로 확인되어 향후 재학습 과정을 통해 성능 개선이 가능할 것으로 판단된다.

#### 5. 결론

본 연구에서는 하이브리드 열원 히트펌프 시스템의 시스템 성능 향상 및 에너지 절감을 위해 인공지능망을 기반으로 한 축열조 온도 예측모델 및 에너지 사용량 예측모델을 개발하였으며, 결과는 다음과 같다.

(1) 예측모델 개발을 위해 시뮬레이션을 이용하여 입력 값을 수집하였으며, 축열조 온도 예측모델과 에너지 사용량 예측모델은 인공지능망을 개발하였다. 축열조 온도 예측모델의 경우 냉·난방 기간에 사용하는 열원에 따라 총 3개를 개발하였으며, 에너지 사용량 예측모델은 두 열원에 따른 난방 기간 에너지 사용량을 예측하는 2개의 모델을 개발하였다. 축열조 온도 예측모델의 입력 값은 PVT 입·출수 온도, 공기열원 히트펌프 입·출수 온도, 축열조 온도, 실내·외 온도, 순환펌프 유량을 사용하였다. 에너지 사용량 예측모델은 기존 축열조 온도 예측모델의 입력 값과 순환펌프 에너지 사용량, 히트펌프 에너지 사용량을 추가로 사용하였다.

(2) 축열조 온도 예측모델의 정확도 및 안정성 평가 결과 히트펌프를 열원으로 사용한 예측모델은 난방 R<sup>2</sup> 0.934, CV(RMSE) 0.904%, MAE 0.191°C, 최대오차 4.093°C로 나타났으며, PVT를 열원 예측모델은 난방 기간 R<sup>2</sup> 0.999, CV(RMSE) 10.354%, MAE, 최대오차 각각 0.071°C, 2.499°C로 산출되었다. 또한, 히트펌프 열원을 사용한 경우 냉방 기간 R<sup>2</sup> 0.872, CV(RMSE) 3.112%, MAE 0.075°C, 최대오차 3.107°C의 결과를 보여 예측모델 전체적으로 우수한 예측 성능을 가지는 것을 확인하였다.

(3) 에너지 사용량 예측모델의 정확도 및 안정성 평가 결과 히트펌프를 열원으로 사용할 경우 R<sup>2</sup>는 0.999, CV(RMSE) 0.500%, MAE 0.002kW, 최대오차 0.066kW이며, PVT 열원 사용 시 난방 기간 R<sup>2</sup> 0.963, CV(RMSE) 8.889%, MAE 0.003kW, 최대오차 0.139kW로 산출되었다. 따라서, 모든 축열조 온도 예측모델 및 에너지 사용량 예측모델에서 우수한 정확도와 신뢰도를 갖는 것으로 판단되었다.

본 연구를 통해 인공지능망을 기반으로 개발된 축열조 온도 및 에

너지 사용량 예측모델의 높은 정확도와 안전성을 확인하였다. 그러나 시뮬레이션 데이터를 기반으로 예측모델 학습 및 평가를 진행하였기 때문에 본 연구의 예측모델을 실제 시스템에 적용 시 정확도가 하락할 가능성이 있다고 판단된다. 따라서, 추후 개발된 예측모델의 실증 현장 적용 및 실험 데이터를 기반한 재학습을 통해 추가적인 예측 성능 검증과 성능향상을 진행할 예정이며, 최적제어를 통한 에너지 사용량 절감 가능성 및 건물, 기후 조건 변화에 따른 적응성을 평가할 예정이다.

## Acknowledgement

본 연구는 국토교통부 교통기술촉진연구개발사업의 연구비지원(22CTAP-C163597-02)에 의해 수행되었습니다.

## References

- [1] 기획재정부 미래전략과, 2050 탄소중립 추진전략, 기획재정부, 2022.12. // (Future and Social Economy Bureau, Ministry of Economy and Finance, 2050 Carbon Neutral Promotion Strategy, Ministry of Economy and Finance, 2020.12.)
- [2] IEA, Building - Analysis, <https://www.iea.org/reports/buildings>, 2016.09.
- [3] 오진환, 배상무, 남유진, 인공지능경망을 이용한 태양광열 시스템의 열 및 전기 성능예측 모델 개발, 설비공학논문집, 제34권 제4호, 2022.03, pp.155-162. // (J.H. Oh, S.M. Bae, Y.J. Nam, Development of a thermal and electrical performance prediction model for a photovoltaic-thermal system using an artificial neural network, KJACR Journal, 34(4), 2022.03, pp.155-162.)
- [4] Yuting Jia, Guruprasad Alva, Guiyin Fang, Development and applications of photovoltaic-thermal systems: A review, Renewable and Sustainable Energy Reviews, 102, 2019 pp.249-265.
- [5] Chow Tin Tai, A review on photovoltaic/thermal hybrid solar technology, Applied energy, 87.2, 2010.02, pp.365-379.
- [6] G.Emmi et al., Solar assisted ground source heat pump in cold climates. Energy Procedia, 82, 2015.12, pp.623-629.
- [7] Lazzarin Renato, Noro Marco, Photovoltaic/Thermal (PV/T)/ground dual source heat pump: Optimum energy and economic sizing based on performance analysis, Energy and Buildings, 211, 2020.03, p.109800.
- [8] M.A. Obalanlege et al., Performance assessment of a hybrid photovoltaic-thermal and heat pump system for solar heating and electricity, Renewable energy, 148, 2020, pp.558-572.
- [9] Zhang Xuyou et al., Analysis of the operation performance of a hybrid solar ground-source heat pump system, Energy and Buildings, 2022.05, p.112218.
- [10] W. Gang, J. Wang, S. Wang, Performance analysis of hybrid ground source heat pump systems based on ANN predictive control, Applied energy, 136, 2014.04, pp.1138-1144.
- [11] Entchev et al., Energy, economic and environmental performance simulation of a hybrid renewable microgeneration system with neural network predictive control, Alexandria engineering journal, 57(1), 2018.03, pp.455-473.
- [12] L. Xia et al., A model-based optimal control strategy for ground source heat pump systems with integrated solar photovoltaic thermal collectors, Applied energy, 228, 2018.10, pp.1399-1412.
- [13] 채수원, 배상무, 남유진, 공기열원 히트펌프 융복합시스템의 최적제어를 위한 해석적 연구: 부하율 및 펌프유량에 따른 시스템 성능검토, 설비공학논문집, 제34권 제11호, 2022, pp.523-532. // (S.W. Chae, S.M. Bae, Y.J. Nam, Performance analysis for optimal control of integrated system based air source heatpump: system performance according to flow rate of pump and part-load ratio, Korean Journal of Air-Conditioning and Refrigeration Engine, 34(11), 2022, pp.523-532.)
- [14] 국토교통부, 건축물의 에너지절약설계기준 개정전문, 제2015-1108호, 2015. // (Korea Energy Agency, Guide of energy savingdesign standards for buildings, Ministry of Land, Infrastructure and Transport, No.2015-1108, 2015.)
- [15] ASHRAE, Energy standard for buildings except low-rise residential buildings, Standard 90.1, 2019.
- [16] ASHRAE, Thermal environmental conditions for human occupancy, standard 55, 2019.
- [17] 박보람 외 3인, 데이터센터 냉방 에너지 절약을 위한 최적 냉수 유량 예측·제어 알고리즘 개발, KIEAE Journal, 제21권 제3호, 2021.05, pp.47-53. // (B.R. Park, Y.J. Choi, J.Y. Hyun, Y.R. Tae, J.W. Moon, Development of optimal chilled water mass flow rate prediction and control algorithm for data center cooling energy saving, KIEAE Journal, 21(3), 2021.05, pp.47-53.)
- [18] H.U. Cho et al., Comparative analysis of the optimized ANN, SVM, and tree ensemble models using Bayesian optimization for predicting gshp cop, Journal of Building Engineering, 44, 2021.10, p.103411.
- [19] Beck et al., Present and future Köppen-Geiger climate classification maps at 1-km resolution., Scientific data, 5(1), 2018, pp.1-12.
- [20] 정용기 외 3인, 하이브리드 히트펌프 시스템의 축열조 온도 예측을 위한 ANN 모델 최적화, 대한건축학회 학술발표대회 논문집, 제42권 제2호, 2022.10, pp.363-364. // (Y.G. Jung et al., Optimization of ANN model for predicting heat storage tank temperature in hybrid heat pump systems, Architectural institute of Korea, 42(2) 2022.10, pp.363-364.)
- [21] 최영재 외 3인, 데이터센터 최적 열환경 제공을 위한 적응형 인공지능 경매 냉매 유량 예측 모델 개발, KIEAE Journal, 제19권 제6호, 2019.12, pp.73-79. // (Y.J. Choi, Development of adaptive ANN mass flow rate prediction model for providing optimal thermal environment in data center, KIEAE Journal, 19(6), 2019.12, pp.73-79.)
- [22] 강인성 외 4인, 건물 냉방시스템의 예측제어를 위한 인공지능경매 모델 개발, KIEAE Journal, 제17권 제5호, 2017.10, pp.69-76. // (I.S. Kang, Development of an artificial neural network model for a predictive control of cooling systems, KIEAE Journal, 17(5), 2017.10, pp.69-76.)
- [23] ASHRAE, ASHRAE Guideline, Guideline 14-2014: Measurement of Energy, Demand, and Water Savings, American Society of Heating, Refrigerating, and Air Conditioning Engineers, Atlanta, Georgia, 2014.
- [24] Y.J. Choi et al., Development of an adaptive artificial neural network model and optimal control algorithm for a data center cyber-physical system, Building and Environment, 210, 2022.02, p.108704.