



시뮬레이션을 통한 융복합 히트펌프 시스템의 적응형 예측제어 알고리즘 성능평가

Performance Evaluation of an Adaptive & Predictive Control Algorithm for the Hybrid Heat Pump System Using Computer Simulation

조혜운* · 최영재** · 최은지*** · 김래원**** · 문진우*****

Hye Un Cho* · Young Jae Choi** · Eun Ji Choi*** · Tae Won Kim**** · Jin Woo Moon*****

* Main author, Graduate Student, School of Architecture and Building Science, Chung-Ang University, South Korea (choaustin63@gmail.com)

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

*** Coauthor, Graduate Student, School of Architecture and Building Science, Chung-Ang University, South Korea (ejchl77@gmail.com)

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

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

ABSTRACT

Purpose: An artificial neural network (ANN) based adaptive & predictive control algorithm was developed and performance was tested. The adaptive & predictive control algorithm increases the control stability and energy efficiency of the hybrid heat pump system by deriving optimal flow rate of fan coil unit circulating water. **Method:** A target building was modeled using TRNSYS 18 computer software to generate dataset for training the predictive models and performance evaluation of developed algorithm. In order to confirm the superiority of the adaptive & predictive control algorithm, On/Off controller and non-adaptive & predictive control algorithm were employed for a comparative simulation. **Result:** Both the prediction accuracy and control stability of the adaptive & predictive control algorithm for the heating and cooling period were higher than the comparison group. In addition, as a result of energy consumption analysis, it was confirmed that energy savings are possible when optimal control is implemented for high partial loads. Therefore, if the adaptive & predictive control algorithm is employed to the various environment, rapid and stable adaptation is expected to be possible without additional optimization process.

© 2021. KIEAE all rights reserved.

KEYWORD

융복합 히트펌프 시스템
인공신경망
실내온도 예측
최적 제어

Hybrid Heat Pump System
Artificial Neural Network
Indoor Temperature Prediction
Optimal Control

ACCEPTANCE INFO

Received Dec. 3, 2021

Final revision received Dec. 15, 2021

Accepted Dec. 20, 2021

1. 서론

1.1. 연구의 배경 및 목적

국제 에너지 기구 IEA(International Energy Agency)의 보고서에 의하면 2040년 건물 부문 에너지 사용량은 전체 에너지 사용량의 40%까지 증가할 것으로 전망되며 이 중 50% 이상은 건물 냉난방 에너지가 차지할 것으로 분석되었다[1]. 국내에서는 건물 부문의 온실가스 감축 및 에너지 소비를 줄이기 위한 노력이 다방면으로 이루어지고 있다. 온실가스 감축목표(NDC) 토론회에서는 건물 부문 온실가스 감축률의 32.8% 상향안이 제시되었으며[2], 정부에서는 2020년부터 제로에너지건축물의 단계적 의무화를 추진하고 있다[3].

이러한 정책적 목표 달성을 위하여 냉난방 에너지효율 향상과 관련된 다양한 방법이 시도되고 있다[4-6]. 이 중 최근 주목받는 융복합 히트펌프 시스템은 기존 단일열원에 지열, 태양열 등의 신재생에너지 열원을 결합하여 다중열원 사용이 가능하도록 구성된 시스템이다. 다중열원 시스템은 냉난방 부하 분담을 통해 설비 용량 축소를 가능하게 하며 최적 용량이 적용되었을 경우 에너지효율을 향상시킬 수 있다. 또한, 기존 단일열원 히트펌프 시스템 중 공기 열원에서 발생하는 기상에 의한 불안정한 에너지 사용과 지열 사용 시의 채열

및 방열의 불균형으로 인한 장기적인 성능 저하의 문제를 열원 간 상호보완을 통해 최소화할 수 있다는 장점이 있다. 이와 같은 이점들로 인해 융복합시스템은 전 세계 히트펌프 시장의 20%를 차지하며 2023년에는 약 2배 이상이 될 것으로 전망되고 있다[8].

그러나 융복합 히트펌프 시스템은 다양한 요소 설비들이 복합적으로 적용되는 만큼 통합적인 제어가 어려워 경험적 제어나 규칙기반 제어가 주로 적용되고 있으며 국내의 경우 최적 제어 관련 연구가 미비한 실정이다. Back et al. (2012)은 태양열과 지열을 다중열원으로 사용하는 히트펌프 시스템에서 설정 온도에 따라 축열조 열원을 변경하는 제어로직을 제시하였다[9]. Jeong et al. (2017)은 태양열 집열부, 축열조, 지중열교환기의 출수온도에 따른 규칙기반 제어로직을 적용하여 시스템 COP를 분석하였으며[10] Sohn (2020)은 수열-지열 복합형 히트펌프에 규칙기반 제어를 적용하여 열원 축출수 온도 및 냉방 COP를 분석하였다[11].

반면 국외는 다양한 제어 기법들을 적용한 최적 제어 연구가 진행되고 있으며 대표적인 연구는 다음과 같다. Gang et al. (2014)은 인공신경망을 활용하여 30분 후의 지중열교환기 및 냉각탑 출수 온도를 예측하여 예측제어를 시행하고 이를 규칙기반 제어로직과 비교함으로써 예측제어의 우수성을 증명하였다[12]. Weeratunge et al. (2018)는 모델 예측제어를 통해 축열 성능을 유지하면서 COP를 최대화하고 비용을 최소화할 수 있는 제어알고리즘을 개발하였으며

성능 비교를 통해 규칙기반 로직 대비 7.8%의 전력사용량이 감소함을 확인하였다[13]. Zanetti et al. (2020)은 최적화 알고리즘을 통해 가장 우수한 경제성을 나타내는 열원 제어방식을 도출하였으며 규칙기반 대비 20%의 난방 비용을 절감하였다[14].

국내외 선행연구 분석결과는 예측제어 및 최적 제어 적용 시 기존 제어방식 대비 에너지 소비 및 비용 절감이 가능함을 시사한다. 그러나 기후, 시스템 노후화 등 변경되는 작동 환경에 대한 최적화 방안은 제시되고 있지 않아 지속적인 최적 제어를 위한 대안이 필요하다.

따라서 본 논문의 목표는 인공지능을 활용한 예측제어를 통해 융복합 히트펌프 시스템의 최적 제어를 실시하고 변화하는 작동 환경에 대해 실시간 최적화가 가능한 적응형 예측제어 알고리즘을 개발하는 것이다. 기존 제어방법 및 비적응형 예측제어와의 성능비교를 통해 제어 안정성, 에너지 절감 측면에서의 우수성을 입증하였으며 분석결과에 따라 추후 다른 유사 시스템에 적용하여도 별도의 최적화 과정 없이 최적 제어가 가능할 것으로 사료된다.

1.2. 연구의 방법 및 범위

본 연구에서는 예측모델 학습을 위한 데이터 생성과 적응형 예측제어 알고리즘의 성능평가를 위해 시뮬레이션 프로그램을 사용하여 대상 건물을 모델링 하였다. 시뮬레이션을 통해 취득된 데이터로 냉난방 기간의 인공신경망 기반 실내온도 예측모델을 개발하였으며 시험 데이터로 예측 정확도를 검증하였다. 적응형 예측제어 알고리즘은 개발된 예측모델을 내포하며 해당 모델의 실시간 학습을 수행한다. 또한, 예측값을 통해 최적 순환수 유량을 도출하여 최적 제어를 시행한다. 적응형 예측제어 알고리즘의 성능 검증을 위하여 On/Off 제어, 비적응형 예측제어 알고리즘과의 비교 시뮬레이션을 통해 예측 정확도와 제어 안정성을 분석하였다.

2. 시스템 개요 및 시뮬레이션 모델링

2.1. 융복합 히트펌프 시스템

본 연구에 적용된 냉난방 시스템은 태양열과 공기를 열원으로 사용하는 이중 열원 융복합 히트펌프 시스템으로 태양열 집열기, 실외기, 히트펌프 축열조, 팬 코일 유닛 그리고 순환 펌프로 구성된다 (Fig. 1). 축열조는 급탕용 축열조와 구별되어 냉난방에만 사용되며 냉난방 기간에 따라 축열, 축냉을 실시한다. 축열의 경우 순환수의 온도에 따라 태양열과 히트펌프의 선택적 운영이 가능하다.

태양열 집열기, 히트펌프는 축열조 설정 온도에 의해 제어되며 팬

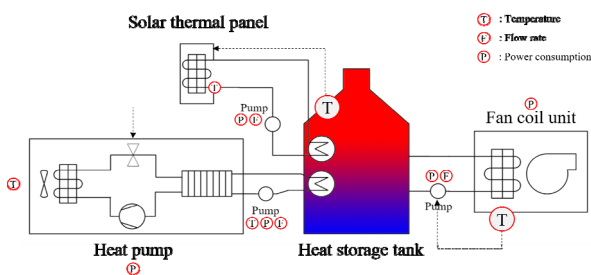


Fig. 1. Scheme of hybrid heat pump system

코일 유닛은 실내 설정 온도에 의해 제어된다. 난방 기간과 냉방 기간의 축열조 설정 온도는 각각 45°C, 10°C로 설정된다. 축열조 온도 유지를 위해 열원 기기에 On/Off 제어가 적용되며 deadband는 ± 2°C이다. 축열 시 태양열 집열기 순환수의 온도가 축열조 온도보다 높으면 히트펌프 가동을 중단하고 태양열 순환수로 축열을 실시하여 냉난방 시스템의 에너지 소비를 최소화한다.

2.2. 대상 건물 모델링

대상 건물은 부산 기장군에 위치한 연면적 110.16m², 높이 3.9m의 소규모 업무시설로 TRNSYS 18을 통해 모델링을 실시하였으며 상세 입력변수는 Table 1.과 같다. 건물 입력변수 중 현상 취득이 어려운 데이터는 현행 기준에 근거하여 산출하였다. 열관류율은 건축물의 에너지 절약 설계 기준[15]의 남부지방 기준을 참조하였으며 국내 기준에 상세히 정립되지 않은 내부 발열은 American Society of Heating Refrigerating and Air-Conditioning Engineers (ASHRAE) Standard 90.1 [16]과 55 [17]를 참조하였다. 냉난방 기간 및 설정 온도는 ASHRAE 90.1의 권장 값을 입력하였다.

융복합 히트펌프 시스템 구성요소에 대한 입력 값은 현장 기반 데이터를 활용하였다. 이 중 히트펌프와 팬 코일 유닛의 용량은 원활한 제어알고리즘의 성능평가를 위하여 TRNSYS 모델에서 산출된 피크 부하에 안전율을 고려하여 재설정하였다. 냉난방 가동시간은 재실 시간 (08:00~20:00)과 동일하며 재실 1시간 전에 예비 가동을 실시하였다. 또한 쾌적한 열환경 제공 및 에너지 절약을 고려하여 [18] 비재실 시간에는 셋백 제어를 통해 실내온도를 적정 수준으로 유지하였다.

3. 적응형 예측제어 알고리즘 개발

기존 공조 시스템 제어는 On/Off 제어와 피드백 제어가 주로 사용되었다. On/Off 제어는 설비 용량 허용 범위 내의 부하가 모두 처리 가능하며 복잡한 제어알고리즘 및 제어 설비가 필요하지 않다는 장점이 있다. 그러나 deadband의 존재로 인해 쾌적한 열환경을 지속적으로 제공하지 못하며 2위치 제어로 인해 부분부하에 대응할 수 없다는 단점이 있다. 비례 제어, PID 제어와 같은 피드백 제어는 부분부하에 대응함으로써 보다 효율적인 에너지 사용을 가능하게 하나, 기후 변경, 시스템 노후화와 같은 외란 발생 시 제어기의 계수를 수정해야 한다는 단점이 있다.

Model Predictive Control (MPC)는 미래 실내환경의 예측과 최적화 과정을 통해 최적 제어를 가능하게 한다. 이는 응축수, 냉수와 같이 상위 단계에서 주어지는 자원 활용의 효율성 극대화 시키며 온도의 파동을 최소화함으로써 안정적인 제어와 쾌적한 열환경 제공을 가능하게 한다[19]. 그러나 예측모델 구축 시 전문적인 지식을 요구하며 다른 환경에 적용될 경우 예측모델의 변경이 필요하다.

인공지능 기반의 적응형 예측제어 알고리즘은 예측모델을 지능형 대리모델로 대체하고 실시간 학습을 통해 적용된 환경에 최적화가 가능하도록 한다. 특히 인공지능 예측모델은 data-driven 방식의 black box 모델로 별도의 전문적인 지식을 요구하지 않으며 이를

Table 1. Container box dimension for ISO

Input Variables		Information	
Building information	Location	Gijang-hun, Busan, Republic of Korea	
	Total floor area	110.16m ²	
	Number of floors	1F	
	Height	3.9m	
Construction (U-value)	Exterior wall	0.22W/m ² K	
	Floor	0.25W/m ² K	
	Roof	0.18W/m ² K	
Exterior windows	Window	1.8W/m ² K	
	SHGC	0.37	
WWR	WWR	15%	
	Internal load	Occupants	252kJ/h
Lights		46.4kJ/m ²	
Equipment		29.2kJ/m ²	
Schedule	Occupants	08:00~20:00	
Heating & Cooling	Heating	Period	Jan., Feb., Nov., Dec.
		Setpoint	21°C
		Setback	17°C
	Cooling	Period	Jun., Jul., Aug., Sep.
		Setpoint	25°C
		Setback	29°C
	Deadband	±1°C	
Pre-operation	7:00~8:00		
Solar thermal panel	Heat conductivity	386W/m·K	
	Tube per panel	210EA	
	Efficiency	16%	
Heat pump	Heating capacity	6.48kW	
	Heating power	1.83kW	
	Cooling capacity	6.13kW	
	Cooling power	2.02kW	
Heat storage tank	Volume	300L	
	Number of stratified layers	8EA	
	Heat loss coefficient	0.6W/m ² K	
	Setpoint	45°C (Heating) 10°C (Cooling)	
	Deadband	±2°C	
Fan coil unit	Type	4-pipe	
	Heating capacity	10.2kW	
	Cooling capacity	6.02kW	
	Power	0.21kW	
	Fan efficiency	90%	
Pump	Flow rate	500kg/h	
	Operation range	20~100%	
	Power	0.153kW	

탐색한 제어알고리즘은 다양한 환경에 적용되어도 최적 제어를 가능하게 한다[20].

따라서 본 장에서는 주변 환경이 변화하여도 실시간 학습을 통해 최적화가 가능한 지능형 예측모델 개발과정을 서술하며 이를 내포한 MPC 기반의 적응형 최적 제어알고리즘을 제안한다.

3.1. 실내온도 예측모델 개발

실내온도 예측모델은 입력과 출력변수 사이의 비선형적 관계에 대한 학습 성능이 우수한 것으로 증명된 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN)을 통해 개발되었다. ANN은 실내온도 예측[21]과 COP 예측모델 개발[22]을 위해 다양한 기계학습 알고리

즘을 적용하여 예측성능을 비교 분석한 선행연구에 의해서도 우수성이 입증된 바 있다.

실내온도 예측모델은 냉방용 모델과 난방용 모델로 개발되었다. 이는 냉방 기간에는 순환수 유량이 증가함에 따라 온도가 하락하고 난방 기간에는 온도가 증가하는 현상에 대해 학습 시 혼선을 방지하기 위함이다.

예측모델 개발을 위해 시물레이션 모델로부터 다양한 시나리오에 대한 데이터를 취득하여 학습데이터 세트를 구축하였다.(Fig. 1 시스템을 통한 실내환경 최적제어는 팬 코일 유닛 입수온도(축열조 출수온도) 또는 입수유량 조절을 통해 가능하다. 이때 축열조는 개별제어를 통해 일정한 온도의 냉온수를 공급하기 때문에 실내온도에 대한 주 조절 변수는 축열조와 팬 코일 유닛의 순환수 유량이다. 따라서 순환수 유량 범위(100~500kg/h)를 5kg/h 단위로 구분하여 총 80가지의 시나리오를 구성하였으며 냉난방 기간 시물레이션을 통해 10분 간격의 데이터를 취득하였다.

예측모델의 입력변수는 열교환 수식(Eq. 1~2)에 근거하여 다음 timestep의 실내온도 산출에 사용되는 데이터인 실내온도, 외기온도, 팬 코일 유닛 입수온도 및 입수유량으로 선정하였다. 이러한 변수는 현장적용 시 센서를 통해 취득되며 냉난방 부하에 대한 정보를 대변할 수 있다. 출력변수는 제어 timestep에 따라 10분 후의 실내온도를 예측하도록 설정하였다. Eq. 1~2는 팬 코일 유닛 및 실내의 냉난방 부하와 열매체의 관계를 나타내며 열 손실이 없는 이상적인 열교환 상태를 가정한다.

$$\dot{Q} = m_w c_{p,w} (T_{w,return} - T_{w,ply}) \quad (\text{Eq. 1})$$

$$\dot{Q} = m_{air} c_{p,air} (T_{air,return} - T_{air,ply}) \quad (\text{Eq. 2})$$

여기서, Q는 냉난방 부하(kcal/h), m은 열매체의 질량유량(kg/h), c_p는 정압비열(kcal/kg°C), T는 온도(°C)를 의미하며 w는 팬 코일 유닛 순환수, air는 실내 공기, return과 supply는 각 설비의 입구와 출구 위치를 대변한다.

학습데이터 세트는 학습 시의 가중치 편중 현상을 최소화하기 위해 최대-최소 정규화(Min-Max Normalization) 방법을 사용하여 정규화를 실시하였으며 학습 데이터(60%), 검증 데이터(20%), 시험 데이터(20%)로 구분하여 전처리를 완료하였다.

예측모델의 학습은 비선형 최소 자승 문제를 해결하는 대표적인 방법인 Levenberg-Marquardt (LM) 학습 알고리즘을 사용하였으며 최적 은닉층과 뉴런 수 결정을 위해 베이지안 최적화 (Bayesian Optimization, BO) 기법을 적용하였다. BO는 가우시안 프로세스에 기반한 surrogate 모델과 이를 활용하는 acquisition function의 병용을 통해 주어진 탐색 범위 내에서 사전 지식을 기반으로 한 확률론적 추론을 수행한다. 이를 통해 손실함수를 최소화하는 신경망 구조 및 초매개변수 값에 대한 효율적인 탐색이 가능하다. 손실함수는 Mean Squared Error (MSE)로 LM 함수는 역전파 학습(Back Propagation)을 통해 MSE를 최소화하는 방향으로 뉴런의 weight와 bias를 수정한다. 이때 MSE의 산출에는 입력변수에 대한 실제값과 예측값의 오차가 사용된다. 학습률(Learning Rate)와 횟수(Epoch)는 각각 1.0e-4, 100회로 설정하였다.

3.2. 적응형 예측제어 알고리즘 개발

적응형 예측제어 알고리즘 프로세스는 Fig. 2.와 같다. 총 4가지 과정으로 구성되며 각 과정은 데이터 취득, 축열조 열원 모드 결정, 예측 및 최적 제어 변수도출, 시스템 제어를 대변한다.

먼저 Part A에서는 매 timestep마다 실시간으로 11가지 데이터를 취득한다. 취득 데이터는 시간, 설정 온도, 실내외 온도, HP 출수 온도, PVT 출수온도, HST 출수온도, HST 온도, HP 출수 유량, HST 출수 유량, 시스템 에너지이다. 해당 데이터는 예측, 제어, 모니터링 및 분석에 활용된다.

Part B에서는 축열조의 가동 여부와 열원을 결정한다. 축열조는 On/Off 제어기에 의해 제어되며 설정 온도로부터 $\pm 2^{\circ}\text{C}$ 의

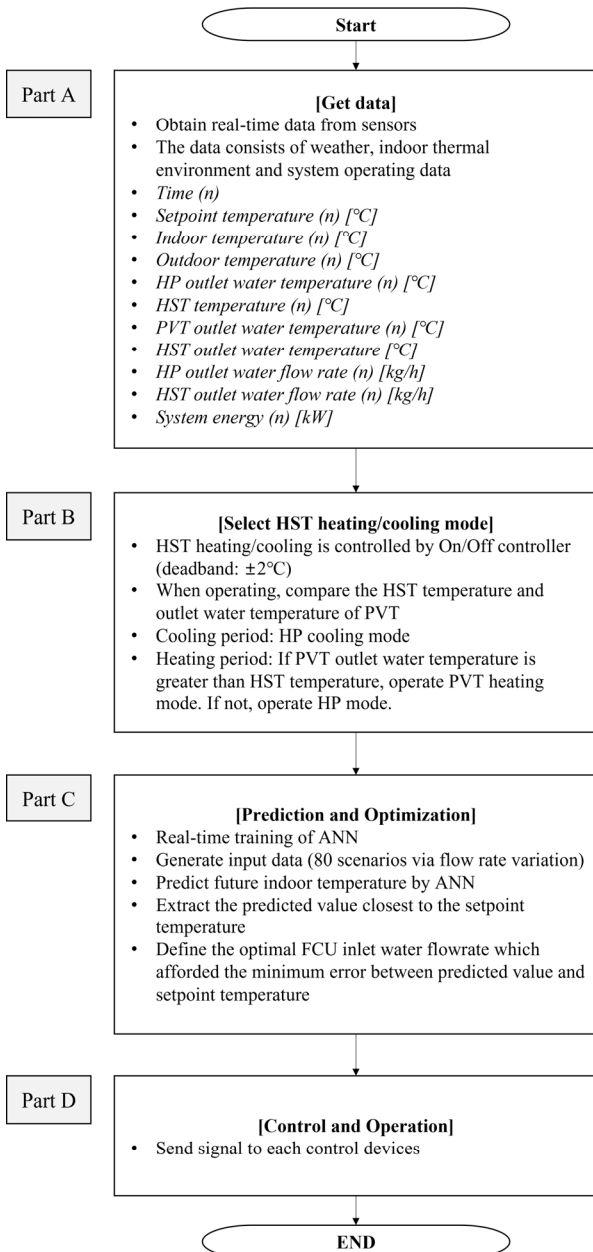
deadband를 가진다. 냉방 기간에는 축열조 온도가 설정 온도의 $+ 2^{\circ}\text{C}$ 를 초과하면 설정 온도 -2°C 에 도달할 때까지 히트펌프로 축냉을 실시하며 deadband 이하로 축열조 온도가 하강할 시에는 축냉을 중지한다. 마찬가지로 난방 기간에는 설정 온도 -2°C 미만으로 축열조 온도가 내려가면 축열을 실시하며 설정 온도 $+2^{\circ}\text{C}$ 를 초과할 시 축열을 중지한다. 이때 축열과정에서 태양열 집열기의 출수온도가 축열조 온도보다 높은 경우 태양열을 열원으로 하며 이외에는 히트펌프를 열원으로 사용한다.

Part C는 예측모델의 실시간 학습을 실시하고 예측과 최적 유량을 결정하는 단계로 개발된 실내온도 예측모델이 포함된다. 실시간 학습은 Part A에서 취득된 실내온도(n)를 이전 timestep에서 예측했던 예측 실내온도(n-1)과 비교하여 두 값이 다를 경우 실시한다. 이때 학습데이터는 이전 timestep에서 예측에 사용된 실내온도(n-1), 외기 온도(n-1), 팬 코일 유닛 입수온도(n-1) 및 입수유량(n-1)과 현재 실내온도(n)이다. 이는 과거 입력 값에 대한 예측값이 예측 실내온도(n-1)가 아닌 현재 실내온도임을 학습시키는 과정이며 이를 통해 예측모델의 weight와 bias는 매 time step 수정된다.

실시간 학습이 종료되면 현재 데이터 중 실내온도(n), 외기 온도(n), 팬 코일 유닛 입수온도(n)에 입수 유량을 100 kg/h부터 500 kg/h까지 5 kg/h씩 증가시키며 추가하여 총 80가지 상황에 대한 입력변수를 생성하고 전처리 후 실내온도 예측모델에 입력하여 예측을 시행한다. 80개의 예측값은 각 유량에 대한 미래 예측 실내온도로 현재 설정 온도와 비교하여 두 값의 절댓값 오차가 가장 작은 값을 추출한다. 이 값은 미래 예측 실내온도(n)로 n+1번째 timestep에서 미래 실내온도(n+1)와 비교 값으로 사용된다. 제어에 적용되는 최적 팬 코일 순환수 유량은 예측 실내온도(n)의 산출에 사용된 입력 값으로 결정되며 Part D에서 해당 유량으로 제어하도록 제어 신호를 송출한다.

4. 성능평가

본 장에서는 실내온도 예측모델의 개발 결과에 따른 예측 정확도와 적응형 예측제어 알고리즘의 성능평가 결과를 서술한다. 예측 정확도는 CV(RMSE)로 평가하며 제어 안정성은 최대 오차(Max Error)와 Mean Absolute Error (MAE)로 평가한다. CV(RMSE)는 실제값과 예측값의 오차를 산출하여 낮을수록 예측 정확도가 높은 것을 의미한다. MAE는 오차 절댓값의 평균으로 제어 결과에 따른 실내온도와 설정 온도의 오차를 통해 산출하며 값이 낮을수록 제어



* HST: Heat storage tank
 * PVT: Photovoltaic thermal panel
 * FCU: Fan coil unit

Fig. 2. Process of adaptive predictive control algorithm

Table 2. Structure and prediction accuracy on prediction models

Models		Information
Heating period	Structure	- Input layer: 1 (4 neurons) - Hidden layer: 5 (10 neurons per layer) - Output layer: 1 (1 neuron)
	CV (RMSE)	0.21%
Cooling period	Structure	- Input layer: 1 (4 neurons) - Hidden layer: 4 (13 neurons per layer) - Output layer: 1 (1 neuron)
	CV (RMSE)	1.09%

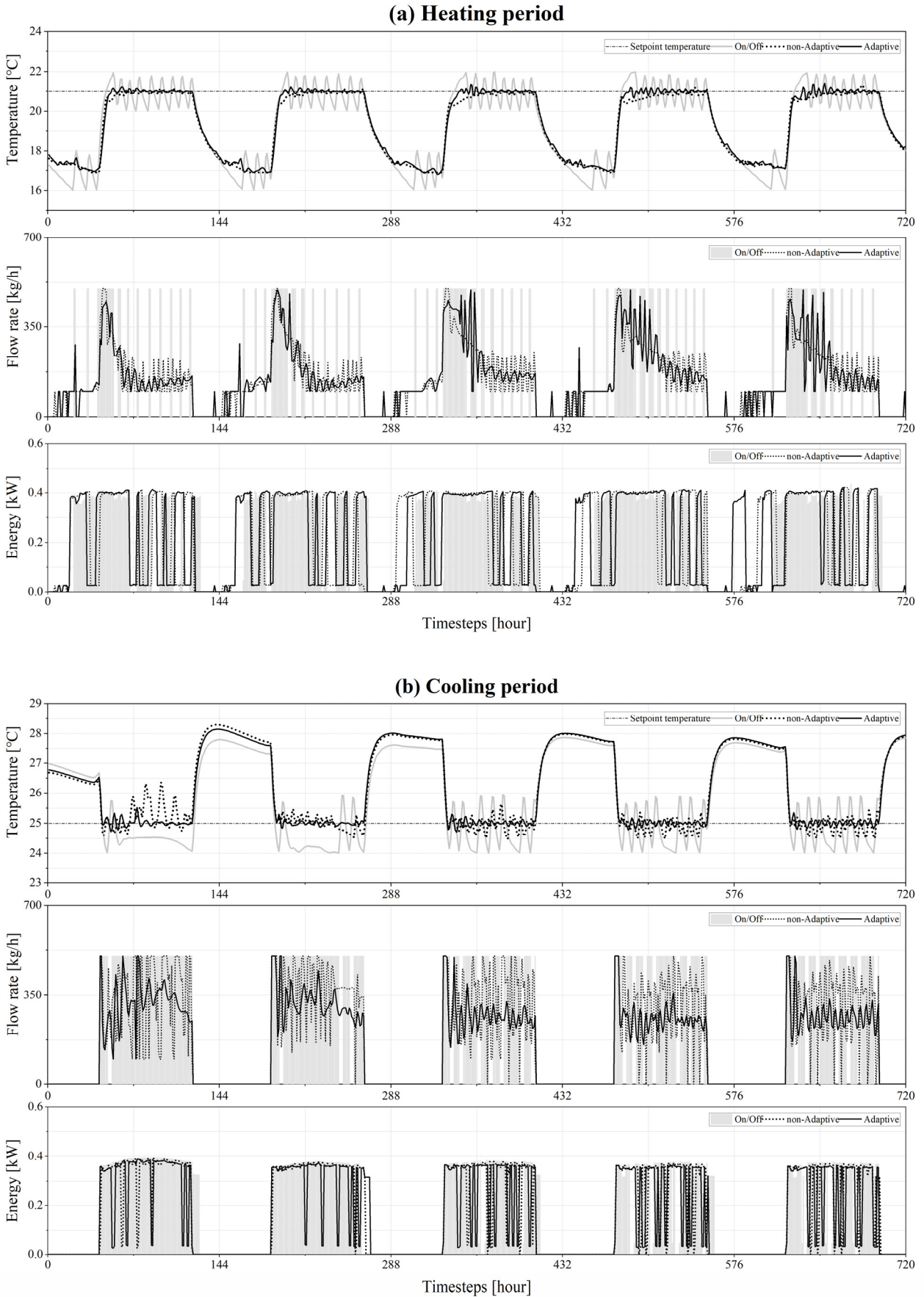


Fig. 3. Simulation results: (a) Heating period, (b) Cooling period

안정성이 높은 것을 의미한다.

적응형 예측제어 알고리즘의 성능평가를 위하여 기존 제어방식인 On/Off 시스템, 비적응형 예측제어 알고리즘, 적응형 예측제어 알고리즘을 각각 동일 기간에 적용하여 시뮬레이션을 실시하였다. 시뮬레이션 기간은 난방이 시행되는 평일이 모두 포함되도록 2019년 기준 난방 기간(1월 14일~1월 18)과 냉방 기간(8월 12일~8월 16일)을 설정하였다. 평가 지표 및 에너지 소비량 산출은 제어 방식에 따른 차이를 보다 명확히 비교하기 위해 8:00 이후 On/Off 제어 시의 온도가 처음 설정 온도를 만족하는 구간부터 난방이 중지되는 20:00까지로 설정하였다.

4.1. 실내온도 예측모델의 예측 정확도

실내온도 예측모델의 예측 정확도는 시험 데이터의 실제값과 예측값에 대한 CV(RMSE)로 평가하였다. 난방, 냉방 기간 예측모델의 최적 구조 및 예측 정확도는 Table 2와 같다.

난방 기간 예측모델의 은닉층은 5개, 뉴런 수는 각 은닉층별 10개로 결정되었으며 CV(RMSE)는 0.21%로 산출되었다. 냉방 기간 예측모델의 최적 구조는 뉴런 수 13개로 구성된 은닉층 4개이며 CV(RMSE)는 1.09%로 산출되었다. 두 모델 모두 낮은 CV(RMSE)를 나타내며 예측 정확도가 매우 높은 것으로 분석되었다.

4.2. 제어 예측 정확도 및 안정성

시뮬레이션 결과에 따른 예측 정확도, 제어 안정성은 Table 3와 같으며 Fig. 3은 세 가지 제어방식에 대한 실내온도와 제어변수인 팬 코일 유닛의 유량을 나타낸다. 제어 예측 정확도는 제어알고리즘에 적용된 예측모델의 예측 정확도로 매 timestep에 대한 예측값과 해당 값의 제어 결과인 실내온도와 오차에 대한 CV(RMSE)로 평가하였다. 시뮬레이션 결과 난방 기간의 비적응형 예측제어 CV(RMSE)는 1.05%, 적응형 예측제어는 0.50%로 산출되었으며 냉방 기간의 경우 비적응형, 적응형 예측제어의 CV(RMSE)는 각각 0.89%, 0.39%로 산출되었다. 모든 기간에서 적응형 예측제어의 예측 정확도가 높았으며 이는 실시간 학습에 의해 실내온도 예측모델의 성능이 향상되었음을 의미한다.

제어 안정성 또한 세 제어방식 중 적응형 예측제어가 가장 우수하였다. 난방 기간의 경우 두 예측제어의 Max error는 0.70°C, 0.45°C

로 On/Off 제어의 deadband를 초과하지 않았으며 MAE는 각각 0.15°C, 0.07°C로 매우 높은 안정성을 나타냈다. 반면 냉방 기간의 경우 비적응형, 적응형의 MAE가 0.24°C, 0.07°C로 제어 안정성이 높게 산출되었으나 비적응형 예측제어의 Max error가 1.36°C로 deadband 초과 현상이 발생하였다. 이는 전체적인 제어 안정성은 높으나 특정 시점에서 예측 실패가 발생했음을 의미한다. 동일 환경에 대한 제어가 이루어졌음에도 불구하고 적응형 예측제어의 Max error는 0.51°C로 산출되었는데, 이는 실간 학습에 의한 예측모델의 성능향상이 제어 안정성에도 영향을 미치기 때문이다.

Fig. 3은 세 제어방식의 제어 결과에 따른 적응형 예측제어의 우수성을 명확하게 나타낸다. 세 제어방식 모두 실내온도가 설정 온도 근접하도록 성공적인 제어를 수행하였다. On/Off 제어는 냉방 기간의 첫 2일에 긴 시간 동안 가동되는 현상이 나타났는데 이는 높은 냉방부하로 인해 유량을 최대로 투입했음에도 불구하고 deadband 미만으로 실내온도가 하락하지 않았기 때문이다. 이는 설정 온도 대비 실내온도가 낮게 유지되는 과냉각 구간으로 불필요한 시스템 가동을 초래한다. 비적응형 예측제어는 대부분의 제어 기간 동안 부분 부하에 대응하여 On/Off 제어 대비 안정적인 제어를 수행하였으나 냉방 기간의 첫날에 Max error를 포함하여 최적 제어가 이루어지지 않았고 이후에도 실내온도가 설정 온도 아래 머무는 과냉각 구간 발생 빈도가 높게 나타났다. 순환수 유량 그래프는 이 현상에 대한 근거를 제공한다. 비적응형 예측제어의 순환수 유량은 적응형 예측제어에 비해 과도하게 사용되었으며 유량 조절의 폭 또한 등락이 큰 것으로 나타났다.

반면 적응형 예측제어의 경우 난방 기간의 전 구간에 대하여 다른 두 제어방식보다 실내온도가 설정 온도에 가깝게 유지되었으며 유량 또한 안정적으로 공급되었다. 특히 난방 기간에는 설정 온도 도달하는 시간이 비적응형 예측제어에 비해 신속하게 이루어졌음에도 불구하고 On/Off 제어처럼 설정 온도를 과도하게 초과하는 오버슈팅(Overshooting) 현상은 최소한으로 일어났다. 이는 다른 두 제어방식에 비해 쾌적한 열환경을 더욱 신속하고 안정적으로 제공할 수 있음을 의미한다.

4.3. 에너지 소비량 비교분석

세 가지 제어방식에 따른 히트펌프, 순환 펌프, 팬 코일 유닛의 에너지 소비량은 Fig. 3, Table 3과 같다. 난방 기간 중 On/Off 제어,

Table 3. Structure and prediction accuracy on prediction models

Cases		Prediction accuracy	Control stability		Energy consumption				
		CV(RMSE) [%]	Max error [°C]	MAE [°C]	HP [kWh]	HP & PVT pump [kWh]	HST pump [kWh]	FCU [kWh]	Total [kWh]
Heating period	On/Off	-	1.00	0.52	79.26	7.52	3.59	2.82	93.19
	non-Adaptive	1.05	0.70	0.15	77.14	6.62	3.44	6.96	94.16
	Adaptive	0.50	0.45	0.07	76.69	6.59	3.55	6.96	93.79
Cooling period	On/Off	-	1.00	0.62	87.22	8.43	10.84	5.00	111.49
	non-Adaptive	0.89	1.36	0.24	94.30	9.25	6.06	6.86	116.47
	Adaptive	0.39	0.51	0.07	82.70	8.11	5.21	7.20	103.21

비적응형 예측제어, 적응형 예측제어의 총 에너지 소비량은 각각 93.19 kWh, 94.16 kWh (+1.03%), 93.79 kWh (+0.64%)로 On/Off 제어의 에너지 소비량이 가장 낮았으며 냉방 기간의 에너지 소비량은 각각 111.49 kWh, 116.47 kWh (+4.28%), 103.21 kWh (-8.02%)로 적응형 예측제어가 가장 낮게 나타났다.

이 결과는 전체적인 에너지 소비량 측면에서 최적 제어가 반드시 에너지 절감에 유리하지는 않다는 것을 시사한다. 난방 기간에는 On/Off 제어의 시스템 가동 빈도는 적지만 두 예측제어는 부분부하에 대응하여 계속적으로 가동되기 때문에 팬 코일 유닛의 가동에서 에너지 소비량 차이가 가장 두드러지게 나타났다.

반면 냉방 기간의 경우 높은 냉방부하로 인해 On/Off 제어의 가동시간이 길어 팬 코일 유닛 에너지 소비량에서는 큰 차이가 발생하지 않았으나 투입된 순환수 유량에 직접적으로 영향을 받는 HST pump 에너지 소비량에서 적응형 예측제어가 가장 적은 에너지를 사용한 것으로 분석되었다. 이는 냉난방 시스템의 가동시간이 길어 질수록 최적 제어로 인한 에너지효율이 증가할 수 있음을 의미한다.

비적응형 예측제어의 냉방 기간 에너지 사용량은 총 에너지 사용량이 유사했던 난방 기간과 비교하여 다른 두 제어방식 대비 과도하게 사용된 것으로 나타났다. 냉난방 가동 여부를 대변하는 팬 코일 유닛의 에너지 소비량이 적응형 예측제어에 비해 낮게 나타났음에도 불구하고 HST pump의 에너지 소비량이 높게 산출된 것은 과냉각 상태로 유지되는 구간이 상대적으로 길었기 때문이다. 또한, 히트펌프 에너지 사용량이 크게 차이 나는 이유는 제어가 요구되는 냉방부하 이상의 부하가 축열조로 전달되어 축열조 온도를 상승시킴으로써 히트펌프의 부하를 가중시켰기 때문인 것으로 분석된다.

위 분석 내용을 종합한 결과 예측모델의 실시간 학습은 예측 정확도를 향상시키며 이는 제어 안정성에 직접적인 영향을 미치는 것으로 증명되었다. 또한, 큰 냉난방 부하가 지속적으로 발생할수록 적응형 예측제어가 제어 안정성과 에너지효율 측면에서 우수한 성능을 나타낼 수 있다는 가능성을 시사하며 현장에 적용될 경우 기존 제어 방식 대비 지속적인 실내 열쾌적을 제공할 수 있을 것으로 사료된다.

5. 결론

최근 건물에너지 절감에 대한 문제가 대두됨에 따라 융복합 히트펌프 시스템에 대한 수요가 증가하고 있으며 관련 기술개발이 지속적으로 이루어지고 있다. 융복합 히트펌프 시스템은 구성요소가 다양하여 효율적인 운영을 위한 최적 제어 알고리즘의 적용이 필수적이나 시스템의 복잡성으로 인해 대부분 규칙기반 제어를 적용하고 있는 실정이다. 따라서 본 연구에서는 지능형 실내온도 예측모델을 개발하고 예측모델의 실시간 학습과 예측값 기반의 최적 제어를 시행하는 적응형 예측제어 알고리즘을 개발하였다. 개발된 알고리즘은 On/Off 제어, 비적응형 예측제어 알고리즘과의 비교 시뮬레이션을 통해 성능이 분석되었다. 연구를 통해 밝혀진 사실은 다음과 같다.

(1) 실내온도 예측모델은 인공지능망을 통해 난방 기간 예측모델과 냉방 기간 예측모델로 개발되었으며 각각 CV(RMSE) 0.21%, 1.09%의 높은 예측 정확도를 나타내었다. 개발된 예측모델은 적응형 예측제어 알고리즘에 내포되어 매 timestep 마다 미래 실내온도

예측 기능을 수행한다.

(2) 제어방법에 따른 예측 정확도 및 제어 안정성 분석결과 적응형 예측제어 알고리즘의 예측 정확도가 CV(RMSE) 0.50% (난방 기간), 0.39% (냉방 기간)으로 비적응형 보다 높았다. 제어 안정성 또한 난방 기간의 Max error와 MAE가 각각 0.45°C, 0.07°C 그리고 냉방 기간은 각각 0.51°C, 0.07°C로 안정적인 제어가 이루어졌으며 이는 실시간 학습에 의해 예측모델 성능이 향상된 것에 기인함이 증명되었다.

(3) 에너지 소비량 분석결과 난방 기간에는 On/Off 제어가 93.19 kWh로 가장 낮았으며 냉방 기간의 경우 적응형 예측제어 알고리즘이 103.21 kWh로 가장 낮게 산출되었다. 이는 부산 기후 특성상 난방 기간에 부하 발생이 적어 부분 부하에 지속적으로 대응하는 예측제어에 비해 On/Off 제어의 가동이 적었기 때문이다. 반면 냉방부하가 크게 발생한 냉방 기간에는 적응형 예측제어 알고리즘의 팬 코일 유닛 순환수 유량이 가장 적게 소모되어 에너지 절감에 큰 비중을 차지하였다.

결론적으로 적응형 예측제어 알고리즘 적용 시 열원과 부하의 변동에도 불구하고 지속적인 실내 열쾌적을 제공할 수 있음이 증명되었으며 에너지 절감에 대한 가능성이 확인되었다. 또한, 적응형 예측제어 알고리즘의 실시간 학습을 통한 예측 및 제어 성능향상은 기후 변화나 시스템 노후화로 인한 효율 변경에 대하여 별도의 최적화 과정 없이 대응이 가능함을 보여주며 나아가 다른 물리적 환경 적용되어도 최적 제어 시행이 가능할 것으로 판단된다.

Acknowledgement

본 연구는 국토교통부 교통기술촉진연구개발사업의 연구비지원(21CTAP-C163597-01)에 의해 수행되었습니다.

Reference

- [1] International Energy Outlook 2016, <https://www.eia.gov/outlooks>, 2021.12.
- [2] 국토교통부, 2030 국가온실가스 감축목표(NDC) 온라인 토론회, <http://www.molit.go.kr>, 2021.10.08. // (Ministry of Land, Infrastructure and Transport, 2030 Greenhouse gases Nationally Determined Contribution Online Debate, <http://www.molit.go.kr>, 2021.10.08.)
- [3] 제로에너지빌딩, 제로에너지건축물 의무화 로드맵, <http://zeb.energy.or.kr>, 2021.12. // (Zero Energy Building, Mandatory Roadmap of Zero Energy Building, <http://zeb.energy.or.kr>, 2021.12.)
- [4] 이성근, 이성인, 나인강, 국가 에너지절약 및 효율향상 추진체계 개선방안 연구, 에너지경제연구원 연구보고서, 2008.12. // (S.K. Lee, S.I. Lee, I.G. Na, A Study on the Improvement of the Promotion System for National Energy Saving and Efficiency Improvement, Korea Energy Economics Institute Research Report, 2008.12.)
- [5] 신지현, 김선숙, 조영희, 외벽 열관류율 변화에 따른 냉난방에너지 요구량 및 소요량 분석, 한국생활환경학회지, 제23권 제1호, 2016.02, pp.104-112. // (J.H. Shin, S.S. Kim, Y.H. Cho, An Analysis of the Heating and Cooling Energy Demand and Consumption According to the Mean Thermal Transmittance of External Wall, Journal of The Korean Society of Living Environmental System, 23(1), 2016.02, pp.104-112.)
- [6] 조용, 최중민, 데이터센터 냉방시스템 고효율화를 위한 국내 수열에너지 보급 제도 개선에 관한 연구, 한국지열수열에너지학회논문집, 제17권 제3호, 2021.09, pp.21-29. // (Y. Cho, J.M. Choi, A Study on the Improvement of the Water Source Energy Distribution Regulation for High Efficient Data Center Cooling System in Korea, Transactions of

- the Korean Society for Geothermal and Hydrothermal Energy, 17(3), 2021.09, pp.21-29.)
- [7] Energy&Industrial Strategy, Hybrid Heat Pumps Final report for Department for Business, 2017.
- [8] NAVIGANT, Benefits of Hybrid Heat Pump Systems in a Low Carbon Energy System; An evidence-based analysis, 2020.07.03.
- [9] 백남준 외 3인, 콤팩트형 태양열/지열히트펌프 하이브리드 냉난방 및 급탕 시스템 개발 및 성능분석, 한국태양에너지학회 논문집, 제32권 제5호, 2012.10, pp.55-67. // (N.C. Baek et al., The Development and Performance Analysis of Compact Type Solar Thermal/Ground Coupled Heat Pump Hybrid System for Heating, Cooling and Hot water, Journal of the Korean Solar Energy Society 32(5), 2012.10, pp.55-67.)
- [10] 정용대, 남유진, 여성구, 태양광열 지열 하이브리드 시스템의 적정 용량 설계를 위한 동적 에너지 시뮬레이션, 대한건축학회 논문집, 제33권 제7호, 2017.07, pp.53-61. // (Y.D. Jeong, Y.J. Nam, S.G. Yeo, Dynamic Energy Simulation for Suitable Capacity Decision of GSHP-PVT Hybrid System, JOURNAL OF THE ARCHITECTURAL INSTITUTE OF KOREA Structure & Construction, 33(7), 2017.07, pp.53-61.)
- [11] 손병후, 하이브리드 지중열교환기 적용 지열 히트펌프 시스템의 난방 성능 분석, 한국지열에너지학회 논문집, 제16권 제3호, 2020.09, pp.8-16. // (B.H. Sohn, Heating Performance Analysis of Ground-Source Heat Pump (GSHP) System using Hybrid Ground Heat Exchanger (HGHE), Transactions of the Korea society of Geothermal Energy Engineers, 16(3), 2020.09, pp.8-16.)
- [12] W. Gang, J. Wang, S. Wang, Performance analysis of hybrid ground source heat pump systems based on ANN predictive control, Applied Energy, 136, 2014.12, pp.1138-1144.
- [13] H. Weeratunge et al., Model predictive control for a solar assisted ground source heat pump system, Energy, 152, 2018.06, pp.974-984.
- [14] E. Zanetti et al., Energy saving potentials of a photovoltaic assisted heat pump for hybrid building heating system via optimal control, Journal of Building engineering, 27, 2020.01.
- [15] 국토교통부, 건축물의 에너지절약설계기준, 국토교통부 고시 제 2017-881호. // (Ministry of Land, Infrastructure and Transport, Criteria for Energy Saving Design of Buildings, Korean MOLIT, 2017-881.)
- [16] ASHRAE, Energy Standard for Buildings Except Low-Rise Residential Buildings, Standard 90.1, 2019.
- [17] ASHRAE, Thermal Environmental Conditions for Human Occupancy, Standard 55, 2019.
- [18] 백용규, 윤연주, 문진우, 난방시스템 최적 셋백온도 적용시점 예측을 위한 인공신경망모델 개발, 한국생태환경건축학회 논문집, 제16권 제3호, 2016.06, pp.89-94. // (Y.K. Baik, Y.J. Yoon, J.W. Moon, Development of Artificial Neural Network Model for Predicting the Optimal Setback Application of the Heating Systems, KIEAE Journal, 16(3), 2016.06, pp.89-94.)
- [19] M.G. Fernando et al., Adaptive Predictive Control of a data center cooling unit, Control Engineering Practice, 107, 2021.02.
- [20] 최영재 외 3인, 컨테이너형 데이터센터 최적 제어 알고리즘을 위한 열환경 예측모델 개발, 한국생태환경건축학회 논문집, 제20권 제5호, 2020.10, pp.159-164. // (Y.J. Choi et al., Development of Supply Air Temperature Prediction Model for Optimal Control Algorithm of Containment Data Center, KIEAE Journal, 20(5), 2020.10, pp.159-164.)
- [21] 박보광 외 4인, 데이터센터 냉방 에너지 절약을 위한 최적 냉수 유량 예측-제어 알고리즘 개발, 한국생태환경건축학회 논문집, 제21권 제3호, 2021.06, pp.47-53. // (B.R. Park et al., Development of Optimal Chilled Water Mass Flow Rate Prediction and Control Algorithm for Data Center CoolingEnergy Saving, KIEAE Journal, 21(3), 2021.06, pp.47-53.)
- [22] 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, 2021.12.