



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

第 136 回 碩士學位論文

指導教授 文 鎮 宇

실내 최적 열환경 제공을 위한 융복합  
히트펌프 시스템 제어알고리즘 개발

Development of a Hybrid Heat Pump System Control  
Algorithm for Comfortable Indoor Thermal  
Environment

中央大學校 大學院  
建築學科 建築環境計畫專攻  
趙 慧 韻  
2022年 2月

실내 최적 열환경 제공을 위한 융복합  
히트펌프 시스템 제어알고리즘 개발

Development of a Hybrid Heat Pump System Control  
Algorithm for Comfortable Indoor Thermal Environment

이 論文을 碩士學位論文으로 提出함

2022年 2月

中央大學校 大學院  
建築學科 建築環境計畫專攻

趙 慧 韻

# 趙慧韻의 碩士學位論文으로 認定함

審查委員長 \_\_\_\_\_ (印)

審查委員 \_\_\_\_\_ (印)

審查委員 \_\_\_\_\_ (印)

中央大學校 大學院

2022年 2月

# 목 차

제 1 장 서 론 .....	1
1.1 연구의 배경 및 목적 .....	1
1.2 연구의 범위 및 방법 .....	5
제 2 장 이론 고찰 .....	8
2.1 개요 .....	8
2.2 융복합 히트펌프 시스템 제어 연구동향 .....	8
2.2.1 융복합 히트펌프 시스템 개요 .....	8
2.2.2 융복합 히트펌프 시스템 제어 선행연구 .....	12
2.3 소결 .....	21
제 3 장 융복합 히트펌프 시스템 모델링 .....	22
3.1 개요 .....	22
3.2 융복합 히트펌프 시스템 및 통합 제어알고리즘 구성 .....	22
3.3 TRNSYS 내 Base model 모델링 .....	28
3.3.1 Base model 시뮬레이션 모델링 개요 .....	28
3.3.2 Base model 모델링 및 파라미터 입력 .....	29
3.3.3 시스템 적정용량 타당성 분석 .....	33
3.4 소결 .....	35
제 4 장 실내온도 예측모델 및 최적 제어알고리즘 개발 .....	37
4.1 개요 .....	37

4.2 실내온도 예측모델 개발 .....	37
4.2.1 예측모델 개발 개요 .....	37
4.2.2 예측모델 학습데이터 구축 .....	40
4.2.3 실내온도 예측모델 개발 .....	42
4.3 최적 제어알고리즘 개발 .....	45
4.4 소결 .....	49
<b>제 5 장 예측모델 및 최적 제어알고리즘 성능평가 .....</b>	<b>51</b>
5.1 개요 .....	51
5.2 실내온도 예측모델 성능평가 .....	52
5.2.1 예측모델 성능평가 기준 .....	52
5.2.2 예측모델 성능평가 .....	53
5.3 최적 제어알고리즘 성능평가 .....	55
5.3.1 최적 제어알고리즘 성능평가 개요 .....	55
5.3.2 제어알고리즘 최적화 및 성능평가 .....	59
5.3.3 최적 제어알고리즘의 적응성 평가 .....	72
5.3.4 최적 제어알고리즘의 확장성 평가 .....	85
5.4 소결 .....	97
<b>제 6 장 결론 .....</b>	<b>99</b>
<b>참고문헌 .....</b>	<b>103</b>

국문초록 ..... 110

ABSTRACT ..... 112

## 표 목차

Table 1. 국내 융복합 히트펌프 제어 및 성능분석 선행연구 .....	15
Table 2. 국내 융복합 히트펌프 제어 및 성능분석 선행연구 .....	18
Table 3. 융복합 히트펌프 Base model 시뮬레이션 모델링 개요 .....	31
Table 4. 초매개변수 및 신경망 구조별 탐색 범위 .....	44
Table 5. 냉난방기간별 각 최적 초매개변수 및 신경망 구조 .....	44
Table 6. 냉난방기간 실내온도 예측모델 성능 .....	54
Table 7. 최적 제어알고리즘 성능평가를 위한 시뮬레이션 개요 .....	56
Table 8. 최적 제어알고리즘 실내온도 제어 성능평가를 위한 기준 .....	59
Table 9. Base case 제어방법별 제어 성능지표 .....	67
Table 10. Base case 시스템 요소별 On/Off 대비 에너지 소비량 변화 ..	69
Table 11. Base case 시스템 요소별 가동시간 .....	70
Table 12. Case 1 제어방법별 제어 성능지표 .....	80
Table 13. Case 1 시스템 요소별 On/Off 대비 에너지 소비량 변화 .....	82
Table 14. Case 1 시스템 요소별 가동시간 .....	83
Table 15. 서울 피크부하에 따른 시스템 용량 변경 .....	86
Table 16. Case 2 제어방법별 제어 성능지표 .....	93
Table 17. Case 2 시스템 요소별 On/Off 대비 에너지 소비량 변화 .....	95
Table 18. Case 2 시스템 요소별 가동시간 .....	95

## 그림 목차

Fig. 1 히트펌프 시장 규모 및 성장률 .....	2
Fig. 2 연구흐름도 .....	7
Fig. 3 히트펌프의 원리 .....	9
Fig. 4 태양광/열 패널과 결합된 히트펌프 예시 .....	12
Fig. 5 PVT-HST 융합시스템1 .....	14
Fig. 6 PVT-HST 융합시스템2 .....	14
Fig. 7 융복합 히트펌프 시스템 제어방식 최적화 과정 예시 .....	17
Fig. 8 태양광/열 융복합 히트펌프 시스템 .....	24
Fig. 9 융복합 히트펌프 시스템 통합 제어알고리즘 .....	25
Fig. 10 융복합 히트펌프 시스템 축열/냉 (Part B, 열원측 사이클) .....	26
Fig. 11 융복합 히트펌프 시스템 냉난방 (Part C, 부하측 사이클) .....	27
Fig. 12 TRNSYS-Matlab 연동 개요 .....	29
Fig. 13 연간 냉난방 가동에 따른 Unmet load hour .....	34
Fig. 14 Base model 연간 냉난방기간 중 평균 실내부하 및 외기온도 .....	34
Fig. 15 인공신경망의 구조 예시 .....	38
Fig. 16 실내온도 예측모델 개발 과정 .....	40
Fig. 17 난방기간 실내온도 예측모델 구조 .....	45
Fig. 18 냉방기간 실내온도 예측모델 구조 .....	45
Fig. 19 최적 제어알고리즘 프로세스 .....	48
Fig. 20 난방기간 실내온도 실제값-예측값 $R^2$ .....	54
Fig. 21 냉방기간 실내온도 실제값-예측값 $R^2$ .....	54
Fig. 22 Base case 난방기간 재실시간 중 실내온도 및 외기온도 .....	62
Fig. 23 Base case 난방기간 Typical day 중 실내온도 및 제어유량 .....	63
Fig. 24 Base case 난방기간 Peak day 중 실내온도 및 제어유량 .....	63
Fig. 25 Base case 냉방기간 재실시간 중 실내온도 및 외기온도 .....	65

Fig. 26 Base case 냉방기간 Typical day 중 실내온도 및 제어유량	66
Fig. 27 Base case 냉방기간 Peak day 중 실내온도 및 제어유량	66
Fig. 28 Base case 냉난방기간 중 제어방법별 제어오차 분포	66
Fig. 29 Base case 제어방식별 냉난방기간 에너지 소비량	69
Fig. 30 Case 1 난방기간 채실시간 중 실내온도 및 외기온도	75
Fig. 31 Case 1 난방기간 Typical day 중 실내온도 및 제어유량	75
Fig. 32 Case 1 난방기간 Peak day 중 실내온도 및 제어유량	76
Fig. 33 Case 1 냉방기간 채실기간 중 실내온도 및 외기온도	78
Fig. 34 Case 1 냉방기간 Typical day 중 실내온도 및 제어유량	78
Fig. 35 Case 1 냉방기간 Peak period 중 실내온도 및 제어유량	79
Fig. 36 Case 1 냉난방기간 중 제어방법별 제어오차 분포	79
Fig. 37 Case 1 제어방식별 냉난방기간 에너지 소비량	82
Fig. 38 연중 서울 외기온도	86
Fig. 39 Case 2 난방기간 채실시간 중 실내온도 및 외기온도	88
Fig. 40 Case 2 난방기간 Typical day 중 실내온도 및 제어유량	89
Fig. 41 Case 2 난방기간 Peak day 중 실내온도 및 제어유량	89
Fig. 42 Case 2 냉방기간 채실기간 중 실내온도 및 외기온도	91
Fig. 43 Case 2 냉방기간 Typical day 중 실내온도 및 제어유량	91
Fig. 44 Case 2 냉방기간 Peak period 중 실내온도 및 제어유량	92
Fig. 45 Case 2 냉방기간 Peak day 중 실내온도 및 제어유량	92
Fig. 46 Case 2 냉난방기간 중 제어방법별 제어오차 분포	92
Fig. 47 Case 2 제어방식별 냉난방기간 에너지 소비량	95

# 제 1 장 서론

## 1.1 연구의 배경 및 목적

국제 에너지 기구(International Energy Agency, IEA) 보고서에 따르면 전 세계 에너지 사용량은 2040년까지 25% 증가할 것으로 전망된다<sup>1)</sup>. 건물 내 에너지 사용량은 전체 에너지 사용량의 40% 이상을 차지할 것이며 그 중 50% 이상이 건물 냉난방 에너지로 사용될 것으로 조사되었다. 이에 따라 최근 전 세계적으로 신재생에너지 도입 확대 및 설비시스템 에너지 사용 효율화를 통해 제로에너지 빌딩(Net Zero-Energy Buildings, NZEBs) 구현을 앞당기며 증가하는 에너지 수요 대응과 감축을 위해 노력하고 있다.

유럽연합(EU)은 2005년부터 2015년까지 전 산업 분야에서의 신재생에너지 사용 비율을 17%까지 확장하였으며<sup>2)</sup> 최근 ‘Clean Energy for all Europeans’ 시행을 통해 2050년까지 70%를 달성할 것으로 발표하였다. 미국의 경우, 현재 최종 에너지 사용량의 8%를 신재생에너지로 충당하고 있고 2050년까지 사용 비율을 63%로 확장할 전망이다<sup>3)</sup>. 국내에서는 2025년부터 민간건축물의 제로 에너지 빌딩 인증 의무화를 시행하였으며 최근 그린뉴딜(Green New Deal) 정책 시행<sup>4)</sup>으로 신재생에너지 보급을 확대하고 있다. 또한, 신재생에너지 융복합 지원 사업을 통해 에너지원의 활용을 최대화할 수 있는 융합설비 시스템에 대한 지원을 강화하며 도입을 적극적으로 장려하고 있는 추세이다<sup>5)</sup>.

---

1) US. Energy Information Administration (IEA). (2016). International Energy Outlook.  
2) International Renewable Energy Agency. (2019). Global energy transformation: A Road map to 2050  
3) 한국에너지기술평가원. (2012). 건물 에너지 절약을 위한 히트펌프 기술  
4) 기획재정부. (2021.12). <https://www.moef.go.kr/>

히트펌프 기술은 자연·재생에너지를 주요 열원으로 활용함과 동시에 투입된 전력량 대비 2.5~6배까지 열에너지 생산이 가능하다는 점에서 기존 화석연료 사용과 온실가스 발생 저감에 기여할 수 있는 신·재생에너지 기기로서<sup>6)7)</sup> 높게 평가받고 있다. 특히, 히트펌프 기술은 지열, 수열, 태양열 등을 활용하여 냉난방을 수행하기 때문에 CO<sub>2</sub> 발생이 거의 없고 에너지효율이 높다. IEA 블루맵 시나리오에 따르면 히트펌프의 건물 분야 내 광범위한 활용을 통해 2050년에는 126억 톤에 이르는 온실가스 절감이 가능하다. 전 세계 히트펌프 시장은 2018년 543억 3000만 달러에서 2023년까지 연평균 11.68% 증가하여 944억 1000만 달러에 이를 것으로 전망되고 있다<sup>8)</sup>. 일본과 EU 등의 선진국에 이어 최근 중국에서는 지열, 수열 등뿐만 아니라 공기를 열원으로 사용하는 히트펌프까지 신재생에너지로 포함시키며 각 산업 분야 내 보급 확대를 추진하고 있다<sup>9)</sup>.

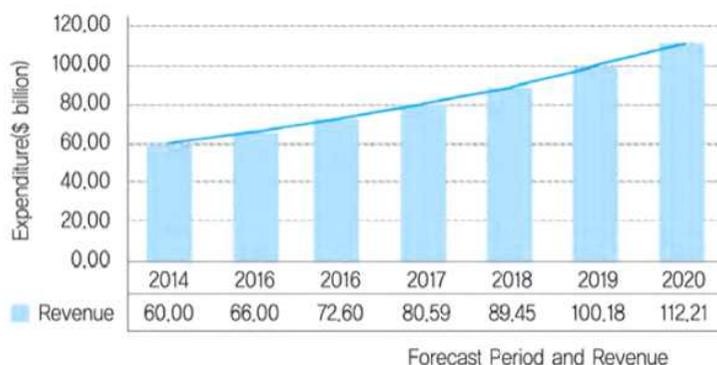


Fig. 1 히트펌프 시장 규모 및 성장률<sup>9)</sup>

- 5) 산업통산자원부. (2021.12). 고시 제2016-127호. <http://www.motie.go.kr/www/main.do>
- 6) 홍희기, 이용주. (2015). 히트펌프와 신재생열에너지에 대한 고찰. 설비저널 44(8). pp. 94-99.
- 7) 김욱중. (2015). 히트펌프 보급 정책 및 제도 현황. 대한설비공학회 학술발표대회논문집. 2015.6. pp. 112-114.
- 8) Markets and Markets, Heat pump Market Size, Share, Growth, Industry Report 2023
- 9) Frost & Sullivan. (2014) The renewable Heat report. Innovative Alternative energy solutions. International Energy Outlook.

융복합 히트펌프 시스템(Hybrid Heat Pump System)은 히트펌프 기술을 기반으로 1) 축열조(Heat Storage Tank, HST) 등의 보조 장치, 2) 복수의 신재생에너지, 보일러 등의 추가열원을 결합한 시스템을 통칭한다. 융복합 히트펌프 시스템은 이러한 부가적인 시스템 요소를 활용한 효율적인 에너지 활용이 가능하여 제로 에너지 건축물 구현을 위한 획기적인 방법으로서 주목을 받고 있다<sup>10)</sup>.

그 중 축열조를 결합한 융복합 히트펌프 시스템은 에너지 및 비용 측면에서 가장 효율적인 구성 방식이다<sup>11)</sup>. 축열조 내 매체의 잠열 또는 현열을 이용하여 열에너지 획득 시점과 사용 시점을 분리할 수 있다. 이에 따라 실내 냉난방 시점에 종속되어 가동되던 기존의 시스템 열원측, 부하측 가동을 독립적으로 수행할 수 있게 됨으로써 채열·방열에 우수한 외부조건이 형성되는 시점에 맞춰 시스템 가동이 가능하다. 이러한 원리를 이용하여 에너지 취득 시점의 시스템 효율을 향상시키고 피크부하가 발생하는 시간대 내 과도한 시스템 가동을 방지함과 동시에 안정적인 실내 냉난방을 수행한다. 따라서 열원으로부터 열에너지 획득을 최대화함과 동시에 융복합 히트펌프 시스템의 에너지 획득 및 실내제어 효율 향상에 기여할 수 있다<sup>12)</sup>.

그러나 복수의 설비 요소들이 복합적으로 적용되는 만큼 통합적인 제어가 어려워 기존에는 전문가의 지식이 요구되는 경험적 제어나 규칙기반 제어가 주로 적용되고 있다. 또한, 축열조에 결합될 수 있는 요소들이 다양하고 그에 따른 제약조건이 상이하어 아직까지 설비 요소

---

10) Element energy. (2017). Hybrid Heat Pumps, Final report. Department for Business, Energy & Industrial Strategy.

11) W. Jung, D. Kim, B. H. Kang, Y. S. Chang. (2017). Investigation of Heat pump Operation Strategies with Thermal Storage in Heating Conditions. Energies. 10(12). 2020.

12) NAVIGANT. (2020). Benefits of Hybrid Heat Pump Systems in a Low Carbon Energy System; An evidence-based analysis

조합별 제어 체계 및 기준이 명확하게 마련되어 있지 않다. 한편, 실내부하 패턴이나 시스템 최적 가동조건은 실시간으로 변화하므로 이러한 일률적인 제어방식은 장비의 효율 저하, 축열된 에너지 낭비 등의 주원인이 될 수 있다. 특히, 축열조를 이용하여 직접 실내 냉난방을 수행하는 경우, 불필요한 시간대에서의 에너지 사용과 함께 비효율적인 실내제어를 초래한다.

따라서, 실내외 조건, 건물 용도 및 열원 설비조건 등이 변화하여도 열원으로부터 열에너지 획득을 효율화하고 실내부하에 유동적인 대처가 가능한 제어방법이 필요하다. 이러한 제어방법을 적용함에 따라 융복합 히트펌프 시스템 전체의 효율성을 높이고 변화하는 조건에서도 축열조를 포함한 각 시스템 요소들의 효율적인 활용을 기대할 수 있다<sup>13)</sup>. 즉, 융복합 히트펌프 시스템의 열원 종류나 변화하는 실내외 조건에 상관없이 대응 가능한 제어가 필요한 실정이다.

다양한 시스템 내외부 조건에 대한 복합적인 고려가 요구되는 융복합 히트펌프 시스템에 효율적인 제어를 위해 black box 모델 기반의 인공지능 기술을 적용할 수 있다. 인공지능은 복잡한 관계에 대한 우수한 학습 능력과 변화하는 환경 데이터에 대한 유연성과 적응성을 가진다. 최근 인공지능 기술은 전 산업 분야에서의 4차 산업혁명 흐름과 함께 활용범위가 넓어졌다. 그 중 건축설비 분야에서는 시스템 고장 감지, 성능 및 에너지 사용량 예측 등을 통한 설비시스템의 성능개선 방안을 모색하며 최적 제어솔루션 제공에 이바지하고 있다. 이러한 기초에 따라 기존의 규칙기반 제어 체계에 국한된 융복합 히트펌프 시스템의 성능향상을 위해서는 인공지능 기술을 이용한 최적 시스템 제어 방안 도출이 필요하다.

---

13) M. Yebiyó & G. Maidment. (2016). Value of hybrid heat pumps, Chartered Institution of Building Services Engineers(CIBSE) journal.

따라서 본 연구의 목적은 축열조를 포함한 융복합 히트펌프 시스템에 적용되어 실내외 및 시스템 조건변화에도 안정적인 실내 열환경 제공이 가능한 인공지능 기반의 최적 제어알고리즘을 개발하는 것이다. 최적 제어알고리즘은 시스템의 열원 측으로부터 공급된 열에너지를 활용하여 실내부하 및 열원 조건에 맞춰 실내 냉난방 제어를 수행하며, 실시간 학습기능을 내포하고 있어 새로운 환경에서의 적응성을 갖는다. 이에 따라 실내외 및 시스템 조건들에 유동적으로 대응함으로써 장비의 효율 저하를 방지하고 기후, 시스템 노후화 등 변화하는 가동 환경을 고려해 최적 실내 열환경을 제공한다.

## 1.2 연구의 범위 및 방법

본 연구의 목적은 축열조를 포함한 융복합 히트펌프 시스템에 적용되어 안정적인 실내 열환경 제공이 가능한 최적 제어알고리즘을 개발하는 것으로, 선행된 이론고찰을 통해 시스템 내 제어 요소 및 연구 계획을 도출하였다. 이를 토대로 융복합 히트펌프 시스템을 모델링 하였으며 시뮬레이션을 통해 예측모델 학습을 위한 데이터를 취득하였다. 구축된 데이터셋을 기반으로 실내 열환경 제어를 위한 최적 제어알고리즘과 이에 내재될 실내온도 예측모델을 개발하였으며 기존 규칙기반 제어방식과의 비교를 통해 제어성과 적응성을 평가하였다. 연구 범위 및 방법은 <Fig. 2>와 같다.

융복합 히트펌프 시스템은 구성하는 설비 요소와 융복합 목적 등에 따라 구성 방식이 달라지며 그에 따른 시스템 제어방식도 상이하다. 본 연구에서는 축열조와 연계된 태양광/열, 공기열원 히트펌프 시스템을 대상으로 한다.

예측모델 개발에 필요한 데이터 취득과 최적 제어알고리즘의 성능평가를 위해 TRNSYS (Transient System Simulation Tool)을 활용하여 융복합 히트펌프 시스템을 시뮬레이션 상에 모델링 하였다. 또한, 구축된 모델링 내 기존 규칙기반의 통합 제어알고리즘을 적용하였다. 본 연구에서 개발한 최적 제어알고리즘은 시스템 통합 제어알고리즘 중 시스템의 부하측 사이클에 적용된다. 구축된 시스템의 적정용량 설계 타당성은 ASHRAE 권장 냉난방 부하 불충족시간 분석을 통해 수행하였다.

구축된 시스템을 기반으로 데이터를 취득하였으며 예측모델 학습에 필요한 학습데이터를 선별·전처리 후 컴퓨터 프로그램 언어(MATLAB Version. R2019a)를 활용하여 예측모델과 최적 제어알고리즘을 개발하였다. 예측모델은 환경변수와 부하측 순환수 유량 시나리오에 따른 미래의 실내온도를 예측하며, 예측성능 최대화를 위해 베이지안 최적화를 통한 최적 구조 및 초매개변수(Hyper-parameter)를 도출하였다. 이를 내포한 최적 제어알고리즘은 현재 실내외 조건에 맞춰 쾌적한 열 환경 제공이 가능한 최적 유량을 도출하여 부하 측 사이클에 적용한다. 또한 최적 제어알고리즘은 실내외 조건이 변화하여도 실시간 학습 기능을 통해 새로운 환경에 대한 적응성을 가진다.

개발된 예측모델과 제어알고리즘의 성능평가는 통계적 지표를 이용하여 수행하였다. 그 중 최적 제어알고리즘의 성능평가는 기존 규칙기반의 제어방식인 On/Off 제어와의 연간 제어성능 및 에너지 소비량 비교·분석을 통해 수행하였다. 또한, 최적 제어알고리즘의 적응성 평가를 위해 실내외 조건을 변화한 뒤, 이에 따른 성능을 On/Off 제어방식과의 비교·분석을 통해 확인하였다.

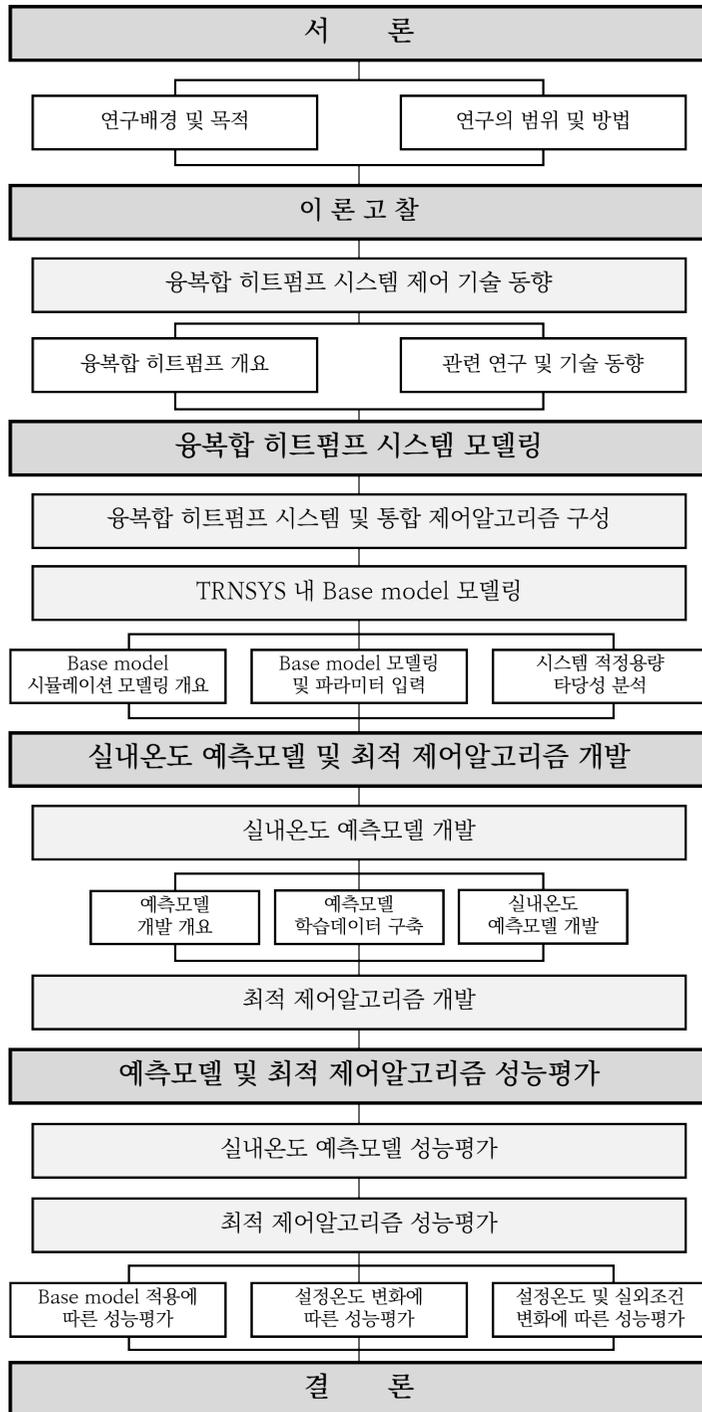


Fig. 2 연구흐름도

## 제 2 장 이론고찰

### 2.1 개 요

본 장에서는 융복합 히트펌프 시스템에 대한 이론적 지식과 적용 사례를 고찰하고 선행연구 분석을 통해 융복합 히트펌프 시스템에 관련된 연구 및 기술 동향을 분석하였다. 융복합 히트펌프 시스템의 정의 및 주요 구성 방식을 정리하였으며 국내외 시스템 제어 관련 선행연구 분석을 통해 연구의 범위 및 목표를 설정하였다.

### 2.2 융복합 히트펌프 시스템 제어 연구동향

#### 2.2.1 융복합 히트펌프 시스템 개요

융복합 히트펌프 시스템은 히트펌프 기술을 주요 냉난방 설비로 이용하는 모든 융복합시스템을 통칭한다. 히트펌프 기술은 1854년 William Thomson이 제안한 역 열역학적 원리를 이용한 장치로써 <Fig. 3>과 같이 냉매의 압축-응축-팽창-증발 사이클을 통해 자연상 저온에서 고온으로 이동하지 않는 열을 인위적으로 옮기는 것을 가능하게 한다. 이와 같이 낮은 곳에 있는 물을 높은 곳으로 옮기는 펌프와 유사한 원리를 가지기 때문에 열(Heat)펌프로 표현되며, 펌프와 마찬가지로 높이 차, 즉 열원과 부하 측의 온도 차가 클수록 에너지 소비가 크며 시스템의 효율이 저하된다.

히트펌프는 압축기 구동원에 따라 전기 구동식, 가스 구동식 등으로 구분되며 공기, 지열, 수열 등 활용하는 열원에 따라 세분화가 가능하다.

---

14) Cielo. (2021.12). <https://www.cielowigle.com/blog/ductless-heat-pumps/>

또한 냉매 사이클을 통한 열전달 대상에 따라 공기 대 공기, 공기 대 물, 물 대 물 방식으로 구분될 수 있다.

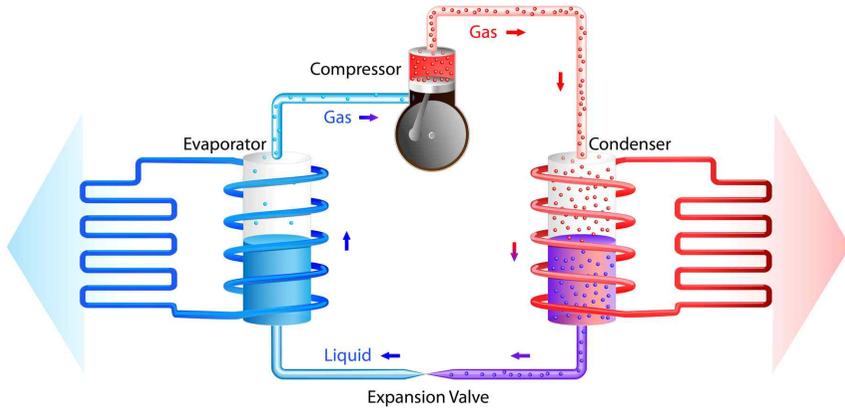


Fig. 3 히트펌프의 원리<sup>14)</sup>

열원 측 히트펌프의 채열·방열 성능은 사용 열원에 따라 크게 좌우되며 이에 대한 대표적인 예시로 공기 열원 히트펌프와 지중 열원 히트펌프를 들 수 있다. 공기 열원 히트펌프의 경우, 변화하는 외기조건에 따라 채열·방열량의 변화폭이 커 일정한 냉난방 성능을 기대하기 어렵다. 지중 열원 이용 시, 공기 열원 히트펌프 대비 안정적인 성능 확보가 가능하나 냉난방 부하의 차로 인해 연간 채열과 방열이 불균일할 시, 지중온도 변화로 인한 장기적인 성능 저하의 문제가 있다.

융복합 히트펌프 시스템은 단일열원 사용에 따른 이러한 문제점들을 개선할 수 있는 융합 기술로서, 일반적으로 기존 단일 열원 히트펌프의 시간차 가동을 위한 축열조나 보일러, 냉각탑 등의 부가적인 열원 시스템 또는 복수의 신재생에너지를 결합하여 구성된다.

먼저 타 열원 및 시스템과의 결합은 1) 열원 측 순환수 예열·재열을 통한 부하 분담 2) 가동 시 시스템 운전모드 선택의 폭을 넓혀 채열·방열 효율 향상을 통해 열원 활용도를 개선할 수 있다<sup>15)16)17)</sup>. 그 중 지중열원

15) Y. Nam, R. Ooka, Y. Shiba. (2010). Development of dual-source hybrid heat pump

시스템의 경우, 타 열원을 활용한 부하 분담 덕분에 지중 열교환기의 길이 및 보어홀 깊이가 축소되어 초기설치 비용 절감이 가능하다<sup>18)19)</sup>. 따라서 타 열원과 결합한 형태의 융복합 히트펌프 시스템은 열원, 부하 조건에 대응하여 활용할 열원을 취사선택하고 냉난방 피크 시간대의 시스템 성능 저하 방지 및 부하 분담을 가능하게 함으로써 전체적인 시스템의 성능을 높이고 에너지 효율 향상에 기여할 수 있다.

축열조와의 결합은 가장 비용 효율적이고 일반적인 형태로, 서로 다른 열 속성을 가진 매체들의 특성을 이용하여 열에너지의 수요와 공급 사이에 발생하는 시간적, 양적 차이를 극복할 수 있다. 축열 방법으로는 주로 현열, 잠열이 이용된다. 현열은 열 저장 매체의 온도 변화를 이용하며 잠열 축열은 매체의 상변화 과정에서의 열을 이용한다. 이 중 물을 이용한 현열 축열은 저렴한 비용과 우수한 열 저장효율로 인해 가장 일반적으로 적용되는 매체이다<sup>20)</sup>.

축열조의 이러한 특징은 기존 단일열원 히트펌프가 가지던 에너지효율 저하, 시스템 과부하 등의 문제를 최소화할 수 있어 축열조와 연계된 히트펌프 시스템의 적용이 증가하는 추세이다. 특히, 전기를 주 구동원으로 이용하는 EHP의 경우, 전력수요가 적고 전기요금이 저렴한

- 
- system using groundwater and air. *Energy and Buildings*. 42(6). pp. 909-916.
- 16) J. M. Corberan, A. C. Marin, J. M. Avellaneda. (2018). Dual source heat pump, a high efficiency and cost-effective alternative for heating, cooling and DHW production. *International Journal of Low-Carbon Technologies*. 13(2). pp. 161-176.
- 17) N. Pardo, A. Montero, J. Martos, J. F. Urchueguia. (2010). Optimization of hybrid - ground coupled and air source - heat pump systems in combination with thermal storage. *Applied Thermal Engineering*. 30(8). pp. 1073-1077.
- 18) R. M. Lazzarin. (2012). Dual source heat pump systems: Operation and performance. *Energy and Buildings*. 52.. pp. 77-85
- 19) M. Cimmino, P. Eslami-nejad. (2017). A simulation model for solar assisted shallow ground heat exchangers in series arrangement. *Energy and Buildings* 157. pp. 227-246.
- 20) I. Dincer, M. A. Rosen. (2011). *Thermal energy storage systems and applications*. Hoboken, N.J.: Wiley.

야간에 히트펌프를 가동함으로써 안정적인 에너지 확보와 냉난방 전력소비량을 최소화할 수 있다. 이를 통해 외부조건이 채열·방열에 우수한 시점에 맞춰 히트펌프를 가동함으로써 과도한 시스템 가동을 방지하고 실내 냉난방 에너지 절감에 우수한 효과를 낼 수 있는 것으로 밝혀진 바가 있다<sup>21)22)23)</sup>.

융복합 히트펌프 시스템은 앞서 설명한 바와 같이 시스템의 목적에 맞게 필요한 요소들과 결합된다. 따라서 시스템을 구성하는 요소들의 종류와 목적에 따라 그 조합과 결합 방식이 다르다. 일반적으로 가장 많이 활용되는 조합은 공기 열원이나 지중 열원 히트펌프와 같은 단일열원 히트펌프에 태양광/열 패널(PhotoVoltaic Thermal, PVT)과 축열조를 부착한 형태로, 축열조와 태양열을 이용하여 기존 단일열원 히트펌프의 단점을 보완하고 추가적인 전력 생산을 통해 NZEBs를 실현할 수 있는 가장 전기 효율적인 방법으로 평가된다<sup>24)</sup>. 따라서 본 연구에서는 공기열원 히트펌프와 축열조 및 태양광/열 패널로 구성된 융복합 히트펌프 시스템을 연구대상을 선정하였다.

---

21) S. M. Hasnain, N. M. Alabbadi. (2000). Need for a thermal-storage air-conditioning in Saudi Arabia. *Applied Energy*. 65(1). pp. 153-164.

22) T. Nagota, Y. Shimoda, M. Mizuno. (2008). Verification of the energy-savings effect of the district heating and cooling system - simulation of an electrical-driven heat pump system. *Energy and Buildings*. 40(5). pp. 732-741.

23) Design Guide for Cool Thermal Storage, ASHRAE, Atlanta (USA), 1993.

24) F. Noris, B. Berggren, J. E. Salom. (2014). Implications of weighting factors on technology preference in net zero energy buildings. *Energy and Buildings*. 82. pp. 250-262

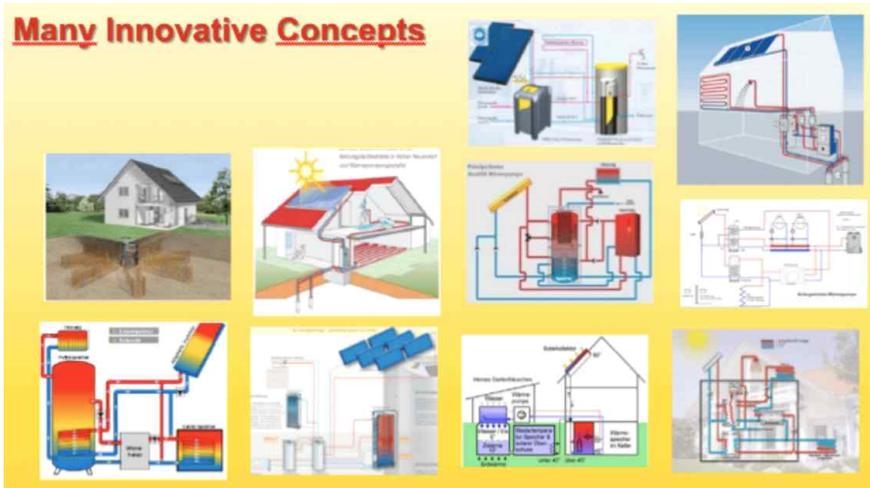


Fig. 4 축열조 및 태양광/열 패널과 결합된 융복합 히트펌프 예시<sup>24)</sup>

그러나 복수의 설비 요소들로 구성되는 융복합 히트펌프 시스템은 고가의 설치비용과 넓은 공간이 수반된다는 제약조건들을 가지고 있다. 2000년대 이후로 80가지가 넘는 융복합 히트펌프 시스템이 개발되었으나 대부분 최적 시스템 용량 및 제어 방안이 확보되지 않아 실내외 조건에 대한 고려 없이 일률적으로 규칙기반 제어되고 있다<sup>25)</sup>. 융복합 시스템은 건물 조건이나 부하 상황, 전력 생산 조건 등에 따라 시스템의 성능이 크게 좌우되기 때문에 효율성 향상을 위해서는 각 융복합 시스템에 맞는 최적 용량설계뿐만 아니라 특성과 조건에 맞는 최적 제어 적용이 필수적이다.

## 2.2.2 융복합 히트펌프 시스템 제어 선행연구

융복합 히트펌프 시스템은 구성하는 요소들의 특성을 고려함과 동시에 실내외 조건에 대응한 최적 제어 방안 요구된다. 따라서 본 장에서는 융복합 히트펌프 시스템 제어 관련 선행연구 분석을 통해 본 연구의 목표

25) Task 44/Annex 38, (2014) Solar and Heat Pump Systems SHC Position Paper

및 필요성을 도출하였다.

융복합 히트펌프 시스템의 최적 제어 방안에 관련된 연구는 국내외로 다양하게 진행되었다. 검색 키워드는 하이브리드, 융합 히트펌프, 연동 히트펌프로 검색하였으며 국내외 선행연구 조사결과는 각각 <Table 1>, <Table 2>와 같다.

국내 선행연구의 경우, 융복합 히트펌프 시스템 개발에 관한 내용이 주를 이루었으며, 임의로 설정한 온도를 기준으로 사용할 열원을 결정하거나 보조열원 가동 여부를 결정하는 방식을 통해 성능을 확인하였다. 따라서 시스템의 성능향상을 위한 제어 방안 개선에 관한 연구는 조사되지 않았다.

백남춘(2012)는 태양열 집열기와 지중열원 히트펌프를 결합한 후 설정한 온도를 기준으로 열원을 바꿔가며 축열조에 열을 저장하도록 하는 제어방식을 개발하였다. 해당 융복합 히트펌프 시스템은 태양열 집열부 출수온도와 축열조 온도의 차(4℃, 15℃)를 기준으로 열원을 취사선택하여 축열/축냉을 진행하였으며 냉난방기 중 가동을 통해 소규모 주택 내 적용 가능성을 확인하였다. 김용찬(2013)과 손병후(2016)은 지중열원 히트펌프에 냉각탑을 결합하여 냉방부하 분담을 통한 성능개선에 관한 연구를 수행하였다. 지중 순환수의 히트펌프 출구 온도를 기준으로 냉각탑의 추가적인 가동 여부를 결정하였으며 각각 30℃, 32℃를 기준으로 하였다. 또한 손병후(2018),(2020), 임효재(2021)는 수열과 지중열원 융복합 히트펌프 시스템을 개발하였으며, 각 열원 축출수온도의 비교를 통해 사용할 열원을 변경해가며 냉난방 COP를 분석하였다.

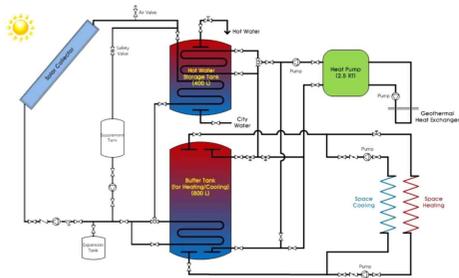


Fig. 5 PVT-HST 융합시스템 1<sup>23)</sup>

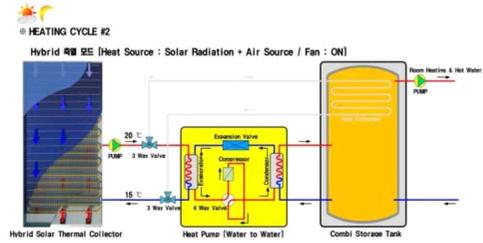


Fig. 6 PVT-HST 융합시스템 2<sup>30)</sup>

융복합 히트펌프 시스템의 성능향상을 위한 구성요소별 특성 및 외부조건에 따른 시스템 성능에 관한 연구도 두 차례 확인되었다. 도규형(2016)은 태양열과 공기열을 복합적으로 이용할 수 있는 복합집열기가 설치된 히트펌프에 관한 연구를 수행하였다. 시뮬레이션을 통해 해당 융복합 히트펌프 시스템의 집열판 열 취득효율, 압축기 능력 및 집열판 순환수 입출수온도 차를 변경시키며 연평균 난방능력 및 성적계수(COP)를 분석하였다. 정용대(2017)은 설정한 축열조 온도, 태양열 집열부 및 지중열교환기 출수 온도 간의 차에 따라 시스템이 가동되도록 설정 후, 건물 조건과 지역 조건을 변경해가며 시스템 COP를 분석하였다. 이를 통해 일사량이 풍부하고 연평균기온이 높은 기후대에서 해당 융복합 히트펌프 시스템의 활용도가 높다는 것을 확인하였다.

Table 1. 국내 융복합 히트펌프 제어 및 성능 분석 선행연구

저자	연도	연구내용
백남춘 외 3인 <sup>26)</sup>	2012	태양열-지중열원 활용 제어로직 개발 후 실증을 통한 COP 분석
김용찬 <sup>27)</sup>	2013	냉각탑-지중열원 융합 히트펌프 시스템의 병렬, 직렬 연결에 따른 성능 분석
손병후 외 3인 <sup>28)</sup>	2016	냉각탑을 이용한 지중열원 히트펌프의 냉방부하 분담에 따른 COP 분석
도규형 외 4인 <sup>29)</sup>	2016	태양열-공기열 활용이 가능한 복합집열기 적용 히트펌프의 집열판 유용도, 압축기 능력, 집열판 순환수 입출수온도 차에 따른 취득열량 분석
류남진 <sup>30)</sup>	2017	태양열-공기열 복합집열기 적용 융복합 히트펌프 시스템의 실증 COP 분석
정용대 외 2인 <sup>31)</sup>	2017	태양광열-지중열원 융복합 히트펌프 시스템의 건물 및 지역조건 변화에 따른 시스템 COP 분석
손병후 <sup>32)</sup>	2018	수열-지열 히트펌프 개발 및 규칙기반 제어를 통한 열원 측 출수온도 및 냉방 COP 분석
김민지 외 3인 <sup>33)</sup>	2018	수직밀폐형 지중열원 히트펌프의 축열조 결합 유무에 따른 에너지 소비량 및 LCC 평가
손병후 <sup>34)</sup>	2020	수열-지열 히트펌프 개발 및 규칙기반 제어를 통한 열원 측 출수온도 및 난방 COP 분석
임효재, 손병후 <sup>35)</sup>	2021	수열-지열 히트펌프 개발 및 규칙기반 제어를 통한 열원 측 출수온도 및 난방 COP 분석

26) 백남춘, 정선영, 윤응상, 이경호. (2012) 콤팩트형 태양열/지열히트펌프 하이브리드 냉

난방 및 급탕 시스템 개발 및 성능분석. 한국태양에너지학회 논문집. 32(5). pp. 59-67.

27) 김용찬. (2013). 하이브리드 지열히트펌프의 지중 및 보조 열원기기의 배열에 따른 성  
능특성. 대한설비공학회지:설비저널. 42(12). pp. 94-97.

28) 손병후, 이두영, 최재호, 민경천. (2016). 냉각탑 병용 하이브리드 지열 히트펌프 시스  
템의 성능 분석. 대한기계학회 논문집 C권 4. pp. 19-26.

29) 도규형, 최병일, 한용식, 김명배, 김태훈. (2016). 태양열/공기열 복합 집열기를 가지는  
하이브리드 히트펌프 시스템의 열성능에 관한 연구. 한국수소 및 신에너지학회 논문  
집. 27(2). pp. 182-191.

30) 류남진. (2017) 태양열-공기열 하이브리드 집열기 및 연계 히트펌프 시스템. 한국태양

국의 선행연구는 국내에 비해 보다 다양한 종류의 융복합 시스템을 대상으로 하였으며, 단순 시스템 개발에 그치지 않고 제어방식, 제어 기준값 및 시스템 용량 등에 따른 성능분석이 수행되었다. 또한 최근 인공지능 기술 기반의 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN), 유전자 알고리즘 (Genetic Algorithm, GA), 모델 예측제어(Model Predictive Control, MPC) 개념 적용을 통해 시스템 COP 향상 및 에너지 소비량을 절감하고자 하였다.

G. Bagarella(2016)은 공기열원 히트펌프에 보일러와 축열조를 결합한 융복합 시스템의 보일러 가동기준 외기온도 값에 따른 에너지 소비량을 확인하였다. 이를 위해 기준온도를  $-2^{\circ}\text{C}$ 에서  $14^{\circ}\text{C}$ 까지 변화시키며 시스템의 연간 난방에너지 효율성에 미치는 영향을 확인하였다. S. Bae(2019)는 태양광/열-지중열원 히트펌프 시스템에 일반적인 히트펌프 출수온도에 맞춘 열원 변경기준을 적용 후, 각 기후대별 연간 시뮬레이션을 통해 nZEB 구현을 위한 태양광 패널 용량을 도출하였다.

W. Gang(2014)는 ANN 적용을 통해 냉각탑-지중열 융복합 히트펌프의 냉방성능을 개선하고자 하였다. ANN 예측모델을 활용한 30분 후 지중열교환기 및 냉각탑 출수온도 예측을 통해 제어 시점에 더 유리한 조건의 열원으로 가동하였으며, 에너지 사용량 분석을 통해 기존 스케줄

---

에너지학회. 15(1). pp. 9-15.

31) 정용대, 남유진, 여성구. (2017). 태양광열 지열 하이브리드 시스템의 적정 용량 설계를 위한 동적 에너지 시뮬레이션. 대한건축학회 논문집. 33(7). pp. 53-61.

32) 손병후. (2018). 하이브리드 지중열교환기 적용 히트펌프 시스템의 냉방성능 분석. 한국지열에너지학회논문집. 14(4). pp. 43-52.

33) 김민지, 도성록, 최종민, 이광호 (2018). 일반공조 시스템 대비 축열조와 연동된 수직 밀폐형 지열히트펌프의 냉난방 에너지 성능 및 경제성 분석. 대한건축학회 논문집. 34(11). pp. 81-87.

34) 손병후. (2020). 하이브리드 지중열교환기 적용 지열 히트펌프 시스템의 난방 성능 분석. 한국지열에너지학회논문집. 16(3). pp. 8-16.

35) 임효재, 손병후. (2021). 이중 열원 히트펌프 시스템의 난방 성능과 운전 특성. 한국지열·수열에너지학회논문집. 17(2). pp. 30-41.

및 단순 규칙기반의 제어방식 대비 에너지 측면에서 우수함을 밝혔다. H. Weeratunge(2018)은 MPC 개념을 적용하여 태양열-지중열원 융복합 시스템의 축열성능을 유지하는 조건 하에 시스템의 COP를 최대화하고 비용을 최소화할 수 있는 시스템 제어방식을 개발하였다. 이를 통해 실외조건에 맞게 시스템 가동 사이클을 조절함으로써 출수온도를 기준으로 열원을 선택하던 기존 규칙기반 제어 대비 전력 사용량이 7.8% 감소하였다. S. Betchel(2020) 또한 MPC 개념 적용을 통해 실내온도가 20~22°C 내에서 조절되는 조건 하에 축열조 및 히트펌프 용량별로 연간 전력사용량을 최소화할 수 있는 MPC 기반 시스템 제어방식을 개발하였다. 그는 초기 설치비용을 고려한 경제성 분석을 통해 대상 건물이 룩셈부르크 기후대에서 800L 용량의 축열조를 활용하는 것이 nZEB 구현에 효율적임을 밝혔다. E. Zanetti(2020)은 시스템을 구성하는 각 열원 측의 출수온도와 유량을 조절변수로, 전력생산량, 건물 전력소비량 등을 입력값으로 설정한 뒤, 실내온도가 setpoint 온도 기준으로 deadband 2°C 내에서 제어되도록 경계조건을 주어 제어방식 최적화를 진행하였다. 최적화를 통해 가장 우수한 경제성을 도출하는 열원 제어방식을 개발하였으며 기존 규칙기반 제어 대비 20%의 난방 비용 절감이 가능하다는 것을 확인하였다.

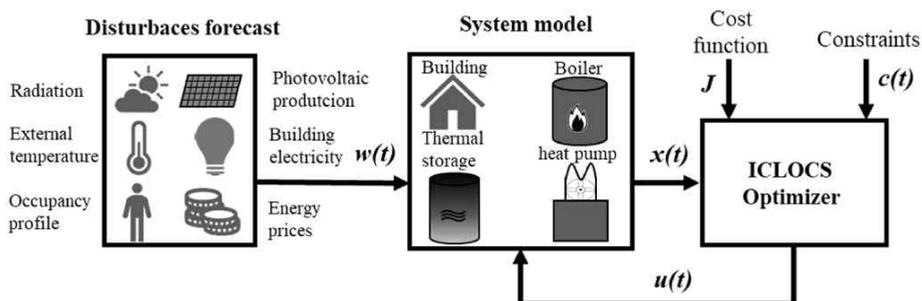


Fig. 7 융복합 히트펌프 시스템 제어방식 최적화 과정<sup>41)</sup>

Table 2. 국외 융복합 히트펌프 제어 및 성능 분석 선행연구

저자	연도	연구내용
W. Gang 외 2인 <sup>36)</sup>	2014	ANN을 이용한 냉각탑, 지중열교환기 출수온도 예측을 통해 활용 열원 결정
G. Bagarella 외 2인 <sup>37)</sup>	2016	공기열원-보일러-축열조로 구성된 융복합 시스템의 열원 변경 기준 온도값 변화에 따른 연간 에너지 소비량 분석
A. A. Alacia & S. B. Dworkin <sup>38)</sup>	2017	TOU 및 지중 예비냉각에 따른 공기열원-지중열원 융복합 히트펌프 시스템 에너지 절감량 분석
L. Xia 외 4인 <sup>39)</sup>	2018	GA 최적화를 이용하여 융복합 시스템의 열원 온도를 유지하면서 에너지 소비를 최소화하고 COP를 최대화할 수 있는 제어방식 개발
H. Weeratunge 외 4인 <sup>40)</sup>	2018	MPC 제어를 통해 태양열-지중열원 융복합 시스템의 효율성 최대화 및 비용 절감
S. Bae 외 2인 <sup>41)</sup>	2019	동일한 제어방식이 적용된 태양광/열 및 지중열원 히트펌프 시스템의 각 기후대별 성능 분석
S. Bechtel 외 4인 <sup>42)</sup>	2020	축열조 및 히트펌프 용량 파라미터 화를 통한 MPC 기반 에너지 사용량 분석
E. Zanetti 외 4인 <sup>43)</sup>	2020	실내온도를 deadband 내 제어하면서 시스템 비용을 최소화할 수 있는 3중 열원 융합 시스템 제어방식 최적화
M. Dongellini 외 2명 <sup>44)</sup>	2021	공기열원-보일러 및 축열조 결합 시스템의 용량, 제어 전략(cut-off temp)에 따른 On/Off 사이클 감소량 및 에너지 절감량 분석

36) W. Gang, J. Wang, S. Wang. (2014) Performance analysis of hybrid ground source heat pump systems based on ANN predictive control. Applied Energy. 136. pp. 1138-1144.

37) G. Bagarella, R. Lazzarin, M. Noro. (2016) Annual simulation, energy and economic analysis of hybrid heat pump systems for residential buildings. Applied Thermal Engineering. 99. pp. 485-493.

선행연구 분석결과, 융복합 히트펌프 시스템 제어에 관한 연구는 국내에 비해 국외에서 활발히 진행되고 있는 것으로 조사되었다. 국내에서는 아직까지 개발 및 초기 규칙기반 제어방식 설계에 국한된 반면, 국외에서 시스템 최적 성능확보를 위한 요소별 용량, 제어방식에 초점을 맞춰 연구가 진행 중인 것으로 확인되었다.

국내에서는 융복합 히트펌프 시스템 개발에 관한 내용이 주를 이루었으며, 개발자가 임의로 설정한 온도를 기준으로 시스템 가동모드를 결정하였다. 개발된 융복합 히트펌프 시스템 조합의 COP, 에너지 소비량 분석을 통한 시스템 성능 분석에 그쳤다.

이에 비해 국외에서는 앞서 개발된 융복합 히트펌프 시스템들을 기준으로 경제성, 시스템 성능 향상을 위한 제어방식 개발이 주를 이루었다. 또한 최근 인공지능 기술을 활용한 실시간 온도예측, 에너지 소비량 예측 등을 통해 심층적인 제어방식 개발에 관한 연구도 늘고

- 
- 38) A. A. Alacia, S. B. Dworkin. (2017). Characterizing the effect of an off-peak ground pre-cool control strategy on hybrid ground source heat pump systems. *Energy and Buildings*. 137, pp. 46-59.
  - 39) L. Xia, Z. Ma, G. Kokogiannakis, S. Wang, X. Gong. (2018). A model-based optimal control strategy for ground source heat pump systems with integrated solar photovoltaic thermal collectors. *Faculty of Engineering and Information Sciences*.
  - 40) H. Weeratunge, G. Narsilio, J. D. Hoog, S. Dunstall, S. Halgmuge. (2018). Model predictive control for a solar assisted ground source heat pump system. *Energy*. 152, pp. 974-984.
  - 41) S. Bae, Y. Nam, I. D. Cunha.(2019). Economic solution of the tri-generation system using photovoltaic thermal and ground source heat pump for zero energy building (ZEB) realization. *Energies*. 12(17). 3304.
  - 42) S. Bechtel, S. R. Tabrizi, F. Scholzen, J. R. H. Minaglou, S. Maas. (2020). Influence of thermal energy storage and heat pump parametrization for demand-side-management in nearly-zero-energy-building using model predictive control. *Energy and Buildings*. 226. 110364.
  - 43) E. Zanetti, M. Aprile, D. Kum, R. Scoccia, M. Motta. (2020) Energy saving potentials of a photovoltaic assisted heat pump for hybrid building heating system via optimal control. *Journal of Building engineering*. 27. 100854.
  - 44) M. Dongellini, C. Naldi, G. L. Morini. (2021). Influence of sizing strategy and control rules on the energy saving potential of heat pump hybrid systems in a residential building. *Energy Conversion and Management*. 235. 114022.

있다. 이를 통해 보다 다양한 실외조건과 전기료, 전력생산량 등의 추가적인 외부변수들을 고려함으로써 열원으로부터의 열·전기에너지 획득을 최대화하고 시스템 전력소비량을 최소화하는 방향으로 시스템 성능향상 가능성을 확인하였다.

선행연구들은 제어방식 최적화 및 예측제어를 통해 기존 제어방식 대비 에너지 소비 및 비용 절감이 가능하다는 것을 시사한다. 그러나 기후, 시스템 노후화 등 변경되는 작동 환경에 대한 최적화 방안은 제시되고 있지 않아 지속적인 최적 제어를 위한 대안이 필요하다.

앞서 진행된 선행연구들은 대부분 열원 측 성능향상에 초점을 맞춰져 있어 일반적으로 실내환경, 즉 부하 측 실내조건은 특정 온도 범위만을 벗어나지 않도록 경계조건을 설정하거나 기존 On/Off 제어방식을 그대로 적용하는 경우가 대부분이었다(S. Betchel(2020), E. Zanetti(2020), M. Dongellini(2021)). 그러나 각 건물, 지역 및 계절별 부하 패턴은 매우 상이하기 때문에 겨울철이나 여름철 중 부분부하가 발생하는 날에는 피크부하를 기준으로 설계된 용량의 설비들이 저부하 운전이 될 가능성이 크다<sup>45)</sup>. 이는 결과적으로 장비의 효율 저하와 에너지 낭비의 주원인이 될 수 있으며, 열원으로부터 취득한 열에너지의 비효율적인 사용으로 이어진다. 따라서 융복합 히트펌프 시스템의 최적 성능 확보를 위해서는 열원 측 에너지 수급률 향상뿐만 아니라 부하 측의 제어성능 향상을 위한 연구도 필수적으로 병행되어야 한다.

---

45) 이정남, 김영일, 정광섭. (2015). 중앙식 냉방 플랜트의 유량제어를 통한 에너지 절감에 관한 연구. 에너지공학. 24(3). pp. 48-54.

## 2.3 소결

본 장에서는 연구의 목표 및 필요성 도출을 위해 융복합 시스템의 이론적 지식과 시스템 제어 관련 국내외 선행연구를 분석하였다.

융복합 히트펌프 시스템은 기존 단일 히트펌프의 단점을 개선함과 동시에 효율적인 시스템 가동을 위한 다양한 선택지를 제공함으로써 nZEB 구현을 위한 하나의 신·재생에너지 기기이다. 2000년대 이후로 다양한 조합의 융복합 시스템이 고안되었지만, 시스템의 복잡성과 건물 조건이나 부하 상황, 전력 생산 조건 등에 따라 크게 성능이 달라진다는 특성 때문에 아직까지 일률적인 규칙기반 제어가 적용되고 있다. 따라서 높은 설치비용을 상쇄할 수 있는 경제성 확보를 위해서는 각 융복합 시스템에 맞는 최적 용량설계뿐만 아니라 특성과 조건에 맞는 최적 제어 적용이 필수적이다.

융복합 시스템 제어 관련 연구 조사결과, 국내의 경우 아직까지 융복합 시스템 개발 및 규칙기반 제어 적용을 통한 시스템 성능평가에 국한되어 있는 것으로 나타났다. 이에 비해 국외의 경우, 융복합 시스템 개발 뿐만 아니라 구성요소별, 실내외 조건 파라미터화를 통해 각 융복합 히트펌프 시스템의 최적 성능 확보를 위한 연구가 수행되었다. 또한 ANN, MPC 등의 인공지능 기술을 활용한 시스템 최적 제어방안에 관한 연구가 지속적으로 증가하고 있으며 대부분 열원 활용도 최대화 및 시스템 에너지 소비량 절감에 초점이 맞춰져 있다.

융복합 히트펌프 시스템의 전체적인 성능향상을 위해서는 열원 측 활용도 향상을 위한 제어에 더불어 상이한 부하패턴 및 시스템 용량에도 실내환경을 최적으로 유지하면서 불필요한 에너지 낭비를 최소화할 수 있는 부하 측 제어 방안에 대한 고려도 필요할 것으로 사료된다.

## 제 3 장 융복합 히트펌프 시스템 모델링

### 3.1 개 요

본 장에서는 환경변수 데이터 취득과 최적 제어알고리즘 성능 분석을 위해 융복합 히트펌프 시스템 구축을 시뮬레이션 상에 구축하고 TRNSYS 위해 동적 시뮬레이션 프로그램인 TRNSYS 내 TRNBuild와 Simulation studio를 이용하여 대상 건물 및 시스템을 모델링하였으며 최적 제어알고리즘 개발 및 시스템 내 적용을 위해 Matlab을 활용하였다.

본 연구에서는 선행연구를 기반으로 제로 에너지 빌딩 실현을 위한 가장 효율적인 방법으로 평가되는 태양광/열 패널-공기열원 히트펌프와 축열조로 구성된 융복합 히트펌프 시스템을 대상으로 선정하였다. 모델링 대상은 부산 기장군에 위치한 융복합 히트펌프 시스템 적용 건물을 모사하여 TRNSYS 시뮬레이션 상에 모델링 후 연간 냉난방 가동에 따른 unmet load 분석을 통해 시스템의 적정용량 타당성을 분석하였다.

### 3.2 융복합 히트펌프 시스템 및 통합 제어알고리즘 구성

부산 기장군에 위치한 융복합 히트펌프 시스템의 구성은 <Fig. 8>과 같이 태양열과 공기열을 열원으로 이용하며 자체적으로 설정 가능한 축열조 setpoint에 맞춰 열원 측 축열/축냉 사이클이 가동된다. 융복합 히트펌프 시스템의 통합 제어알고리즘 프로세스는 <Fig. 9>와 같으며 현재 대상 건물에 적용되어지고 있는 규칙기반 제어를 기반으로 하였다. 제어알고리즘 프로세스는 총 4단계로 데이터 취득, 태양열, 공기열을 이용한 축열조 축열/축냉, 팬코일 유닛(Fan Coil Unit, FCU)를 이용한 실내 냉난방,

그리고 제어 신호 송출 단계로 구성된다.

Part A는 매 timestep마다 실시간으로 시스템 실내외 데이터를 취득하는 단계로 시스템 모니터링 및 축열조 축열/축냉과 FCU를 이용한 냉난방 가동 여부를 결정하는 데 이용된다. 취득 데이터는 외기온도, 실내온도, 축열조 온도, 시스템 가동상태 등이 있다.

Part B는 융복합 히트펌프 시스템의 열원 측 사이클로 Part A에서 취득된 데이터를 기준으로 축열조의 축열/축냉 여부와 활용 열원을 결정하며 제어 프로세스는 <Fig. 10>과 같다. 축열조의 온도는 난방기간 중에는 45℃, 냉방기간에는 10℃로 deadband 4℃ ( $\pm 2^\circ\text{C}$ ) 내에서 유지되도록 On/Off 제어된다. 난방기간의 경우, 시스템 조건에 따라 태양열 또는 공기를 열원으로 선택하여 이용한다. 태양광열 패널 내부 순환수 온도(PVT outlet temp)가 축열조 내부 온도에 비해 2℃ 이상 높을 시에는 태양열을 열원을 이용하여 축열을 진행하며, 낮을 시에는 공기열원 히트펌프를 이용한다. 냉방기간의 경우, 공기열원 히트펌프만을 이용하여 축냉운전을 수행한다.

Part C는 융복합 히트펌프 시스템의 부하 측 사이클로 Part A에서 취득된 실내온도와 실내 setpoint/setback 온도를 기준으로 FCU를 이용한 냉난방 가동여부를 결정하며 제어 프로세스는 <Fig. 11>과 같다. 본 융복합 하이브리드 시스템은 축열조 내 물을 실내에 위치한 FCU로 순환시켜 실내 냉난방을 수행하며 실내 setpoint와 setback 온도의 deadband 2℃ ( $\pm 1^\circ\text{C}$ )를 기준으로 해당 사이클은 On/Off 제어된다.

이때, Part B와 Part C는 독립적으로 수행되어 실내 냉난방을 위한 냉온수 조건이 충족되지 않는 상황을 최소화한다. 이에 따라 Part C 부하 측 사이클은 축열조 setpoint 기준 일정 범위 내 온도의 순환수를 공급받아 설정한 setpoint에 맞춰 실내온도를 제어하도록 가동된다.

Part D는 앞서 결정된 축열/축냉 또는 FCU 냉난방 가동모드에 따라 각 시스템에 제어 신호를 송출하는 단계이다.

본 연구의 목표는 실내외 조건 변화에도 부하 측 유량제어를 통한 최적 실내 열환경 제공으로 On/Off 방식의 기존 Part C 부하 측 사이클 변경을 통해 실내온도 제어를 수행한다. Part B 열원 측 사이클의 축열/축냉은 설정된 축열조 setpoint에 맞춰 독립적으로 가동된다. 열원의 선택은 앞서 설정된 조건에 맞게 자체적으로 이루어지며 축열조의 온도는 설정된 setpoint의 deadband 내에서 유지된다. 따라서 본 연구에서 개발한 최적 제어알고리즘은 Part C에 새롭게 적용되며, Part B 열원 측 사이클을 통해 형성된 일정 범위 내 온도를 가진 순환수의 유량 조절을 통해 실내온도 제어를 수행한다.

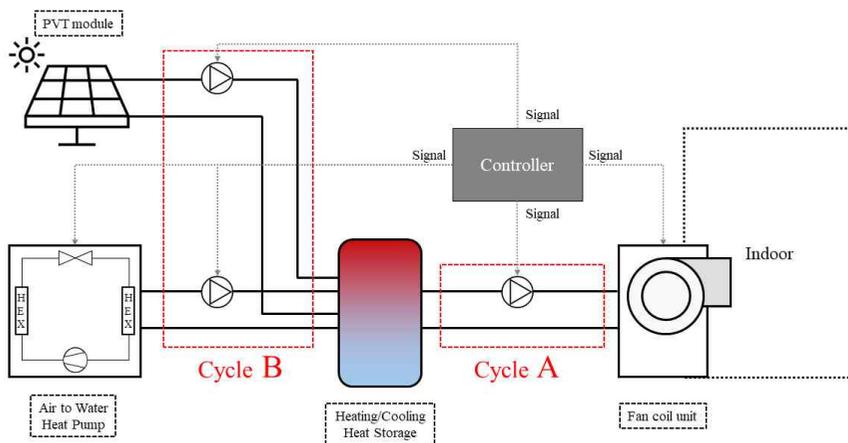


Fig. 8 태양광/열-공기열원 융복합 히트펌프 시스템

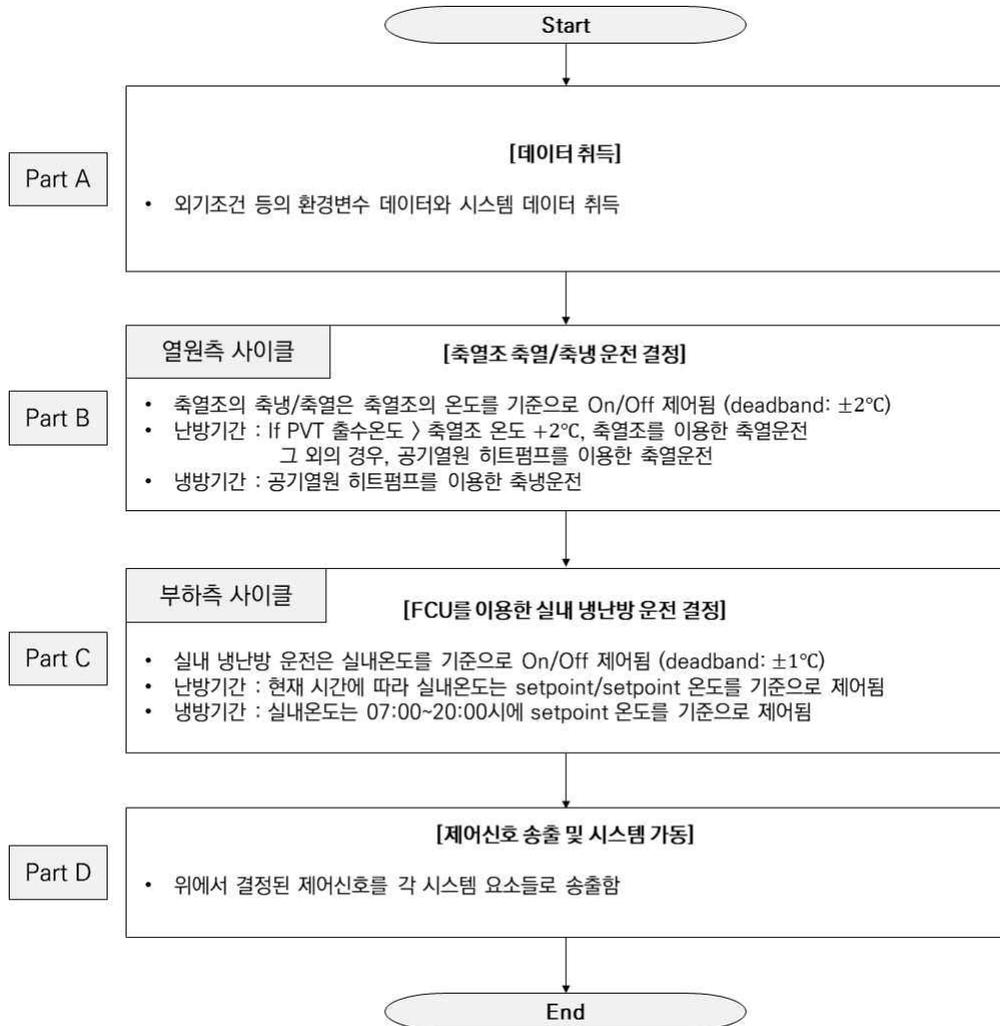


Fig. 9 용복합 히트펌프 시스템 통합 제어알고리즘

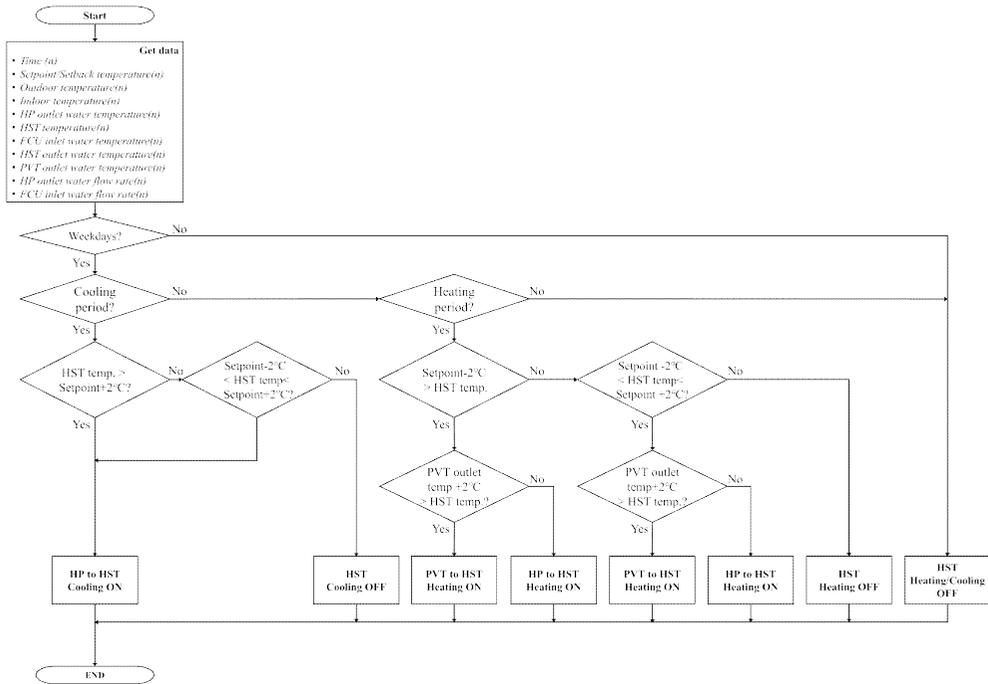


Fig. 10 융복합 히트펌프 시스템 축열/냉 사이클 (Part B, 열원측 사이클)

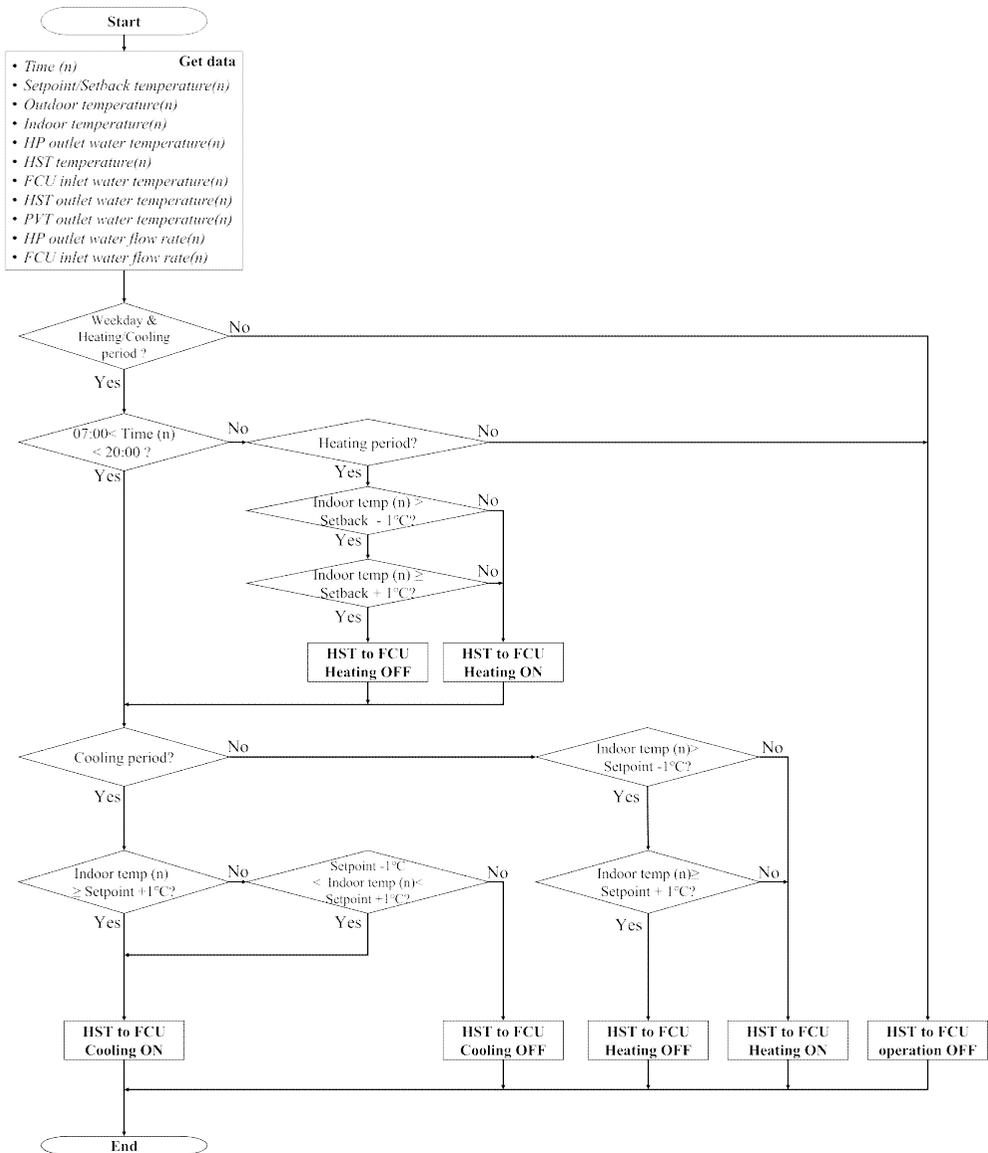


Fig. 11 융복합 히트펌프 시스템 냉난방 사이클 (Part C, 부하측 사이클)

### 3.3 TRNSYS 내 Base model 모델링

#### 3.3.1 Base model 시뮬레이션 모델링 개요

본 연구에서는 ‘3.2 융복합 히트펌프 시스템 및 통합 제어알고리즘 구성’의 융복합 히트펌프 시스템을 적용한 Base model 구축 및 데이터 취득과 최적 제어알고리즘 성능 분석을 위해 동적 시뮬레이션 프로그램인 TRNSYS 내 TRNBuild와 Simulation studio를 이용하여 대상 건물 및 Base model을 모델링하였다. 앞서 언급한 기존 융복합 히트펌프 시스템의 통합 제어알고리즘은 TRNSYS 내에서 구축되었다. 부하 측 사이클에 적용될 최적 제어알고리즘 개발은 Matlab을 활용하였으며 TRNSYS와의 연계를 통해 제어 신호를 송출할 수 있다.

TRNSYS는 University of Wisconsin에서 개발한 그래픽 기반의 시뮬레이션 프로그램으로<sup>46)</sup> 각종 시스템 구성요소들의 수학적 모델링을 통해 모듈화한 컴포넌트(Component) 간의 연결을 기반으로 분석을 수행한다. TRNSYS는 건물 부하 해석 및 시스템의 동적 열전달 설계 및 분석에 널리 사용되며, 모듈 형식의 프로그램 구조 덕분에 확장성 및 타 프로그램과의 호환성이 뛰어나 제어시스템 구축 및 통합적인 해석이 가능하다는 강점을 가진다.

Matlab은 Mathwork 사에서 개발한 수치 해석 및 프로그래밍 환경을 제공하는 공학용 소프트웨어로 프로그래밍을 통한 알고리즘 구현에 용이하다는 장점을 가지며<sup>47)</sup> 컴포넌트화를 통해 TRNSYS와 연계하여 코드 실행이 가능하다. 따라서 본 연구에서 개발한 예측모델과 최적 제어알고리즘은 Matlab을 활용하였으며 <Fig. 12>와 같이 TRNSYS

46) Transient system simulation tool, TRNSYS. (2021.12). <http://www.trnsys.com/>

47) MathWork. (2021.12). [www.mathwork.com](http://www.mathwork.com)

내로 제어 신호를 송출한다.

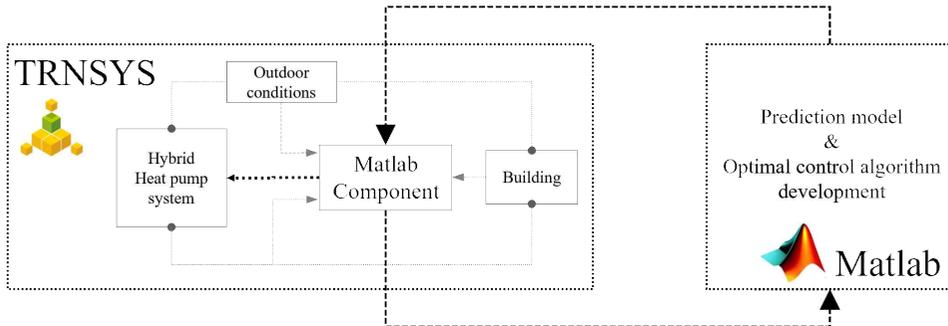


Fig. 12 TRNSYS-Matlab 연동 개요

### 3.3.2 Base model 모델링 및 파라미터 입력

대상 건물은 부산 기장군에 위치한 연면적 110.16m<sup>2</sup>, 높이 3.9m의 소규모 업무시설로 TRNBuild를 통해 모델링을 실시하였다. 모델링된 건물과 함께 Simulation studio 내 융복합 히트펌프 시스템을 적용한 Base model을 구축하였으며 시뮬레이션 조건 및 시스템 파라미터(Parameter)를 입력하였다. 건물 입력변수 중 현장 취득이 어려운 데이터는 현행 기준에 근거하여 산출하였으며 입력된 값은 <Table 3>과 같다.

부산은 겨울철 평균온도 7.5℃, 여름철 평균온도 24.7℃의 해양성 기후로 온난 습윤 기후이다<sup>48)</sup>. 건물 외피 열관류율은 남부지방 건축물의 에너지 절약 설계 기준<sup>49)</sup>을 참조하여 외벽 0.22 W/m<sup>2</sup>K, 바닥 0.25 W/m<sup>2</sup>K, 지붕 0.18 W/m<sup>2</sup>K, 창호는 1.8 W/m<sup>2</sup>K을 입력하였다. 또한 국내 기준에 상세히 정립되지 않은 내부 발열은

48) J. Remund. (2017). Meteonorm. Handbook Part I: Software, version 7.2.

49) 국가법령정보센터. (2021.12). 건축물의에너지절약설계기준. <https://www.law.go.kr/>

미국냉난방공조기술자학회(American Society of Heating Refrigerating and Air-Conditioning Engineers, ASHRAE) Standard 90.1과 55를 참조하였다<sup>50)51)52)</sup>. 냉난방 기간 실내 setpoint 온도의 경우, ASHRAE 90.1의 권장 기준을 참고하여 난방기간은 21℃, 냉방기간은 25℃로 입력하였으며, 부하가 이른 오전과 늦은 오후에 주로 발생하는 난방기간은 쾌적한 열환경 제공 및 에너지 절약을 고려하여<sup>47)</sup> 비재실기간 내 setback 온도를 17℃로 설정하였다.

융복합 히트펌프 시스템 구성요소에 대한 입력값은 현장 기반 데이터를 활용하였다. 이 중 히트펌프와 팬코일 유닛의 용량은 원활한 제어알고리즘의 성능평가를 위하여 TRNBuild를 통해 모델링한 대상 건물에서 산출된 피크 부하에 안전율을 고려하여 재설정하였다. 부산 난방피크 부하는 3.5 kW, 냉방피크 부하는 4.89 kW로 산출되었으며 더 높은 값을 가진 냉방 피크부하를 기준으로 안전율을 적용하였다. 따라서 이와 유사한 용량의 히트펌프 카탈로그 데이터를 참고하여<sup>53)</sup> 난방용량은 6.48 kW, 냉방용량은 6.13 kW로 설정하였다. 팬코일 유닛 및 순환수 펌프 정격유량은 TRNSYS 내 카탈로그 데이터<sup>54)</sup>와 선행연구<sup>55)56)57)</sup>를

50) ASHRAE. (2010), Energy Standard for Buildings Except Low-Rise Residential Buildings. ASHRAE 90.1-2010.

51) ASHRAE, (2013). Thermal Environmental Conditions for Human Occupancy. ASHRAE 55-2013.

52) ASHRAE. (2013). Ventilation for Acceptable Indoor Air Quality. ASHRAE 62.1-2013.

53) Carrier Air conditioner Engineering Product Data Book. (2021.12). <http://www.carrier.co.kr/>

54) TRNSYS 17. HVAC Library Mathematical Reference; TESS Libs 17: Milwaukee, WI, USA, 2012; Volume 6.

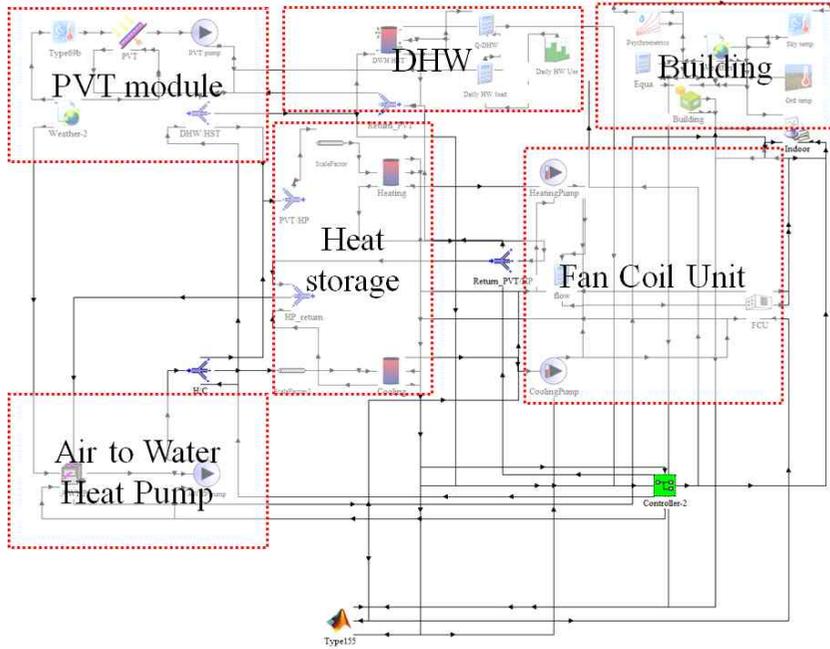
55) AHRI. (2019). Standard for Performance rating of Fan-coil units. AHRI Standard 440 (I-P)-2019.

56) Y.D. Jeong, M.G. Yu, Y. Nam. (2017) Feasibility Study of a Heating, Cooling and Domestic Hot Water System Combining a Photovoltaic-Thermal System and a Ground Source Heat Pump. Energies. 10(8). 1243.

57) S. Bae, Y. Nam, I. D. Cunha. (2019) Economic Solution of the Tri-Generation System Using Photovoltaic-Thermal and Ground Source Heat Pump for Zero

참고하여 코일의 난방용량은 10.2 kW, 냉방용량은 6.02 kW로 설정하였으며 정격유량은 500 kg/hr로 적용하였다.

Table 3. 융복합 히트펌프 시스템 Base model 시뮬레이션 모델링 개요



컴포넌트	정보	입력값
Building		
	위치	부산 기장군
	용도	업무시설
	바닥면적	16.2m x 6.8 m

Energy Building (ZEB) Realization. Energies. 12(17). 3304.

컴포넌트	정보		입력값	
			110.16 m <sup>2</sup>	
	높이		3.9 m	
	외피	외벽	U-Value (W/m <sup>2</sup> K)	0.22
		바닥		0.25
		지붕		0.18
		창호		1.8
				SHGC
		WWR	15%	
	재실기간		08:00~20:00	
	실내부하	재실자		252 kJ/hr (7명)
		기기		46.4 kJ/m <sup>2</sup>
조명		29.2 kJ/m <sup>2</sup>		
환기		0.42 ACH		
Heating/Cooling	난방	기간	Jan, Feb, Nov, Dec	
		실내 setpoint	21°C	
		실내 setback	17°C	
	냉방	기간	Jun, Jul, Aug, Sep	
		실내 setpoint	25°C	
	Deadband		2°C (±1°C)	
	예비가동 시간		07:00~08:00	
PVT module	규격		1.012 m x 19.72 m	
	열 전도성		386 W/m·K	
	패널 내 튜브 수		210	
	PV 효율		16%	
	경사도		45°	
Air to Water Heat Pump	난방 용량		6.48 kW	
	난방 전력 사용량		1.83 kW	
	냉방 용량		6.13 kW	
	냉방 전력 사용량		2.02 kW	
Heat Storage Tank	규격		300L	
	높이		1m	
	단열 두께		50 mm	
	Stratified layer 수		8개	
	열 손실계수		0.6 W/m <sup>2</sup> ·K	
	스케일 열 손실량		1.2 W/m <sup>2</sup> ·K	
	Setpoint	축열 시	45°C	
		축냉 시	10°C	
Deadband		4°C (±2°C)		
Fan Coil Unit	유형		4-pipe	
	난방 용량		10.2 kW	

컴포넌트	정보	입력값
	냉방 용량	6.02 kW
	팬 동력	0.12 kW
	팬 효율	90%
Water Circulation Pump	정격유량	500 kg/hr
	유량 가변 범위	20~100%
	정격 전력사용량	0.153 kW
	전력 가변 범위	20~100%

### 3.3.3 시스템 적정용량 타당성 분석

시뮬레이션 상에 구축된 융복합 히트펌프 시스템의 적정용량 타당성 확인을 위해 setback 운전 없이 연간 Unmet load hour를 분석하였다. ASHRAE Standard 90.1에서는 연간 재실기간 중 냉난방 부하 불충족 시간을 나타내는 Unmet load hour를 연간 300시간 이하로 제한하며 이를 통해 구축된 모델이 냉난방 부하조건에 적절히 대응하는지 검토할 수 있다. 따라서 <Fig. 9>의 통합 제어알고리즘이 적용된 Base model의 연간 시뮬레이션을 수행하였다.

구축된 모델의 냉난방 부하 불충족시간은 <Fig. 13>과 같이 확인되었다. 부하 불충족 시간대가 나타난 기간은 난방기간이 82시간, 냉방기간이 12시간으로 주로 난방기간에서 발생한 것으로 확인되었다. 이는 <Fig. 14>와 같이 시스템 가동 시점인 이른 오전 시간대에 높은 부하가 발생하는 겨울철 특성으로 인해 난방가동 후 실내온도가 설정 온도에 도달하는 시간의 값이 포함되어 산출된 것으로 분석된다. 이에 따라 비교적 늦은 오전 시간대에 부하가 주로 발생하는 여름철은 냉방부하 불충족 시간대가 적게 발생한 것으로 확인된다.

따라서 Base model 내 융복합 히트펌프 시스템 적용에 따른 Unmet load hour는 연간 총 94시간으로 ASHRAE 제한기준인 300시간 미만인 것으로 나타났다. 따라서 본 시스템은 대상건물 내 적정용량 평가 기준에 부합함을 확인하였다.

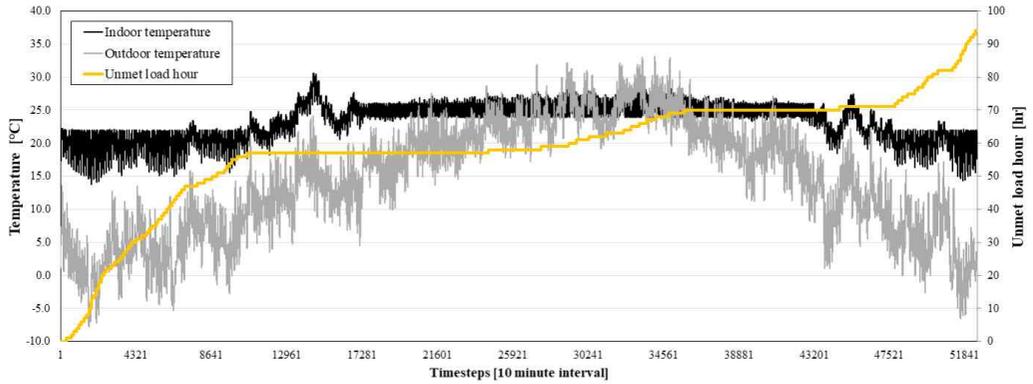


Fig. 13 연간 냉난방 가동에 따른 Unmet load hour

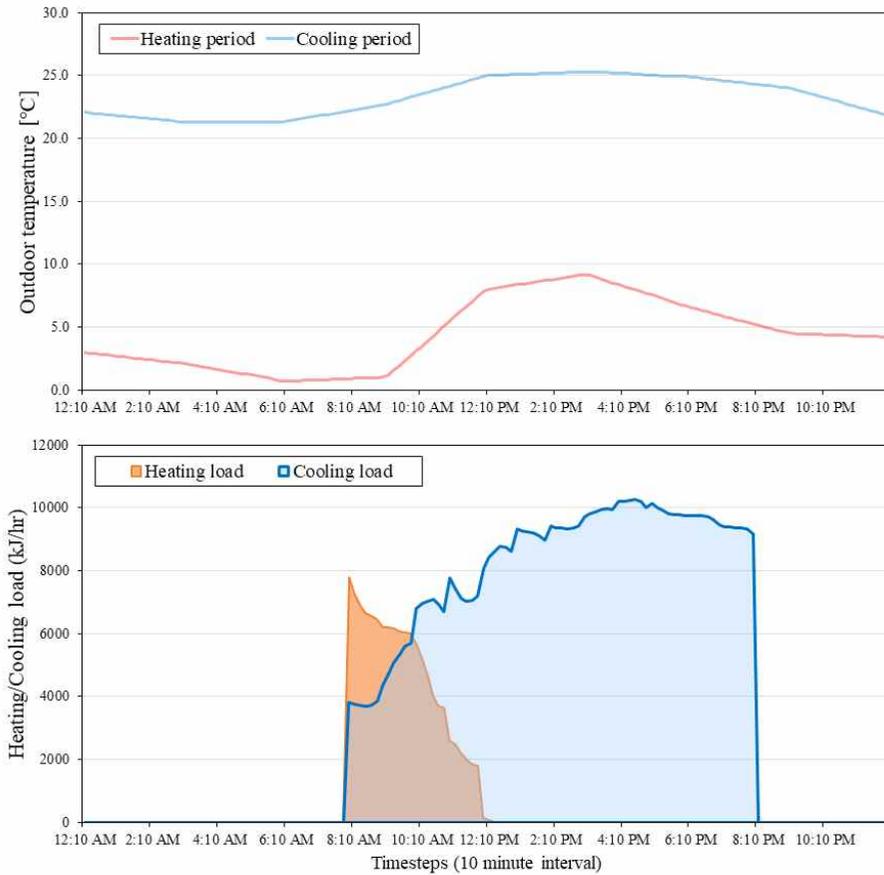


Fig. 14 Base model 연간 냉난방기간 중 평균 실내부하 및 외기온도

### 3.4 소결

본 장에서는 환경변수 데이터 취득과 최적 제어알고리즘의 성능 분석을 위해 융복합 히트펌프 시스템 Base model을 시뮬레이션 상에 구축 후 타당성을 분석하였다. 상세 과정 및 결과는 아래와 같다.

#### (1) 융복합 히트펌프 시스템 및 통합 제어알고리즘 구성

융복합 히트펌프 시스템은 태양광/열 패널, 공기열원 히트펌프와 축열조로 구성되어있다. 시스템 통합 제어알고리즘은 현장에서 적용되고 있는 제어방식으로 설정하였다. 시스템의 열원 측 사이클은 축열조 setpoint 온도를 기준으로 태양열 또는 공기열을 이용하며 On/Off 제어방식을 통해 제어된다. 시스템의 부하 측 사이클은 실내 setpoint 온도를 기준으로 FCU를 이용한 On/Off 냉난방이 수행되며, 열원 측 사이클과 부하측 사이클은 독립적으로 작동한다. 본 연구에서 개발한 최적 제어알고리즘은 통합 제어알고리즘 내 부하 측 사이클에 적용되며 기존 On/Off 제어방식과 달리 유량 제어를 통해 실내온도를 제어한다.

#### (2) 융복합 히트펌프 시스템 모델링

융복합 히트펌프 시스템 구축 및 통합 제어알고리즘 적용을 위해 제어시스템 구축 및 통합적인 해석에 유리한 TRNSYS 시뮬레이션 프로그램을 이용하였다. 대상건물과 융복합 히트펌프 시스템은 현장기반 데이터 및 카탈로그 데이터 등을 통해 모델링되었다. Matlab에서 개발된 최적 제어알고리즘은 TRNSYS 내에서 융복합 히트펌프 시스템 모델링에 적용된다.

### (3) 시스템 적정용량 타당성 분석

시뮬레이션 상에 구축된 융복합 히트펌프 시스템의 적정용량 타당성 검증을 위해 연간 냉난방 가동에 따른 Unmet load hour을 분석하였다. ASHRAE Standard 90.1에서는 Unmet load hour를 연간 300시간 이하로 제한하며 이를 통해 구축된 모델이 냉난방 부하조건에 적절히 대응하는지 검토할 수 있다.

TRNSYS 내 구축된 모델의 Unmet load hour은 난방기간 82시간, 냉방기간 12시간으로 총 94시간으로 확인되었다. 해당 시간은 적정 범위 안에 속하며 대상 건물에 적절한 용량으로 설계되었음을 나타낸다.

# 제 4 장 실내온도 예측모델 및 최적 제어알고리즘 개발

## 4.1 개요

본 장에서는 융복합 시스템을 이용한 실내온도 최적 제어를 위한 유량 제어알고리즘과 이에 내재될 예측모델을 개발하였다. 예측모델은 측정된 환경변수 값과 부하 측 순환수 유량 시나리오를 이용하여 미래의 실내온도를 예측하며, 이를 내포하는 최적 제어알고리즘은 변화하는 실내외 부하에 대응하여 실내 설정온도를 유지할 수 있는 유량을 도출 후 다음 제어 사이클에 적용하는 역할을 수행한다.

## 4.2 실내온도 예측모델 개발

### 4.2.1 예측모델 개발 개요

유량 시나리오에 따른 실내온도 예측을 통해 실내 setpoint 온도에 맞는 유량 제어를 위해 인공신경망 기반의 실내온도 예측모델을 개발하였다.

인공신경망은 <Fig. 15>와 같이 인간의 신경망 구조와 뉴런(Neuron)들 사이의 자극, 신호를 모사한 수학적 모델로 1957년 Frank Rosenblatt가 제안한 퍼셉트론(Perceptron) 알고리즘<sup>58)</sup>을 기초로 한다. 퍼셉트론은 뉴런에 입력 신호가 보내질 때, 각 뉴런은 부여된 고유한 가중치(Weight)를 곱해 값을 산출하며 이 값들의 총합이 활성화

---

58) Rosenblatt, F. (1957). The Perceptron - a perceiving and recognizing automaton. Report 85 - 460 - 1, Cornell Aeronautical Laboratory.

함수(Activation Function)의 입력값을 넘을 때 1을 출력한다. 인공신경망은 입력된 데이터를 처리하는 입력층(Input layer), 입력층으로부터 받은 데이터의 특성을 추출하고 가공하는 은닉층(Hidden layer), 그리고 결과를 산출하는 출력층(Output layer)로 구성된다. 인공신경망은 입력층에서 출력층 방향으로의 순전파(Feed-Forward) 학습을 통해 출력된 값을 정답과 비교한 뒤, 그의 역방향인 역전파(Back-Propagation) 알고리즘을 통해 오차를 최소화하는 방향으로 가중치를 수정한다.

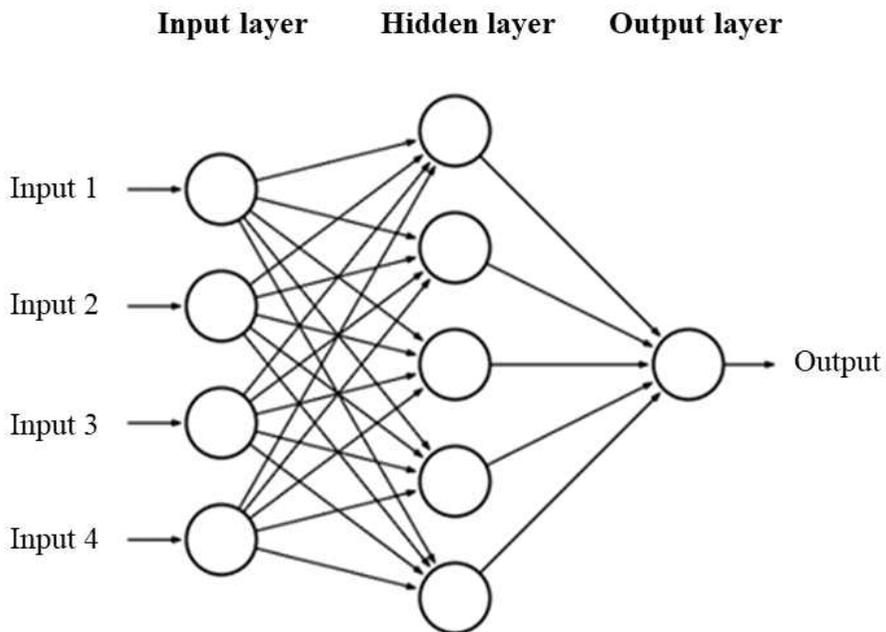


Fig. 15 인공신경망의 구조 예시

신경망을 이루는 은닉층이 2개 이상인 인공신경망을 지칭하는 딥러닝(Deep Learning)은 항공 우주, 의학 등의 다양한 산업 분야 뿐만 아니라 최근 건축설비 분야에서도 적용이 늘고 있다. 주요 적용처로는 시스템 고장 감지, 건물 부하 및 에너지 사용량 예측 등이 있으며 이를 통해 설비시스템의 성능개선 방안을 모색하여 최적 제어솔루션 제공에

기여하고 있다.

본 연구의 목적은 축열조-팬코일 유닛으로 구성된 융복합 히트펌프 시스템 부하 측 제어를 통한 실내 최적 열환경 제공이다. . ANN은 입력과 출력 변수 사이의 비선형적 관계에 대한 학습 성능이 우수하며 이를 기반한 온도제어는 기존 PID 등의 수학적 모델 기반 제어방식에 비해 변화하는 환경에 대해 우수한 제어 성능과 적응성을 나타내는 것으로 밝혀진 바가 있다<sup>59)60)61)62)</sup>. 따라서 본 장에서는 인공지능망을 이용하여 최적 제어알고리즘에 내재된 실내온도 예측모델을 개발하였으며, 개발된 모델은 현재 시스템 및 실내외 데이터를 입력받아 10분 후 다음 제어시점의 실내온도 예측을 목표로 한다. 실내온도 예측모델 개발 과정은 <Fig. 16>과 같다.

- 
- 59) 박보량, 최은지, 문진우. (2017) 셋백기간 중 건물 냉방시스템 부하 예측을 위한 인공지능망모델 성능 평가. 생태환경건축학회 논문집. 17(4). pp. 83-88.
- 60) J. W. Moon, Y. J. Yoon, Y. H. Jeon, S. Y. Kim. (2017) Prediction models and control algorithm for predictive applications of setback temperature in cooling systems. Applied Thermal Engineering. 113. pp. 1290-1302.
- 61) J. W. Moon, Y. K. Yang, E. J. Choi, Y. J. Choi, K. H. Lee, Y. S. Kim, B. R. Park. (2019). Development of a control algorithm aiming at cost-effective operation of a VRF heating system. Applied Thermal Engineering. 149. pp. 1522-1531.
- 62) 박보량. (2021). 데이터센터의 에너지절약을 위한 인공지능망 기반 냉수 유량 제어알고리즘 개발. 중앙대학교 대학원 박사학위논문.

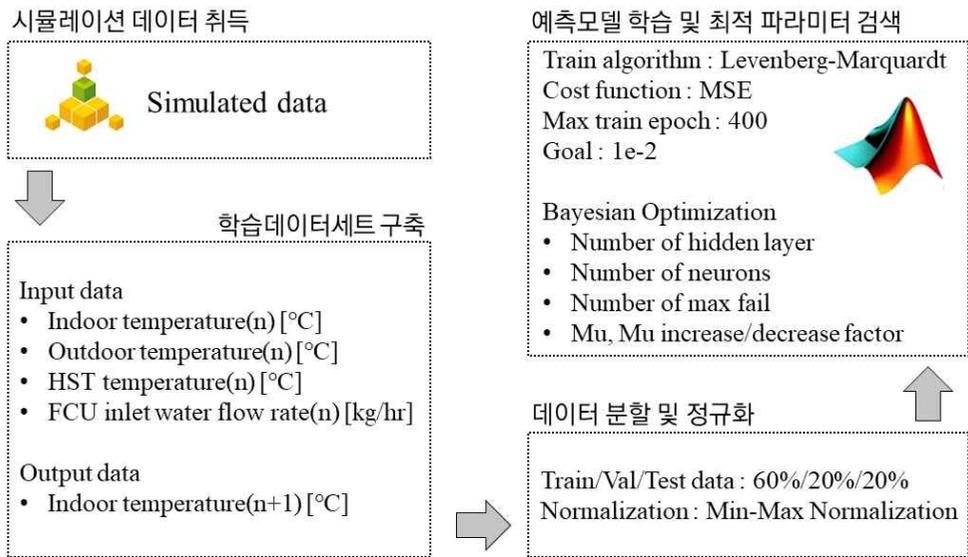


Fig. 16 실내온도 예측모델 개발 과정

#### 4.2.2 예측모델 학습데이터 구축

최적 제어알고리즘을 이용한 실내 냉난방을 위해 실내온도 예측모델은 냉방기간과 난방기간에 각각 적용될 수 있도록 독립적으로 개발하였다. 이는 부하 측 순환수 유량 증가에 따라 실내온도가 하강하는 냉방기간과 그와 반대로 유량 증가에 따라 실내온도가 상승하는 난방기간의 상반되는 특성으로 인한 학습 시 혼선을 방지하기 위함이다.

예측모델 개발에 필요한 학습데이터 취득을 위해 앞서 3장에서 구축한 시뮬레이션 모델로부터 다양한 시나리오에 대한 데이터를 취득하였다. 부하 측 순환수를 이용한 실내온도 제어는 식(1)에 따라 냉운수 공급온도 또는 순환수 유량을 통해 가능하다. 이때 FCU로 순환수를 공급하는 축열조는 태양열 및 공기열원 히트펌프로 구성된 열원측의 독립적인 제어를 통해 냉난방 기간동안 일정 온도 범위 내의 냉운수를 공급하기 때문에 실내온도에 대한 주 조절 변수는 부하 측의 순환수 유량이다.

따라서 순환수 유량 제어범위(100~500 kg/h)를 5 kg/h 단위로 구분하여 총 80가지의 시나리오를 구성하였으며, 냉난방 기간 각각 1개월 시뮬레이션을 통해 10분 간격의 데이터를 취득하였다. 난방기간 시뮬레이션 대상 월은 1월, 냉방기간 대상 월은 8월로 설정하였다.

예측모델의 입력변수는 열교환식에 근거하여 실내온도 변화에 영향을 미치는 변수 중 센서를 통한 취득이 가능하며 냉난방 부하에 대한 정보를 대변할 수 있는 데이터로 선정하였다. 식(1)-(2)는 냉난방 가동에 따른 FCU 입출 순환수/공기의 코일 내 열교환량을 나타내며 열 손실이 없는 이상적인 열교환 상태를 가정한다. 이때 FCU로 유입되는 순환수는 축열조로부터 공급된다. 따라서 실내온도, 외기온도, 축열조 온도 및 FCU 입수 유량으로 총 4가지 데이터를 선정하였으며, 출력변수는 제어 timestep에 따라 10분 후의 실내온도를 예측하도록 설정하였다.

$$Q_{source} = m_{fluid} * c_{fluid} * (T_{SF} - T_{RF}) \dots\dots\dots \text{식(1)}$$

$$Q_{load} = m_{air} * c_{air} * (T_{SA} - T_{RA}) \dots\dots\dots \text{식(2)}$$

여기서,

$Q_{source}$  : FCU 열원 측 순환수 열교환량 (kcal/hr)

$Q_{load}$  : FCU 부하 측 공기 열교환량 (kcal/hr)

$m_{fluid}, m_{air}$  : 순환수, 공기량 (kg/hr)

$c_{fluid}, c_{air}$  : 순환수, 공기 정압비열 (kcal/kg $^{\circ}$ C)

$T_{SF}, T_{RF}$  : FCU 열원 측 순환수 입출수 온도 ( $^{\circ}$ C)

$T_{SA}, T_{RA}$  : FCU 부하 측 입출 공기 온도 ( $^{\circ}$ C)

학습데이터 세트의 구성은 학습 시간 단축 및 예측 정확도 향상을 위해 시스템 냉난방 가동 시의 데이터 중 입출력변수에 해당하는 데이터만을

추출하여 냉난방 기간 예측모델 각각 총 21,763개로 구성하였다. 또한 과적합 방지 및 학습 속도 향상을 위해 각 학습데이터 세트를 훈련(60%), 검증(20%), 시험 (20%) 데이터로 나누어 각각 13057개, 4353개, 4353개로 구분하였다.

구축된 학습데이터 세트를 이용한 예측모델 학습 시의 가중치 편중 현상을 최소화하기 위해 최대-최소 정규화(Min-Max Normalization) 방법을 사용하여 식(3)과 같이 정규화를 실시하였다. 예측모델은 학습되는 과정에서 입력된 데이터가 가진 특성들을 비교하여 데이터의 패턴을 찾는다. 이때 입력변수들의 데이터 크기가 각각 크게 차이가 나면 비교적 작은 값을 가지는 입력변수의 중요도는 적게 반영될 가능성이 높다. 따라서 학습에 앞서 입력변수들의 데이터를 비슷한 범위의 값을 가지게끔 하여 동일한 중요도를 부여하는 것이 필요하다.

$$x'_i = \frac{x_i - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \dots\dots\dots \text{식(3)}$$

여기서,

$X$  : 입력변수 데이터세트

$x'_i$  : Min-Max 정규화된  $X$  데이터세트 내  $i$ 번째 값

$x_i$  :  $X$  데이터세트 내  $i$ 번째 데이터

#### 4.2.3 실내온도 예측모델 개발

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)

기법을 적용하였다. 예측모델의 학습률(Learning Rate)는 1e-2, 최대 epoch는 400회로 설정하였다. LM 알고리즘은 예측모델 학습 진행 과정에서 관측되는 오차의 크기에 따라 가우스-뉴턴법(Gauss-Newton Method)과 경사하강법(Gradient Descent Method)을 번갈아 적용시키며 최소 오차를 찾는다. 예측모델의 비용함수(Cost function)는 식(4)과 같이 Mean Squared Error (MSE)로 LM 함수는 역전파 학습(Back Propagation)을 통해 MSE를 최소화하는 방향으로 뉴런의 가중치와 편향치를 수정한다. 이때 MSE의 산출에는 입력변수에 대한 실제값과 예측값의 오차가 사용된다. 실제 값과 예측값의 오차에 기반하기 때문에 0에 가까울수록 예측성능이 우수한 것을 의미한다.

$$Cost\ function\ (MSE) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2, (i = 1, 2, \dots, n) \dots\dots\dots \text{식}(4)$$

여기서,

n: 데이터 개수

$y_i$ : 시험데이터의 실제값

$\hat{y}_i$ : 시험데이터에 대한 예측모델의 예측값

예측모델 학습 시 기준이 되는 초매개변수는 설정값에 따라 예측의 모델의 성능이 크게 좌우되며 신경망의 종류 및 구조 등에 따라 최적 성능을 산출하는 값이 다르다. 따라서 예측모델의 우수한 예측 정확도 확보를 위해서는 최적 초매개변수 조합을 찾는 것이 필수적이다<sup>63)</sup>. 베이지안 최적화 (Bayesian Optimization, BO)은 베이지안 이론에 기반하여, 대리모델(Surrogate model)을 생성한 뒤 주어진 범위 내에서

63) H. U. Cho, Y. Nam, E. I. Choi, Y. J. Choi, H. Kim, S. Bae, J. W. Moon. (2021) Comparative analysis of the optimizd ANN, SVM and tree ensemble models using Bayesian optimization for predicting GSHP COP. Journal of Building Engineering. 44. 103411.

비용함수를 최대 또는 최소화할 수 있는 확률이 가장 높은 초매개변수 조합을 반복 탐색하여 반환한다.

앞서 예측모델의 비용함수는 MSE로 설정하였으며 이에 따라 MSE를 최소화할 수 있는 초매개변수 조합 산출을 위해 각 초매개변수 별 범위를 <Table 4>와 같이 설정하였다.

Table 4. 초매개변수 및 신경망 구조별 탐색범위

초매개변수	탐색 범위
은닉층 수	1~10
뉴런 수	5~50
Max fail	4~300
Mu	0.0001~1
Mu_increase	1.01~20
Mu_decrease	0.01~0.9

베이지안 최적화를 통해 도출된 각 초매개변수 별 최적값은 <Table 5>와 같이 나타났다. 난방기간 예측모델의 최적 구조는 은닉층 5개, 뉴런 10개로 구성되며 <Fig. 17>과 같다. 이와 같은 구조를 가진 모델의 최적성능을 위한 초매개변수로 mu 값은 0.4268, mu 감소인자 및 증가인자는 각각 0.1063, 1.6590으로 도출되었다. 냉방기간 실내온도 예측모델의 경우, 은닉층의 수가 4개, 뉴런 수는 13개로 구성되며 <Fig. 18>과 같다.

Table 5. 냉난방기간별 각 최적 초매개변수 및 신경망 구조

구 분		난방기간 실내온도 예측모델	냉방기간 실내온도 예측모델
신경망 구조	은닉층 수	5	4
	뉴런 수	10	13
훈련 파라미터	mu	0.4268	0.8594
	mu_inc	1.6590	0.0873
	mu_dec	0.1063	6.4290
	max_fail	57	19
	epoch	400	
	goal	1e-2	

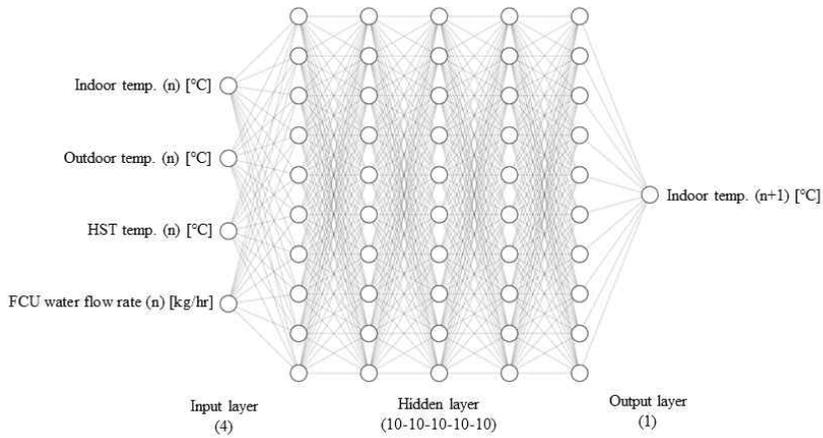


Fig. 17 난방기간 실내온도 예측모델 구조

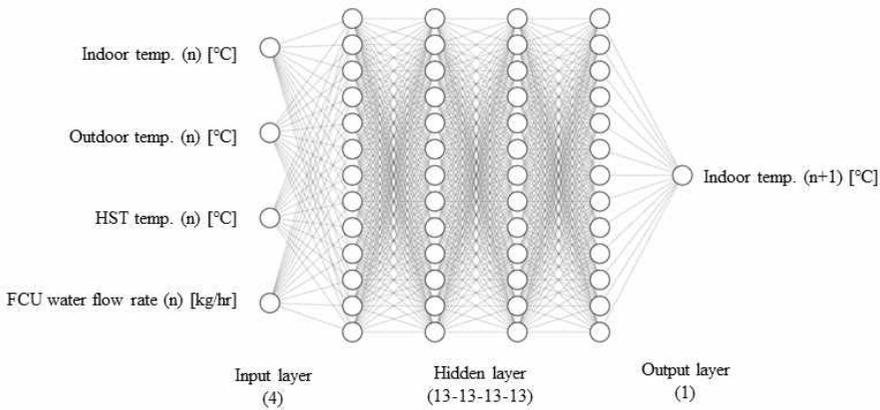


Fig. 18 냉방기간 실내온도 예측모델 구조

### 4.3 최적 제어알고리즘 개발

앞서 개발한 실내온도 예측모델을 내포한 최적 제어알고리즘은 3장 <Fig. 9>에서 소개한 기존 용복합 히트펌프 시스템 제어알고리즘 내 Part C 열원 측 사이클에 적용되며 해당 사이클을 제외한 Part A, Part B, Part D는 동일하게 유지된다. 최적 제어알고리즘은 열원 측으로부터 수급된 에너지(Part B 부하측 사이클)를 이용하여 실내 열환경 제어를 수행하며,

예측모델의 실시간 학습을 통해 변화하는 환경에 대응한 최적 열쾌적 제어가 가능하다.

최적 제어알고리즘의 프로세스는 <Fig. 20>과 같다. 총 4가지 과정으로 진행되며 순서대로 데이터 취득, 실시간 학습과 예측 및 최적 제어 변수도출, 실내 제어 경계조건, 시스템 제어로 구성된다.

먼저 Step A에서는 매 timestep 마다 실시간으로 8가지 데이터를 취득하며 이는 <Fig. 9>의 Part A에서 취득한 데이터 중 실내온도 예측을 위해 선별된 데이터이다. 취득된 데이터는 현재 시간( $Time(n)$ ), 실내 setpoint/setback 온도( $Setpoint/Setback\ temperature(n)$ ), 실내외 온도( $Indoor\ temperature(n)$ ,  $Outdoor\ temperature(n)$ ), 축열조 온도( $HST\ temperature(n)$ ), 이전 timestep에서 예측했던 예측 실내온도( $Predicted\ Indoor\ temperature(n-1)$ )와 가동된 FCU 입수유량( $FCU\ inlet\ water\ flow\ rate(n-1)$ )으로 구성된다.

Step B는 예측모델의 실시간 학습을 진행하고 예측과 최적 유량을 결정하는 단계로 앞서 개발된 실내온도 예측모델을 포함한다. 실시간 학습은 Step A에서 취득된 실내온도( $Indoor\ temperature(n)$ )를 이전 timestep에서 예측했던 예측 실내온도( $Predicted\ Indoor\ temperature(n-1)$ )와 비교하여 두 값이 다를 경우 진행한다. 이때 실시간 학습을 위한 데이터는 이전 timestep에서 실내온도 예측에 사용했던 실내온도( $Indoor\ temperature(n-1)$ ), 외기온도( $Outdoor\ temperature(n-1)$ ), 축열조 온도( $HST\ temperature(n-1)$ ) 및 FCU 입수유량( $FCU\ inlet\ water\ flow\ rate(n-1)$ )과 현재 실내 온도( $Indoor\ temperature(n)$ )로 구성된다. 이는 이전 timestep에서 실내온도 예측에 사용했던 데이터세트에 대한 예측값의 정답이 예측 실내온도( $Predicted\ Indoor\ temperature(n-1)$ )가 아닌 현재 실내온도임을 학습시키는 과정이다. 따라서 예측모델은 실시간 학습을 통해 매

timestep마다 weight와 bias를 수정하여 예측오차를 줄여나간다.

다음은 실내온도 예측 단계로, 실내를 setpoint 온도에 맞게 유지하기 위한 최적 FCU 입수유량 도출을 목표로 한다. 이를 위해 앞서 취득한 데이터 중 실내 온도(*Indoor temperature(n)*), 외기온도(*Outdoor temperature(n)*), 축열조 온도(*HST temperature(n)*)에 FCU 입수 유량을 100 kg/h부터 500 kg/h까지 5 kg/h씩 증가시키며 추가하여 총 80가지 유량 시나리오에 대한 입력변수를 생성한 뒤, 최대-최소 정규화를 통해 전처리 후 실내온도 예측모델에 입력하여 예측을 시행한다. 산출된 80개의 예측값은 각 유량 시나리오에 대한 미래 예측 실내온도로 현재 setpoint 온도(*Setpoint temperature(n)*)와 비교하여 두 값의 절댓값 오차가 가장 작은 값을 추출한다. 이때 난방기간의 경우, 현재 시간(*Time(n)*)에 따라 비 재실 기간에는 setback 온도(*Setback temperature(n)*)가 적용된다. 절대값 오차가 가장 작아 추출된 값은 미래 예측 실내온도(*Predicted Indoor temperature(n)*)로 추후 n+1번째 timestep에서 미래 실내온도(*Indoor temperature(n+1)*)와 실시간 학습 여부 결정을 위한 비교 값으로도 사용된다. 제어에 적용되는 최적 FCU 순환수 유량은 앞서 예측 실내온도(*Predicted Indoor temperature(n)*)의 산출에 사용된 입력 값으로 결정된다.

Step C는 실내 setpoint 유지에 냉난방 가동이 필요하지 않은 시간대에 발생할 수 있는 과난방, 과냉방을 방지하기 위한 경계조건으로, 중간기나 이른 오후 시간대에 난방부하가 감소하는 겨울철의 특성을 고려하여 설정하였다. 난방가동과 냉방가동 모두 최소 유량가동에도 2회 연속해서 실내 setpoint 대비 0.5°C 이상 과난방·과냉방이 진행될 시, 냉난방 가동을 정지한다. Step D는 앞서 Step B에서 결정된 유량에 맞게 제어하도록 신호를 송출하는 단계로 Step C의 경계조건에 해당되는 경우에는 냉난방 시스템 가동 정지 신호가 송출된다.

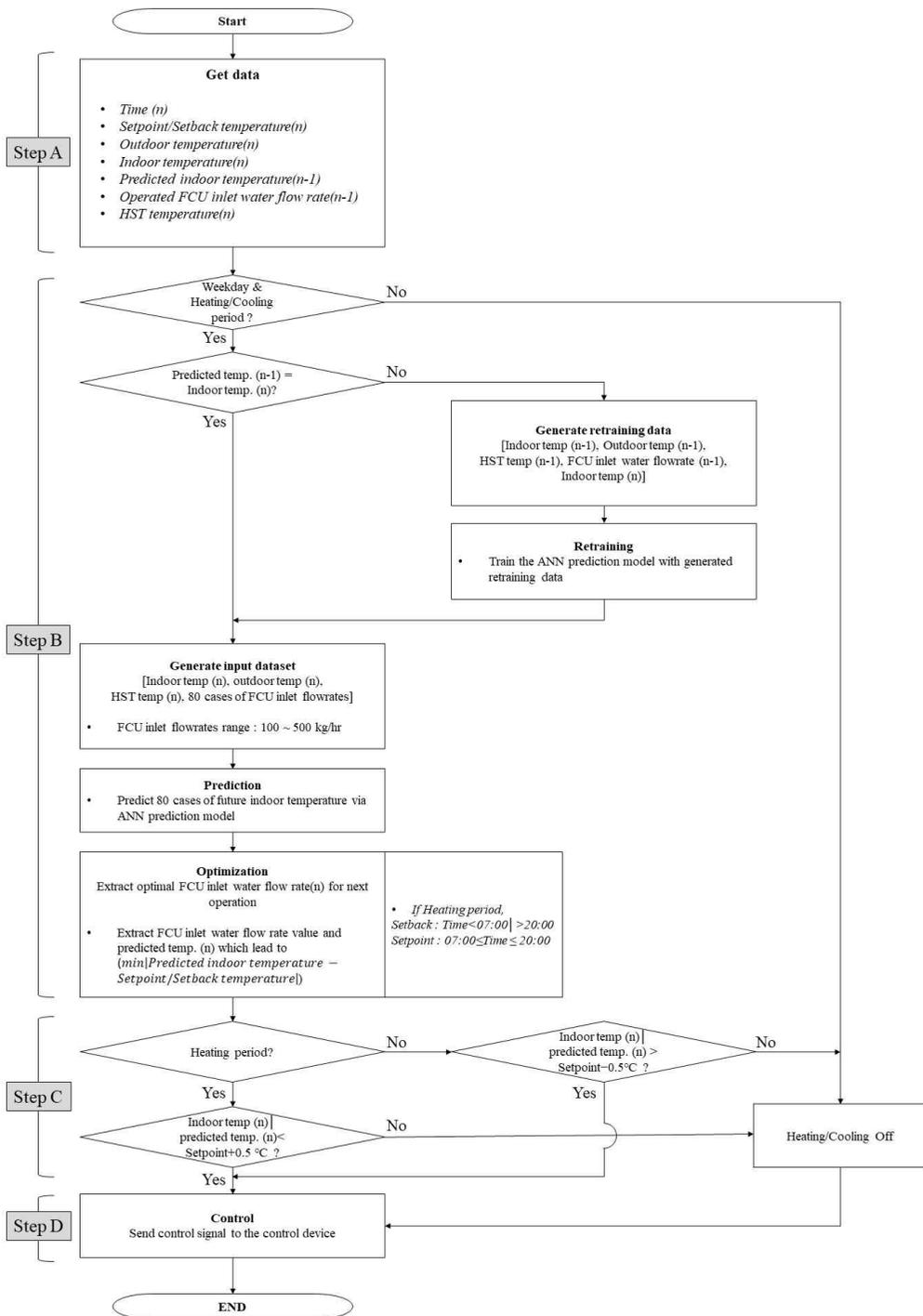


Fig. 19 최적 제어알고리즘 프로세스

## 4.4 소결

본 장에서는 예측모델 개발을 위한 학습데이터 구성 및 실내온도 예측모델 개발과 이를 내재하는 최적 제어알고리즘을 개발하였다. 자세한 내용은 아래와 같다.

### (1) 학습데이터 취득 및 입출력 변수 선정

실내온도 예측모델 개발에 필요한 학습데이터 취득을 위해 앞서 구축한 시뮬레이션 모델링을 이용하였다. 실내온도 예측모델은 환경변수 및 유량 시나리오에 따른 실내온도 예측을 목표로하며 이를 위해 순환수 유량 제어범위(100~500 kg/h)를 80가지의 시나리오를 구성하였으며, 냉난방 기간 각각 1개월 시뮬레이션을 통해 10분 단위 데이터를 취득하였다. 식(1)과 식(2)를 이용하여 입력변수를 설정하였으며 Min-Max 정규화를 통해 데이터 전처리를 진행하였다.

### (2) 실내온도 예측모델 개발

실내온도 예측모델은 최적 제어알고리즘에 내재될 시, 냉방기간과 난방기간에 각각 적용될 수 있도록 독립적으로 개발하였으며 컴퓨터 프로그래밍 언어 중 Matlab을 이용하여 개발되었다. 예측모델의 성능을 좌우하는 신경망 구조 및 초매개변수 선정을 위해 베이지안 최적화를 이용하였다. 도출된 최적 신경망 구조는 난방기간과 냉방기간 예측모델이 각각 은닉층 5개-뉴런 수 10개, 은닉층 4개-뉴런 수 13개로 구성되었으며 이때 최적 초매개변수는 <Table 6>와 같다.

### (3) 최적 제어알고리즘 개발

최적 제어알고리즘은 실내외 조건이 변화하여도 융복합 히트펌프 시스템의 부하 측 사이클(축열조, FCU) 내 유량 조절을 통해 실내에 쾌적한 열환경을 제공한다. 앞서 개발된 실내온도 예측모델을 내포하며 해당 모델의 실시간 학습을 수행한다. 최적 제어알고리즘의 자세한 과정은 아래와 같다.

Step 1. 매 timestep 마다 실시간으로 데이터를 취득하며, 이 중에는 다음 timestep의 실내온도 예측에 필요한 입력변수 데이터들과 이전 timestep에서 예측했던 실내온도 예측값이 포함된다.

Step 2. 이전 timestep에서 예측했던 실내온도 예측값과 현재 timestep에서 취득된 실내온도 실제값과의 비교를 통해 예측모델 실시간 학습 여부를 결정한다.

Step 3. 취득된 입력변수 데이터에 유량 시나리오를 적용하여 각 시나리오별 실내온도 예측값을 산출한다.

Step 4. 산출된 실내온도 예측값 중 실내 setpoint 온도와의 오차가 가장 적은 값을 추출 후, 해당 실내온도를 산출하는 유량을 선택한다.

Step 5. 선택된 유량으로 융복합 히트펌프 시스템의 부하 측을 가동하도록 제어 신호를 송출한다.

# 제 5 장 예측모델 및 최적 제어알고리즘 성능평가

## 5.1 개 요

본 장에서는 앞서 개발한 실내온도 예측모델과 최적 제어알고리즘의 성능평가를 시행하였다.

최적화가 진행된 실내온도 예측모델의 성능평가를 위해 모델 학습에 이용되지 않은 시험데이터를 이용하여 실제값에 대한 예측값의 정확도를 비교하였다. 개발된 실내온도 예측모델은 최적 제어알고리즘에 내재된다.

최적 제어알고리즘의 적응성 및 확장성 평가를 위해서는 상이한 실내외 조건에서의 제어성능 평가가 필요하다. 이에 앞서, 최적 제어알고리즘의 성능 검증을 위해 기존에 구축되어있는 On/Off 제어알고리즘과 학습기능이 포함되지 않은 비적응형 제어알고리즘과의 실내환경 및 에너지 성능을 비교·분석한다. 검증이 완료된 최적 제어알고리즘은 실내 조건 및 외기조건이 변화한 환경에서의 기존 On/Off 제어알고리즘과의 비교를 통해 알고리즘의 적응성과 확장성의 우수성을 입증한다. 따라서 최적 제어알고리즘 성능평가 절차를 아래와 같이 요약된다.

- 1) Base model 내 적용을 통한 최적 제어알고리즘 성능 검증
- 2) 실내부하 변화에 따른 적응성 평가
- 3) 시스템 용량 및 실내부하 변화에 따른 확장성 평가

## 5.2 실내온도 예측모델 성능평가

### 5.2.1 예측모델 성능평가 기준

결정계수(R-squared,  $R^2$ )은 회귀 모델에서 예측값이 실제값을 얼마나 잘 나타내는지를 통계적으로 지표화한 값으로 1에 가까울수록 실제값과 예측값 간의 상관관계가 높음을 나타낸다. NMBE (Normalized Mean Bias Error)는 실제값과 예측값의 오차 평균을 실제값의 평균으로 나누어 정규화한 뒤 백분율로 표현한 값으로, 실제값을 기준으로 발생한 오차들의 전체적인 경향을 알 수 있다. 그러나 음수 오차와 양수 오차가 상쇄되어 최대 오차에 대한 영향성이 적게 반영될 수 있기 때문에 타 통계적 지표와의 병용이 요구된다. CV(RMSE) (Coefficient of Variation of Root Mean Square Error)는 오차를 제공하고 제공근을 취함으로써 발생한 오차의 절댓값 합의 의미를 내포하고 있으며 이를 백분율로 표현함으로써 평균 대비 발생한 절대적인 오차의 비율을 나타낸다. NMBE와 CV(RMSE) 두 지표는 모두 0%에 근접할수록 예측성능이 우수한 것을 의미하며 ASHRAE Guideline 14-2014<sup>64)</sup>에서는 각각 10%, 30% 이하를,  $R^2$ 의 경우 0.8 이상을 적정기준으로 한다. 각 지표별 수식은 식(5)-식(7)과 같다.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \dots\dots\dots \text{식(5)}$$

64) ASHRAE (2014). Measurement of Energy Demand, and Water Savings. ASHRAE Guideline 14.

$$NMBE = \frac{1}{\bar{y}} \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)}{n} * 100 (\%) \dots\dots\dots \text{식 (6)}$$

$$CV(RMSE) = \frac{1}{\bar{y}} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} * 100 (\%) \dots\dots\dots \text{식 (7)}$$

여기서,

$y_i$ : 실제값

$\hat{y}_i$ : 예측값

$\bar{y}$ : 실제값의 평균

$n$ : 데이터 수

### 5.2.2 예측모델 성능평가

베이지안 최적화를 통해 도출된 냉난방기간 실내온도 예측모델의  $R^2$  와 NMBE, CV(RMSE)는 <Fig. 20>, <Fig. 21>과 <Table 6>과 같다. 예측모델의 성능평가를 위해 구성된 시험데이터는 4353개이다.

난방기간과 냉방기간 실내온도 예측모델 모두 실제 온도값에 대한 예측 온도값의  $R^2$  값이 0.999 이상으로 나타나 두 값이 높은 상관관계를 가지는 것으로 확인되었다.

난방기간 예측모델의 실제값과 예측값 간 NMBE와 CV(RMSE)는 -0.13%와 0.21%로 ASHRAE의 권장 기준을 상회하는 높은 예측성능을 보였으며, 실제 온도값 대비 더 높은 값으로 예측하는 경향을 나타냈다.

냉방기간의 경우 NMBE와 CV(RMSE)는 0.04%, 1.09%로 난방기간 실내온도 예측모델의 비해 다소 낮은 예측성능을 보였다. 산출된 최대 예측오차는 0.64℃로 실제 온도값 대비 더 낮은 값으로 예측하는 경향을

보였다.

Table 6. 냉난방기간 실내온도 예측모델 성능

구분	R <sup>2</sup>	NMBE [%]	CVRMSE) [%]
난방기간	0.9997	-0.13	0.21
냉방기간	0.9992	0.04	1.09

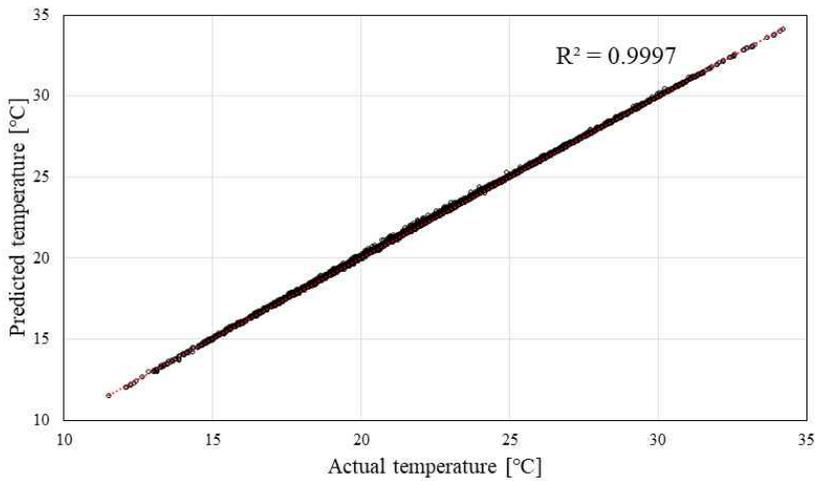


Fig. 20 난방기간 실내온도 실제값-예측값 R<sup>2</sup>

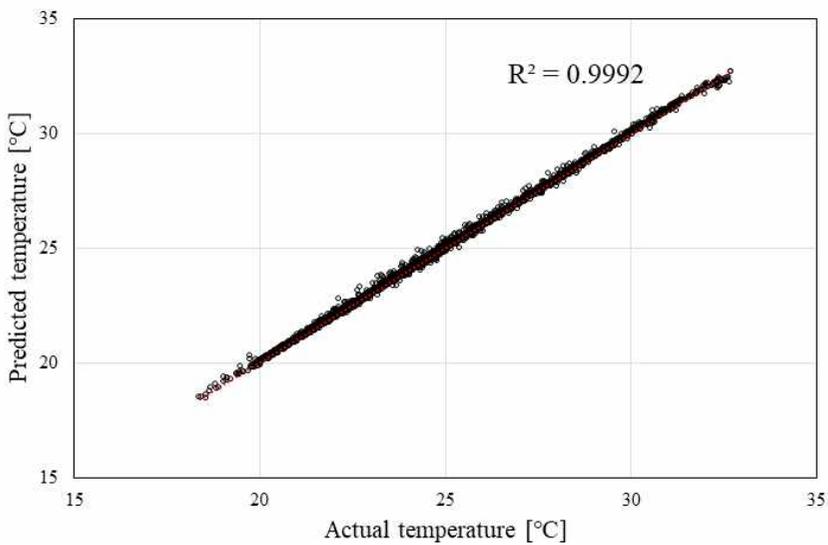


Fig. 21 냉방기간 실내온도 실제값-예측값 R<sup>2</sup>

## 5.3 최적 제어알고리즘 성능평가

### 5.3.1 최적 제어알고리즘 성능평가 개요

본 장에서는 개발된 제어알고리즘의 최적화 및 성능평가를 수행하였으며 실내외 조건변화에 따른 적응성 및 확장성 평가를 진행하였다. 따라서 본 연구에서 진행된 성능평가 시뮬레이션 case는 <Table 7>과 같다.

먼저, Base case는 '3장 융복합 히트펌프 시스템 모델링'에서 구축하였던 On/Off 제어기반의 Base model을 대상으로 하며, 개발된 제어알고리즘의 최적화 및 성능평가를 위해 기존 On/Off 제어방식, 실시간 학습이 포함되어있지 않은 비적응형 제어알고리즘과의 실내온도 제어성능 및 에너지 소비량을 비교·분석하였다.

다음으로 최적 제어알고리즘의 적응성 평가를 위해 실내 setpoint를 Base case의 설정값인 난방기간 21℃, 냉방기간 25℃를 각각 난방기간 22℃, 24℃로 변경하였다(Case 1). Setpoint 변화에 따라 실내부하가 증가하였으며, 기존 On/Off 제어와의 비교를 통해 이러한 조건에서의 최적 제어알고리즘의 실내온도 제어성능 및 냉난방 에너지 소비량을 확인하였다.

마지막으로 최적 제어알고리즘의 확장성 평가를 위해 외기조건을 기존 Base model의 설정값인 부산에서 서울로 변경하였다. 해당 외기조건에 맞게 시스템 용량을 변경하여 시스템 내 설정값, 부하 패턴, 피크부하 발생일 등에 변화를 주었다. 추가적으로 Case 1과 동일하게 실내 setpoint를 변경 후 기존 On/Off 제어방식과의 비교를 통해 최적제어에 따른 실내온도 제어성능 및 에너지 소비량을 확인하였다.

Table 7. 최적 제어알고리즘 성능평가를 위한 시뮬레이션 개요

구 분		설정조건												
시뮬레이션 시간	난방기간	Jan, Feb, Nov, Dec												
	냉방기간	Jun, Jul, Oct, Sep												
제어 timestep		10 minute												
시뮬레이션 시나리오	Base case	<table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">외기조건</th> <th>부산</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>난방</td> <td>setpoint</td> <td>21℃</td> </tr> <tr> <td>기간</td> <td>setback</td> <td>17℃</td> </tr> <tr> <td>냉방기간</td> <td>setpoint</td> <td>25℃</td> </tr> </tbody> </table>	외기조건		부산	난방	setpoint	21℃	기간	setback	17℃	냉방기간	setpoint	25℃
		외기조건		부산										
		난방	setpoint	21℃										
	기간	setback	17℃											
	냉방기간	setpoint	25℃											
	<ul style="list-style-type: none"> <li>실내온도 제어방식 변경</li> <li>On/Off 제어/비적응형 제어/최적 제어 비교</li> </ul>													
Case 1	<table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">외기조건</th> <th>부산</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>난방</td> <td>setpoint</td> <td>22℃</td> </tr> <tr> <td>기간</td> <td>setback</td> <td>18℃</td> </tr> <tr> <td>냉방기간</td> <td>setpoint</td> <td>24℃</td> </tr> </tbody> </table>	외기조건		부산	난방	setpoint	22℃	기간	setback	18℃	냉방기간	setpoint	24℃	
	외기조건		부산											
	난방	setpoint	22℃											
기간	setback	18℃												
냉방기간	setpoint	24℃												
<ul style="list-style-type: none"> <li>실내온도 제어방식 변경, 실내 setpoint 변경</li> <li>On/Off 제어/최적 제어 비교</li> </ul>														
Case 2	<table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">외기조건</th> <th>서울</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>난방</td> <td>setpoint</td> <td>22℃</td> </tr> <tr> <td>기간</td> <td>setback</td> <td>18℃</td> </tr> <tr> <td>냉방기간</td> <td>setpoint</td> <td>24℃</td> </tr> </tbody> </table>	외기조건		서울	난방	setpoint	22℃	기간	setback	18℃	냉방기간	setpoint	24℃	
	외기조건		서울											
	난방	setpoint	22℃											
기간	setback	18℃												
냉방기간	setpoint	24℃												
<ul style="list-style-type: none"> <li>실내온도 제어방식 변경, 실내 setpoint 변경, 외기온도 및 시스템 용량 변경</li> <li>On/Off 제어/최적 제어 비교</li> </ul>														

### (1) 실내온도 제어 성능평가 기준

개발된 제어알고리즘의 실내온도 제어 성능평가는 제어 예측 정확도 및 제어 안정성을 통해 평가를 시행하였다. 제어 예측 정확도는 제어알고리즘에 적용된 실내온도 예측모델의 예측 정확도로, 냉난방 가동 중 매 timestep마다 도출한 미래 실내온도 예측값과 해당 값 예측에 이용된 FCU 유량의 제어 결과인 실제 실내온도와의 오차에 대한 CV(RMSE)로 평가하였다. 제어알고리즘 적용에 따른 제어 안정성은 냉난방 가동시간 중의 실내온도와 setpoint 온도의 오차에 대한 Mean Absolute Error (MAE), NMBE 그리고 CV(RMSE)를 활용하여 평가한다.

따라서 제어 예측정확도 평가 시, 앞서 언급했던 식(7)의  $y_i$ 는 제어알고리즘에서 도출된 최적 유량으로 제어된 결과인 실제 실내온도이며,  $\hat{y}_i$ 는 이전 timestep에서 예측모델이 해당 유량으로 가동 시 예측한 실내온도 예측값이다.

제어 안정성 평가 시, 앞서 언급했던 식(6), 식(7)과 식(8)에서의  $y_i$ 는 실내 setpoint 온도,  $\hat{y}_i$ 는 제어된 실내온도로 설정되어 냉난방기간 중 제어오차가 음수(-)면 setpoint 온도 대비 높은 온도로 제어된 것으로, 양수(+)면 낮게 제어된 것으로 표현될 수 있다. 즉, 난방기간 중 (-) 제어오차는 과난방, 냉방기간 중 (+) 제어오차는 과냉방으로 판단할 수 있다. MAE는 오차 절댓값의 평균으로 제어 안정성에 대한 직관적인 표현이 가능하다. NMBE는 실제 setpoint 온도 대비 제어알고리즘의 실내온도 제어 경향을, 제어 CV(RMSE)는 setpoint 온도 값과 제어된 실내온도 값 사이의 오차 변동성을 나타낸 지표로 앞서 언급한 바와 같이 10%, 30% 이하를 적정기준으로 한다. 따라서 앞서 언급한 세 지표는 제어 결과에 따른 실내온도가 설정 온도에 근접한 정도를 나타내며 0에 가까울수록 제어 안정성이 높다는 것으로 판단할 수 있다.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{n} \dots\dots\dots \text{식(8)}$$

여기서,

$y_i$ : 실제값 (실내 Setpoint 온도)

$\hat{y}_i$ : 예측값 (관측된 실내온도)

## (2) 실내온도 제어 성능평가 시점 및 범위

기존 On/Off 제어방식은 시스템 가동과 동시에 정유량 방식의 정격 출력만으로 작동하여 실내온도를 제어하며 설정한 실내 setpoint 기준 deadband 2℃ 내에서 작동한다. 본 연구에서 제안한 최적 제어알고리즘은 시스템 가동 시, 유량에 따른 다음 10분 후의 실내온도를 예측하여 실내 setpoint에 가장 근사한 방향으로 유량을 제어한다. 따라서 각 제어방법별 실내온도 제어 평가 시점 및 기준은 <Table 8>과 같이 설정하였다.

각 제어방법별 실내온도 제어 성능평가는 재실기간 내, 정격 출력만으로 작동하는 정유량 방식의 On/Off 제어 시 최초로 실내 setpoint deadband 내에 도달하는 시점을 기준으로 하였다. Base case를 예시로, 난방기간의 경우 설정온도인 21℃ 기준으로 lower deadband인 20℃, 냉방기간에는 25℃ 기준으로 upper deadband인 26℃에 도달하는 시점을 기준으로 최적 제어알고리즘의 제어성능을 분석하였다. 또한, 제어 안정성 평가의 경우, 하루 중 냉난방 부하가 낮은 시간대를 고려하여 설정한 실내 setpoint 유지에 별다른 시스템 가동이 요구되지 않는 시점은 제외하였다. 즉, 시스템 미가동 시에도 실내온도가 deadband보다 우수한 경우는 제어 오차에서 제외하였다.

Table 8. 최적 제어알고리즘 실내온도 제어 성능평가를 위한 기준

구 분	제어방식	기준
평가시점	On/Off 제어	재실기간 (08:00 AM~08:00 PM) 중 최초로 On/Off 제어가 실내 setpoint deadband 내에 도달하는 시점
	최적 제어	
평가 제외 범위	On/Off 제어	시스템 미가동에도 deadband 범위를 넘어 우수한 열환경이 확보되는 시점
	최적 제어	시스템 미가동에도 setpoint보다 우수한 열환경이 확보되는 시점

### 5.3.2 제어알고리즘 최적화 및 성능평가

개발된 최적 제어알고리즘은 시스템 가동에 따라 새롭게 데이터를 학습하여 실내온도 제어 성능을 개선한다. 따라서 최적 제어알고리즘의 성능평가를 위해 앞서 구축한 Base model 내 적용을 통해 기존 On/Off 제어방식, 학습 기능을 제외한 비적응형 제어알고리즘과의 제어 정확도, 안정성 및 에너지 소비량을 비교·분석하였다.

#### (1) 실내온도 제어성능

냉난방 기간 중 재실기간 내 제어방식별 실내온도는 난방기간은 <Fig. 22>, 냉방기간은 <Fig. 25>와 같다. 냉난방 기간 내 평균기온, 최고·최저기온이 나타나는 날을 각각 typical day, peak day로 설정하였으며 난방기간은 각각 <Fig. 23>, <Fig. 24>, 냉방기간은 <Fig. 26>, <Fig. 27>과 같다. 또한, 냉난방 기간 중 내 각 제어방식별 예측정확도 CV(RMSE)와 실내온도 제어에 따른 MAE, NMBE, CV(RMSE)는 <Table 9>와 같으며 제어방법별 제어 오차 분포는 <Fig.

28>과 같이 나타났다.

먼저 난방기간 중, 비적응형과 최적 제어알고리즘의 예측정확도는 각각 0.73%, 0.66%로 ASHRAE Guideline 권장기준인 30%를 상회하는 값을 나타났다. 이때 최적 제어알고리즘의 예측정확도는 비적응형 제어 대비 11% 향상되었으며 전체 난방기간동안 우수한 예측 정확도를 보여 실시간 학습을 통해 실내온도 예측모델의 성능이 향상되었음을 의미한다.

제어 안정성의 경우, 3가지 제어방식에 따른 실내 setpoint 온도 대비 MAE와 CV(RMSE)는 On/Off가 0.50°C, 2.73%, 비적응 제어가 0.20°C, 1.27%, 최적 제어가 0.17°C, 1.04%로 나타났다. 그 중 최적 제어는 On/Off 제어 대비 제어 안정성이 MAE는 66%, CV(RMSE)는 62% 향상되어 setpoint 기준으로 가장 안정적인 제어를 수행하는 것으로 분석되었다.

비적응 제어의 경우, MAE와 CV(RMSE)가 On/Off 제어방식에 비해 높아 제어 안정성이 향상된 것으로 보이지만, Max (-) error가 -2.08°C로 제어 실패가 이루어진 시간대가 몇차례 발생하며 제어 안정성이 크게 떨어지는 것으로 나타났다. 이때 동일한 환경에서 제어를 수행한 최적 제어는 Max (-) error가 -0.80°C로 감소하였으며, 이는 실시간 학습을 통해 예측모델의 성능이 향상된 것이 결과적으로 제어 안정성 향상에 영향을 주었다는 것을 의미한다.

On/Off, 비적응 제어, 최적 제어 모두 실내 setpoint 기준 lower deadband (20°C) 이상의 실내온도를 유지하였으며 평균 7.5°C의 비교적 높은 외기온도를 가진 부산 기후대로 인해 실내온도가 upper deadband인 22°C를 넘어가는 날들이 다수 발생하였다. 따라서 3가지 제어방식에 따른 NMBE는 각각 -0.0030%, -0.0019%, -0.0057%로 모두 실내 setpoint 온도보다 평균적으로 더 높게 실내온도를 제어한 것을 알 수 있다. 이는 난방 부분부하가 매우 작게 발생하였거나 높은 외기온도로 인해 발생하지

않아 나타난 현상으로 분석된다.

Typical day의 외기조건에서 실내 setpoint 온도에 가장 빠르게 도달한 제어방식은 최적 제어로 나타났다. 이는 실내 setpoint 온도로 제어하기 시작하는 07:00 AM 시점에서 이전부터 17℃로 설정된 setback 온도에 맞춰 실내온도가 제어되고 있던 최적 제어와 달리 On/Off 제어는 더 낮은 온도(16.2℃)에서부터 난방을 시작하여 실내 setpoint 온도에 도달하는데 더 많은 시간이 소요된 것으로 판단된다.

Typical day 중 On/Off 제어의 경우, 이른 오전에 기온이 낮은 겨울철 특성에 따라 07:00 AM~11:00 AM 사이에만 가동되었으며 비교적 따뜻한 오후 시간대에는 실내온도가 lower deadband인 20℃보다 높게 형성되어 난방이 진행되지 않았다. 따라서 오후 시간대에서의 On/Off 제어방식은 setpoint 21℃에 비해 실내가 다소 낮은 온도로 유지되었다.

같은 Typical day 외기조건에서의 비적응형 제어와 최적 제어는 실내온도 제어 성능 차이가 나타나지 않았다. 두 제어방식 모두 11:00 AM 이후에는 On/Off 제어방식과 달리 실내온도가 setpoint 21℃ 기준 최대 0.6℃만큼 과난방이 진행되었다. 이는 작은 크기의 난방 부분부하만이 발생하는 따뜻한 오후 시간대에서 제어알고리즘 내 경계조건에 따라 난방가동이 중지되기 전에 발생한 오차들로 판단된다.

외기온도가 -8.2℃로 가장 기온이 낮았던 Peak day의 경우, 세 가지 제어방식 모두 비슷한 시점에 lower deadband인 20℃에 도달하였으나, 비적응 제어의 경우 도달 직후 순환수 유량을 줄임으로써 타 제어방식에 비해 setpoint 온도에 도달하는데 3시간가량 더 소요되었다. 이는 비적응형 제어에 이용된 난방기간 실내온도 예측모델의 예측 NMBE가 -0.13%임에 따라 실제값 대비 비교적 높은 실내온도를 예측하는 경향이 높아 제어 오차가 발생한 것으로 분석된다.

Peak day 중 On/Off 제어를 이용한 난방 가동의 경우, Typical day와 달리 난방 가동 없이 실내온도가 lower deadband인 20℃보다 높게 형성되는 기간이 발생하지 않아, 재실기간동안 지속적으로 20℃와 22℃ 사이에서 On/Off 제어가 수행되었다. 이에 비해 최적 제어 시 난방 부하가 큰 오전 시간대 이후, 정격 순환수 유량 대비 적은 유량으로 난방가동을 지속하여 setpoint 온도에 맞게 제어를 수행하였다. 또한, 난방가동이 진행됨에 따라 제어 오차가 점차 감소한 것을 확인할 수 있다.

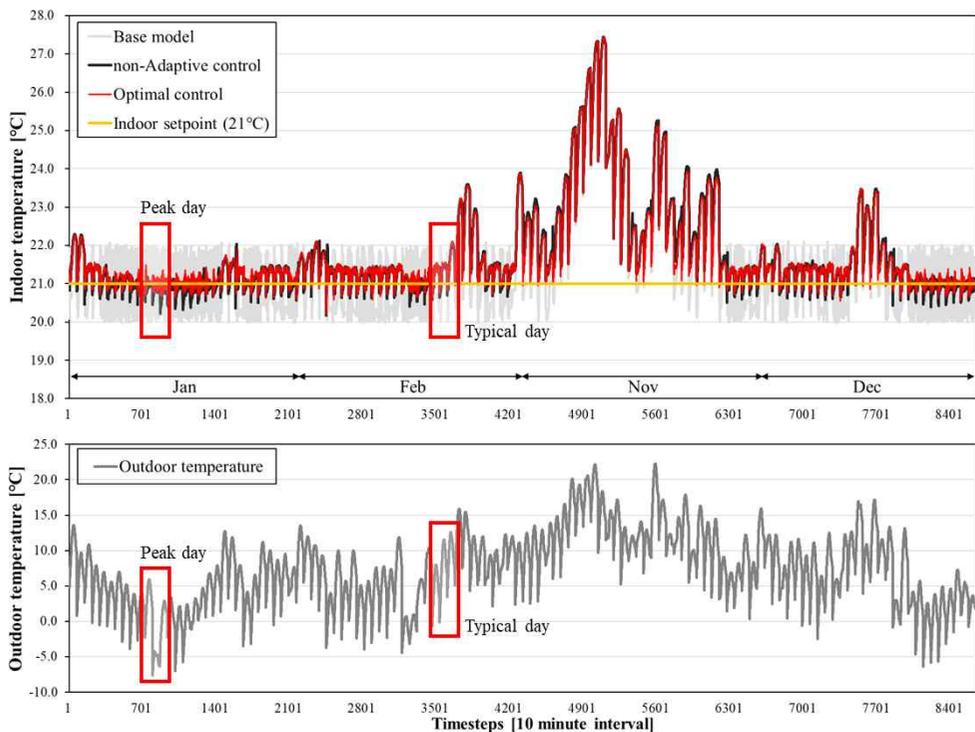


Fig. 22 Base case 난방기간 재실시간 중 실내온도 및 외기온도

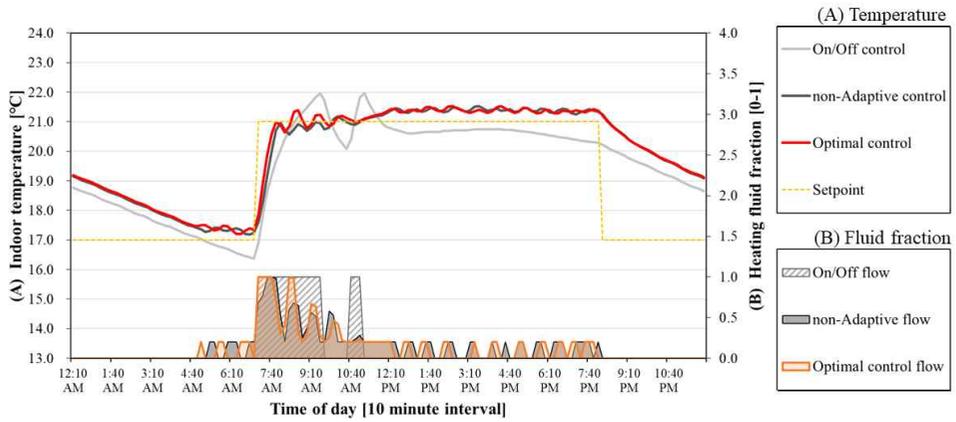


Fig. 23 Base case 난방기간 Typical day 중 실내온도 및 제어 유량

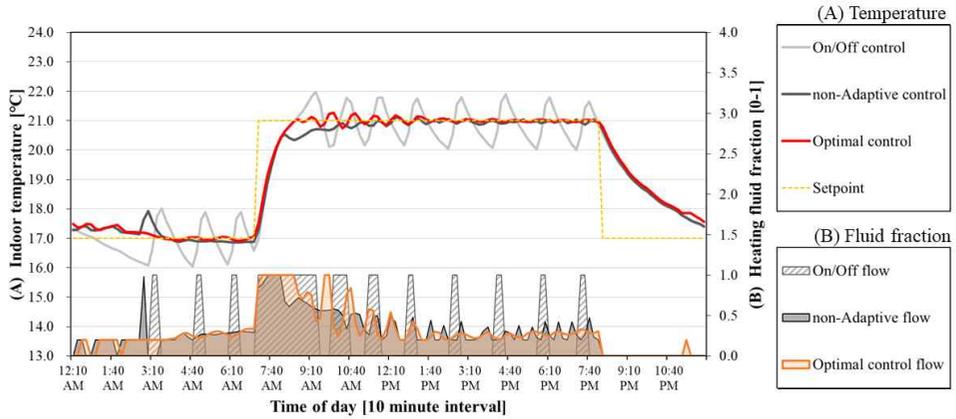


Fig. 24 Base case 난방기간 Peak day 중 실내온도 및 제어 유량

냉방기간의 경우, 비적응형과 최적 제어알고리즘의 예측정확도 CV(RMSE)는 각각 0.91%, 0.24%로 최적 제어알고리즘의 예측정확도는 실시간 학습을 통해 비적응형 대비 70% 이상 향상되었다.

3가지 제어방식에 따른 실내 setpoint 온도 대비 MAE와 CV(RMSE)는 On/Off가 0.54°C, 2.47%, 비적응 제어가 0.23°C, 1.26%, 최적 제어가 0.06°C, 0.37%로 난방기간과 동일하게 ASHRAE Guideline 기준인 30%를 상회하는 값을 보였다.

비적응 제어는 외기온도가 냉방기간 평균보다 높은 날들에서의 제어 오차가  $-1.96^{\circ}\text{C}$  까지 발생하며 제어 안정성이 크게 떨어지는 것으로 확인되었다. 이에 비해 최적 제어에 따른 최대 제어 오차는  $-0.59^{\circ}\text{C}$ 로 동일한 환경에서 제어를 수행했음에도 실시간 학습을 통해 예측성능이 향상된 것을 알 수 있다. 이와 함께 setpoint 온도 대비 CV(RMSE), MAE, NMBE가 모두 비적응 제어에 비해 향상되었으며 이는 예측성능 향상이 제어 안정성 향상에 영향을 미친 것으로 판단할 수 있다.

냉방기간 내 Typical day와 Peak day 모두 실내 setpoint 도달하는데 걸린 시간은 제어방식에 따라 크게 차이가 나타나지 않았으며, 난방기간과는 달리 Peak day뿐만 아니라 Typical day에도 재실기간 내내 냉방이 가동되었다. 이는 일반적으로 피크부하가 낮은 오전부터 발생하는 여름철의 특성과 재실 및 기기 부하가 높은 업무시설의 특성 때문에 지속적으로 발생한 냉방부하로 인한 것으로 판단된다.

Typical day의 경우, 100% 정격유량으로 가동된 On/Off 제어방식에 비해 비적응 제어와 최적 제어방식은 더 적은 순환수 유량으로 냉방을 진행하였다. 그 중 최적 제어는 초기가동 시점을 제외하고 최대 60%의 유량만을 이용하여 setpoint에 맞게 실내온도를 제어하였다. 냉방이 진행됨에 따라 제어 오차가 감소한 최적 제어와 달리 비적응 제어는 setpoint 온도에 비해 평균적으로 낮게 냉방을 가동하며 더 많은 유량을 사용하였다.

Peak day 중 On/Off 제어를 이용한 냉방 가동의 경우, 11:00 AM부터 08:00 PM까지 지속적으로 가동되었으며 실내 setpoint보다  $0.4^{\circ}\text{C}$  이상 낮은 온도로 유지되었다. 이는 11:00 AM부터 지속된 높은 냉방부하로 인해 setpoint 온도  $25^{\circ}\text{C}$ 의 lower deadband인  $24^{\circ}\text{C}$ 까지 실내를 냉각시키지 못해 냉방가동이 종료되지 못했기 때문이다. 비적응 제어의

경우, 12:00 PM부터 제어 오차의 크기가 1.9°C까지 상승하며 낮은 제어 안정성을 보였다. 이는 비적응 제어에 이용된 실내온도 예측모델의 실제값 대비 비교적 낮게 실내온도를 예측하는 경향(NMBE 0.04%)으로 인해 발생한 제어 오차가 누적되어 야기된 것으로 판단된다. 이에 비해 최적 제어는 냉방가동에 따라 제어 오차의 크기가 0으로 수렴하며 On/Off 제어에 비해 더 적은 유량으로 Peak day 재실기간 내내 setpoint 온도에 맞춘 안정적인 제어를 수행하였다.

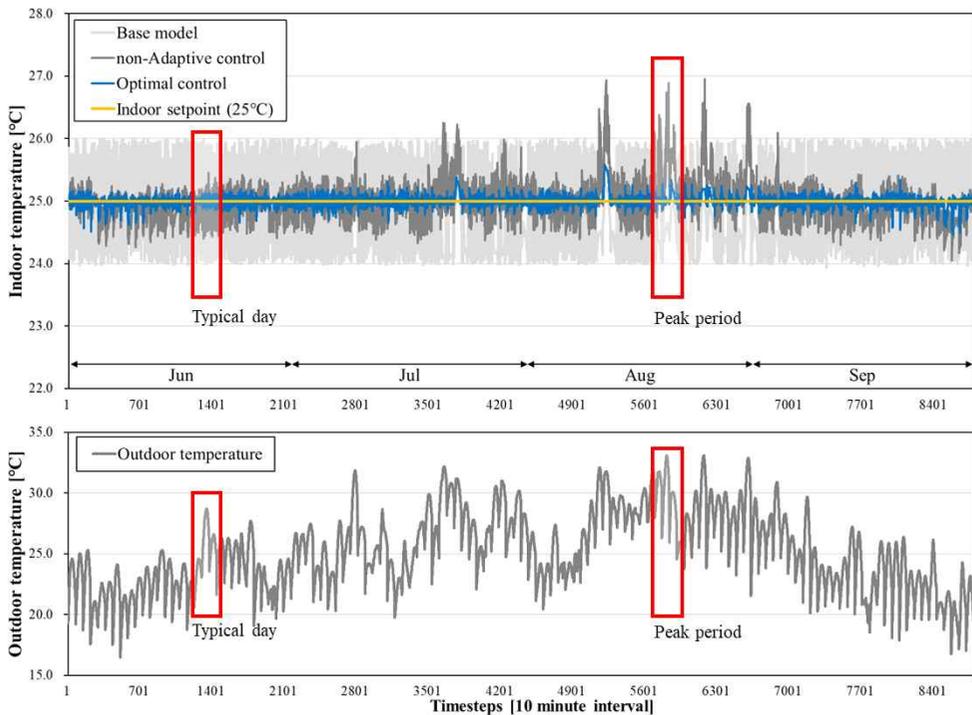


Fig. 25 Base case 냉방기간 재실기간 중 실내온도 및 외기온도

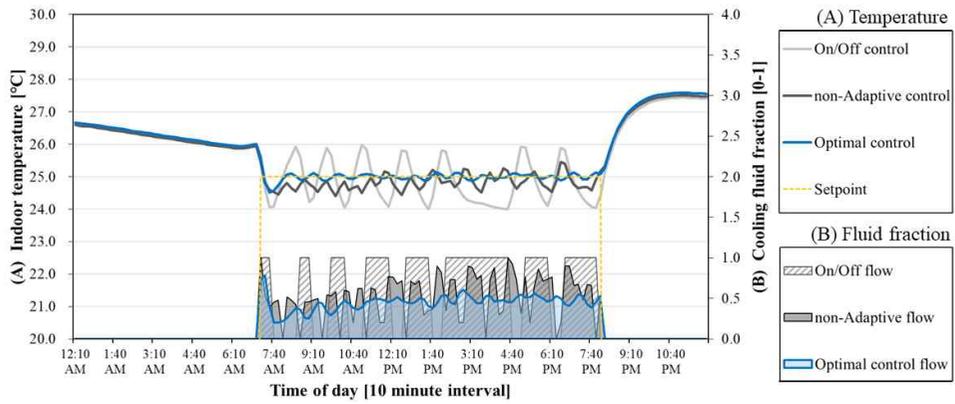


Fig. 26 Base case 냉방기간 Typical day 중 실내온도 및 제어 유량

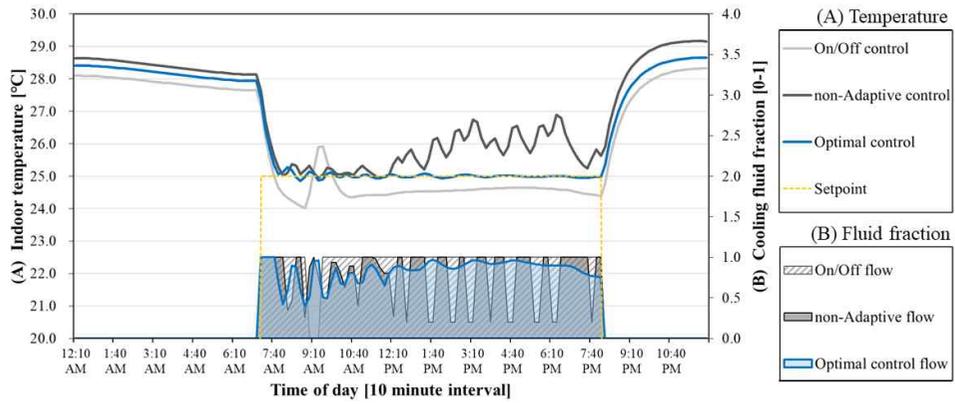


Fig. 27 Base case 냉방기간 Peak day 중 실내온도 및 제어 유량

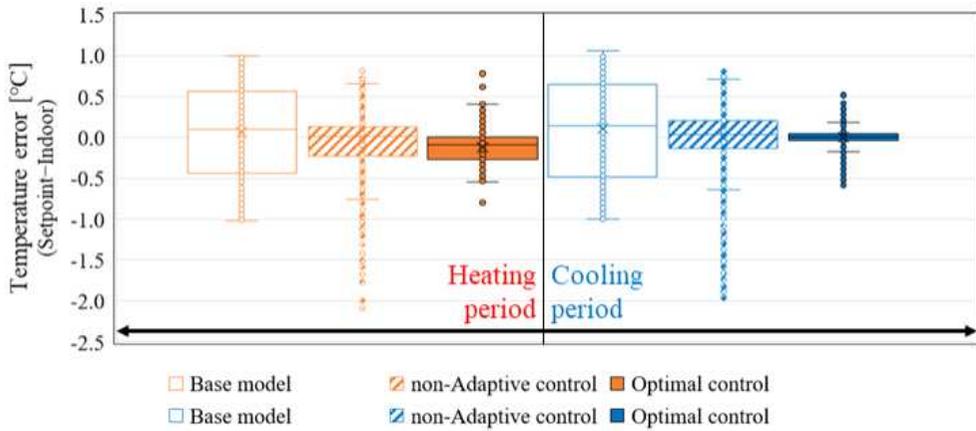


Fig. 28 Base case 냉난방기간 중 제어방법별 제어오차 분포

Table 9. Base case 제어방법별 제어 성능지표

구분	난방기간			냉방기간		
	Base case	비적응 제어	최적 제어	Base case	비적응 제어	최적 제어
예측 정확도						
CV(RMSE) [%]	-	0.73	0.66	-	0.91	0.24
Max (+) error [°C]	1.00	0.82	0.81	1.06	0.81	0.55
Max (-) error [°C]	-1.02	-2.08	-0.80	-1.00	-1.96	-0.59
MAE [°C]	0.50	0.20	0.17	0.54	0.23	0.06
NMBE [%]	0.0030	-0.0019	-0.0057	0.0044	0.0004	0.0001
CV(RMSE) [%]	2.73	1.27	1.04	2.47	1.26	0.37

(2) 에너지 소비량

제어방식별 연간 냉난방에너지 소비량은 <Fig. 29>와 같으며 On/Off 제어 대비 시스템 요소별 가동시간 및 변화량과 에너지 소비량 변화는 <Table 10>, <Table 11>과 같다. 연간 냉난방에너지 소비량은 비적응 제어 (4171.9 kWh) > On/Off 제어 (4139.4 kWh) > 최적 제어 (4100.7 kWh) 순으로 최적 제어가 에너지 절감 측면에서 가장 효율적으로 나타났다.

On/Off 제어방식의 연간 난방에너지는 1747.6 kWh, 냉방에너지는 2391.8 kWh로 연간 에너지 소비량 중 냉방에너지의 비율이 더 높은 것으로 확인되었다. 시스템 가동시간 측면에서 보면, On/Off 제어 시 연간 부하 측 시스템(냉난방 순환수 펌프, FCU 팬)은 각각 난방기간

중에는 327시간, 냉방기간에는 943시간으로 냉방이 2.9배 더 많이 가동되었다. 이는 난방기간 평균 외기온도 7.5℃의 비교적 온난한 기후와 업무시설 건물의 내부 발열로 인해 난방 부하가 작게 발생하여 시스템 가동조건까지 실내온도가 도달하지 않은 것으로 판단된다.

이에 비해 유량 제어 시, 비적용 제어는 난방 1053시간, 냉방 1517시간 진행되었으며 최적 제어 시 난방 1062시간, 냉방 1568시간으로 가동시간이 On/Off 제어 대비 난방기간에는 평균 224%, 냉방기간에는 63% 증가하여 연간 전체적으로 부하 측 시스템 가동시간이 증가한 가운데, 난방기간에 상승 폭이 크게 나타났다. 그 중 최적 제어의 경우, On/Off 제어 대비 연간 냉난방 에너지 전체 소비량 차이는 근소한 가운데, 기간별 에너지 변화량은 난방에너지 +247.5 kWh (+14.2%), 냉방 에너지 -286.2 kWh (-12.0%)로 냉방기간 중 에너지 절감량이 우수하고 난방기간에는 기존 On/Off 제어보다 불리한 것으로 나타났다. 이는 앞서 <Fig. 24>에서 확인한 바와 같이 외기온도가 비교적 따뜻한 오후 시간대에 가동이 중지되는 On/Off 제어와 달리, 유량 제어방식은 지속적인 부하 측 난방가동으로 인해 열원 측 시스템 가동시간이 증가하여 나타난 현상으로 분석되었다. 이 현상은 최소유량으로 난방을 가동하여도 실내 setpoint를 초과하는 조건에서 제어알고리즘 내 설정한 시스템 가동중지 경계조건에 도달 전 발생하는 과난방 구간에 의한 것으로, 이는 경계조건의 조정을 통해 감소할 것으로 판단된다.

최적 제어를 통한 냉방기간 에너지 소비량은 월평균 -71.55 kWh 절감되었으며, 그 중 가장 우수한 절감효율을 보인 달은 7월로 668.5 kWh를 소비한 On/Off 제어 대비 14.4% 감소한 572.2 kWh를 소비하였다. 이는 냉방기간 중 부하 측 시스템 가동시간은 증가하였으나 유량 제어를 통해 과도한 열원 사용을 방지함으로써 <Table 11>과 같이

축냉을 위한 히트펌프 가동 에너지가 크게 감소하였기 때문에 판단된다.

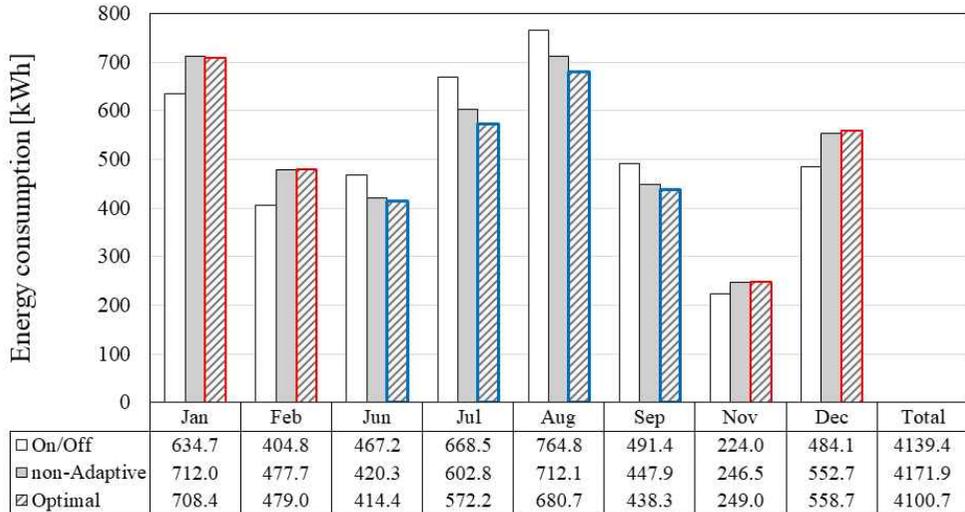


Fig. 29 Base case 제어방식별 냉난방기간 에너지 소비량

Table 10. Base case On/Off 대비 에너지 소비량 변화 [kWh]

구 분 (제어방법/월)			시스템 요소			
			히트펌프	축열/축냉 순환수 펌프	냉난방 순환수 펌프	FCU 팬
비적응 제어	난방 기간	Jan	+ 39.99	+ 1.86	+ 1.27	+ 34.28
		Feb	+ 45.51	+ 2.86	+ 1.65	+ 22.80
		Nov	+ 15.22	+ 1.12	+ 1.48	+ 4.56
		Dec	+ 39.42	+ 2.25	+ 1.44	+ 25.52
	냉방 기간	Jun	- 59.13	- 6.18	- 5.26	+ 23.64
		Jul	- 65.76	- 6.59	- 7.69	+ 14.34
		Oct	- 49.93	- 4.87	- 7.74	+ 9.88
		Sep	- 53.76	- 5.54	- 5.17	+ 21.04
최적 제어	난방 기간	Jan	+ 36.79	+ 1.84	+ 1.74	+ 33.38
		Feb	+ 46.72	+ 2.97	+ 1.71	+ 22.80
		Nov	+ 16.76	+ 1.25	+ 0.88	+ 6.12
		Dec	+ 44.48	+ 2.60	+ 1.53	+ 25.96
	냉방 기간	Jun	- 64.83	- 6.80	- 6.11	+ 24.98
		Jul	- 93.05	- 9.27	- 10.25	+ 16.30
		Oct	- 77.62	- 7.61	- 9.69	+ 10.86
		Sep	- 62.90	- 6.47	- 6.60	+ 22.88

Table 11. Base case 시스템 요소별 가동시간 [Hour]

구 분	난방기간			냉방기간		
	On/Off 제어	비적응 제어	최적 제어	On/Off 제어	비적응 제어	최적 제어
히트펌프	766	813 (+6.1%)	815 (+6.5%)	1134	1001 (-11.7%)	961 (-15.2%)
축열/축냉 순환수 펌프	766	813 (+6.1%)	815 (+6.5%)	1134	1001 (-11.7%)	961 (-15.2%)
냉난방 순환수 펌프	327	1053 (+222.2%)	1062 (+225.0%)	943	1517 (+60.9%)	1568 (+66.3%)
FCU 팬	327	1053 (+222.2%)	1062 (+225.0%)	943	1517 (+60.9%)	1568 (+66.3%)

(3) Base case 시뮬레이션에 따른 최적 제어알고리즘 성능 소결

최적 제어알고리즘의 성능 검증 및 평가를 위해 앞서 3장에 구축하였던 Base model 내 적용을 통해 On/Off 제어방식과의 비교·분석을 수행하였다.

난방기간 내 실내온도 제어 오차의 통계적 분석을 통해 가장 높은 제어 정확성 및 안정성을 보인 제어방식은 최적 제어로 확인되었다. 최적 제어는 Typical day와 Peak day 모두 타 제어방식에 비해 우수한 제어 성능을 보였으며 난방 부하가 재실기간 내 지속적으로 발생하는 Peak day의 경우, 난방가동이 진행됨에 따라 실시간 학습을 통해 제어 오차가 0°C에 근사하게 수렴하는 것으로 나타났다.

그러나 Typical day의 경우, 비교적 작은 난방 부하가 발생하는 부산의 기후대로 인해, 오후 시간대에 최대 0.6°C만큼 실내 과난방이 진행되었다. 따라서 난방기간 중 부하 측 시스템(난방 순환수 펌프, FCU 팬)이 327시간 가동된 On/Off 제어에 비해 224% 증가하였으며 난방기간 내

평균 에너지 소비량은 247.5 kWh (+14.2%) 증가하였다. 이는 Peak day를 제외하고 일반적으로 오후 시간대에 높은 외기온도를 가지는 부산 기후대에 맞춰 가동이 중지되는 On/Off 제어와 달리, 최적 제어방식은 제어알고리즘 상에서 설정한 경계조건을 충족하기 전까지 지속적인 난방가동을 수행하기 때문에 열원 측 시스템(히트펌프, 축열 순환수 펌프) 가동이 증가한 것으로 보인다. 따라서 이는 경계조건 조정을 통해 에너지 절감이 가능할 것으로 사료된다.

냉방기간 중 실시간 학습을 포함하지 않는 비적응형 제어는 외기온도가 냉방기간 평균 외기온도보다 높은 날에 최대 오차가 -1.96℃까지 발생하며 실내온도 제어 안정성이 크게 떨어지는 것으로 분석되었다. 이때 동일한 환경에서 제어가 이루어진 최적 제어는 최대오차가 -0.59℃로 감소하였으며 이는 실시간 학습을 통해 향상된 제어 예측정확도가 제어 안정성 향상에 크게 작용했음을 의미한다.

냉방부하가 크게 발생하는 업무시설 건물의 특성상, 난방기간과 달리 On/Off 제어는 Typical day에도 재실시간 내에 지속적으로 난방가동이 On/Off 되었으며, Peak day에는 연속적으로 가동되는 시간이 크게 늘었다. 이에 비해 최적 제어 시, Typical day에는 정격 순환수 유량 대비 60% 이하로, Peak day에는 실내 setpoint 온도에 맞춘 유량 제어를 통해 On/Off 제어 대비 열원 측 시스템 가동시간을 15.2% 절감하였다. 이에 따라 On/Off 제어 대비 냉방기간 중 평균 에너지가 286.2 kWh (-12.0%) 감소하였으며, 그 중 열원 측 시스템 에너지 감소량이 가장 크게 확인되어 최적 제어를 통해 효율적으로 열원 에너지 활용이 가능한 것으로 확인되었다.

### 5.3.3 최적 제어알고리즘의 적응성 평가

실내조건 변화에 따른 최적 제어알고리즘의 적응성 평가를 위해 실내 setpoint 조건에 변화를 주어 실내부하를 변경하였다. 앞서 Base case에서 설정된 setpoint를 기준으로 난방기간에는  $+1^{\circ}\text{C}$ , 냉방기간에는  $-1^{\circ}\text{C}$ 를 변화시켜 실내부하를 증가시킨 뒤, 실내온도 제어 성능 및 에너지 소비량을 분석하였다. 따라서 난방기간의 실내 setpoint는  $22^{\circ}\text{C}$ 로, 냉방기간의 경우  $24^{\circ}\text{C}$ 로 설정하였다.

#### (1) 실내온도 제어성능

냉난방 기간 중 재실기간 내 제어방식별 실내온도는 난방기간은 <Fig. 30>, 냉방기간은 <Fig. 33>과 같다. 앞서 Base case와 동일하게 냉난방 기간 내 평균기온, 최고·최저기온이 나타나는 날을 각각 typical day, peak day로 설정하였으며 난방기간은 각각 <Fig. 31>, <Fig. 32>, 냉방기간은 <Fig. 34>, <Fig. 35>와 같이 확인되었다. 또한, 냉난방 기간 중 내 각 제어방식별 예측정확도 CV(RMSE)와 실내온도 제어에 따른 MAE, NMBE, CV(RMSE)는 <Table 12>와 같으며 제어방법별 제어 오차 분포는 <Fig. 36>과 같이 나타났다.

난방기간 중 최적 제어알고리즘의 제어 예측정확도는 0.69%로 Base case에 비해 다소 감소하였지만, 유사한 수준의 값으로 실시간 학습을 통해 변화된 실내부하 조건에 대한 적응성을 보였다.

On/Off 제어와 최적 제어에 따른 실내 setpoint 온도 대비 MAE와 CV(RMSE)는 On/Off가  $0.48^{\circ}\text{C}$ , 2.55%, 최적 제어가  $0.15^{\circ}\text{C}$ , 0.93%로 최적 제어의 제어 안정성이 더 우수한 것으로 확인되었으며, 앞선 Base case와

동일하게 ASHRAE Guideline 기준인 30%를 상회하는 값을 보였다. 그 중 최적 제어는 Base case의 setpoint 21°C 기준 최적 제어와의 제어 안정성 차이가 미세하게 확인되었다. 이는 실내부하 증가에 따라 실내온도가 lower deadband에 도달하는데 걸리는 시간이 증가할 수는 있지만, 도달 후에는 변화된 setpoint에 맞춰 Base case 조건일 때와 동일한 수준의 안정적인 제어를 수행한다는 것을 의미한다.

따라서 Base case 조건에서 난방부하가 증가하였음에도 최적 제어알고리즘의 제어 정확도 및 안정성은 우수한 것으로 확인되었으며, 난방기간 내에서의 적응성이 높다고 판단하는 것은 타당하다.

실내온도 측면에서 보면, On/Off 제어와 최적제어 모두 실내 setpoint 기준 lower deadband (21°C) 이상의 실내온도를 유지하였다. 앞서 실내 setpoint를 21°C로 설정하였던 Base case에 비해 난방부하가 증가했음에도 비교적 높은 외기온도를 가진 부산 기후대 특성으로 인해 난방가동 없이도 실내온도가 upper deadband인 23°C를 넘어가는 날들이 다수 발생하였다.

특히 최적 제어의 경우, 외기온도가 10°C 이상이고 난방이 가동되지 않은 날들을 제외하고도, 외기온도가 5°C를 넘는 날들은 대부분 실내 setpoint인 22°C 대비 최대 0.6°C만큼 과난방이 진행된 것으로 확인되었다. 이는 제어알고리즘 상에서 설정한 경계조건에 따라 시스템 가동이 중지되기 전에 발생한 오차로 판단되며, 이와 같이 실내 setpoint 온도보다 더 높게 실내온도를 제어한 시간대들로 인해 최적 제어에 따른 NMBE가 -0.0044%로 산출된 것으로 분석된다.

Typical day의 외기조건에서 실내 setpoint 온도에 가장 빠르게 도달한 제어방식은 최적 제어로 나타났다. 이는 예열운전 시작 이전부터 18°C로 설정된 setback 온도에 맞춰 제어되고 있던 최적 제어와 달리 On/Off

제어는 setback 운전가동 조건(17℃)이 예열운전 시점과 동일한 시간대에 만족되어 실내 setpoint 온도에 도달하는데 더 많은 시간이 소요된 것으로 보인다.

Typical day 중 On/Off 제어의 경우, 일사의 영향으로 오후 온도가 비교적 높은 겨울철의 특성에 따라 11:00 AM에서 7:00 PM 사이에는 난방이 가동되지 않았다. 따라서 오후 시간대에서의 On/Off 제어방식은 setpoint 22℃에 비해 실내가 다소 낮은 온도로 유지되었다. 이에 비해 최적 제어는 제어알고리즘 내 설정된 경계조건으로 인해 오후 시간대에 다소 과난방이 진행되었으나 10:00 AM 이후로 실내온도가 setpoint 22℃ 이하로 유지되는 시간대가 발생하지 않았다.

Peak day의 경우, 두 가지 제어방식 모두 예열운전 가동 전에 setback 운전이 진행되어 22℃의 lower deadband인 21℃에 도달하는데 걸린 시간이 유사하게 나타났다. On/Off 제어를 이용한 난방가동의 경우, Typical day와 달리 난방가동 없이 실내온도가 lower deadband인 21℃보다 높게 형성되는 기간이 발생하지 않아, 재실기간동안 지속적으로 21℃와 23℃ 사이에서 On/Off 되었다.

이에 비해 최적 제어는 난방 부하가 큰 오전 시간대에는 최대유량으로, 부하가 낮은 오후 시간대에서는 setpoint 온도인 22℃에 맞게 정격 유량 대비 적은 유량으로 난방을 가동하였다. 또한 난방가동이 진행됨에 따라 지속적인 실시간 학습을 통해 제어 오차가 0.3℃(12:00 PM)에서 0℃(3:00 PM)에 근사하게 감소한 것을 확인할 수 있다.

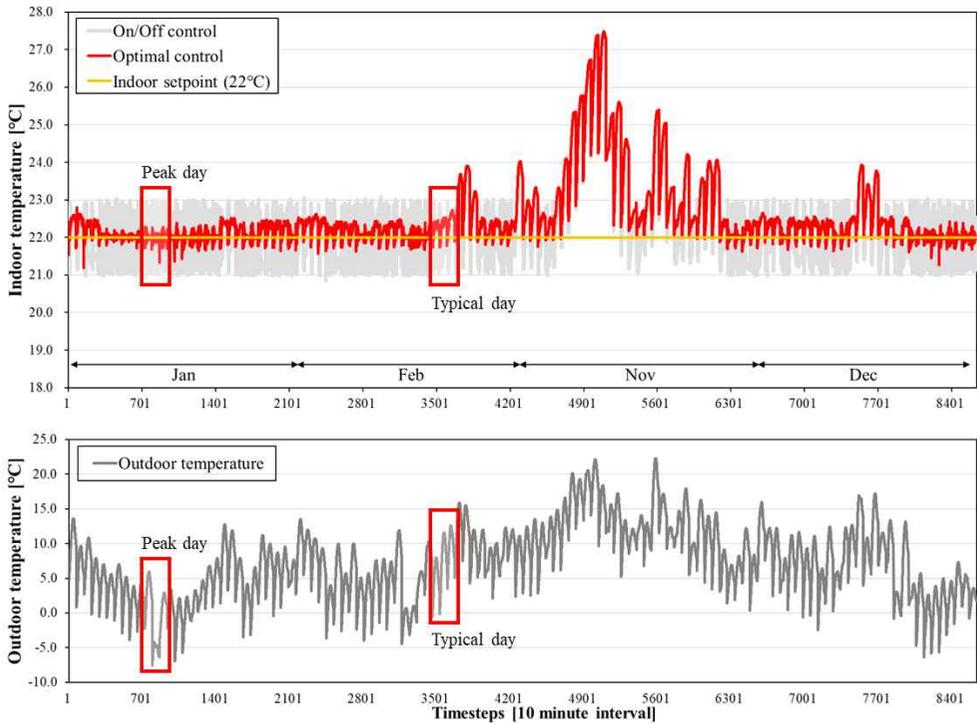


Fig. 30 Case 1 난방기간 재실시간 중 실내온도 및 외기온도

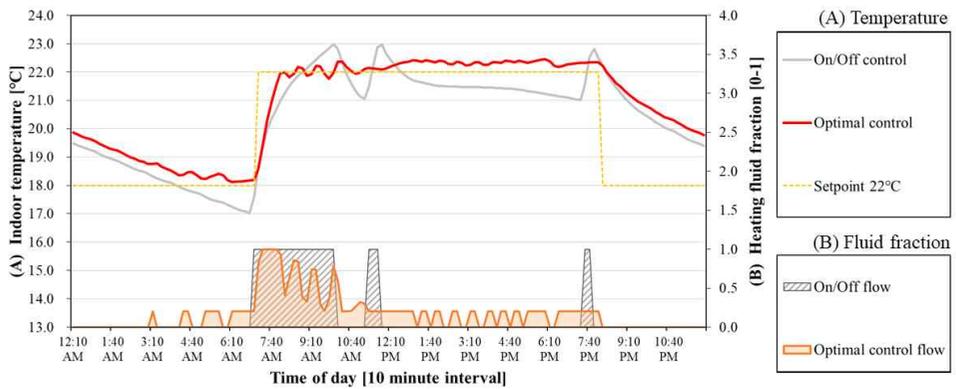


Fig. 31 Case 1 난방기간 Typical day 중 실내온도 및 제어 유량

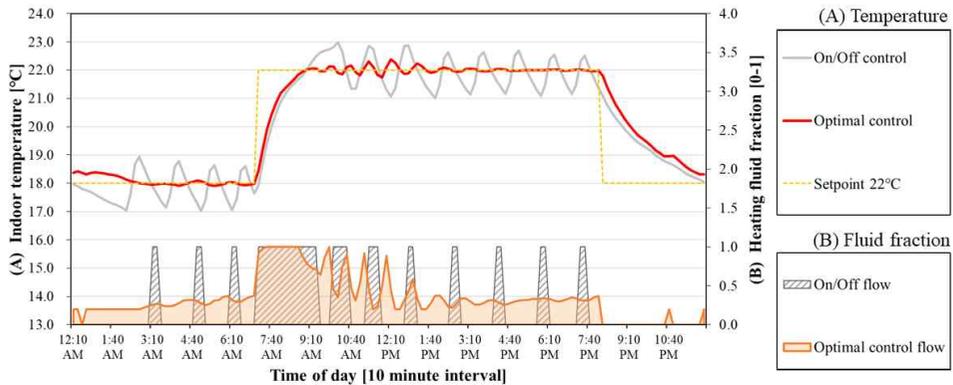


Fig. 32 Case 1 난방기간 Peak day 중 실내온도 및 제어 유량

냉방기간의 경우, 앞서 난방기간과 동일하게 최적 제어알고리즘의 예측정확도는 Base case에 비해 소폭 감소하였지만, CV(RMSE) 0.25%로 실시간 학습을 통해 변화된 실내부하 조건에 대한 우수한 적응성을 보였다.

제어방법별 제어 안정성의 경우, On/Off 제어와 최적 제어에 따른 MAE와 CV(RMSE)는 각각 On/Off가 0.55°C, 2.59%, 최적 제어가 0.09°C, 0.74%로 ASHRAE Guideline 기준인 30%를 상회하는 값을 보였다. 그러나 최적 제어의 경우, Base case 조건의 최적 제어에 비해 CV(RMSE)가 50% 감소하였는데 이는 <Fig. 33>의 Timestep 2801에서 최초로 발생한 높은 냉방부하에 대한 학습시간과 Peak period에서의 시스템 냉방능력 부족을 인해 발생한 제어 오차에 의한 것으로 판단된다.

특히 <Fig. 35> 중 8/12, 8/13과 같이 Peak period 기간 중 On/Off 제어와 동일한 순환수 유량으로 작동했음에도 발생한 제어 오차가 가장 크게 작용한 것으로 보인다. NMBE의 경우, On/Off 제어는 0.0072%, 최적 제어는 -0.0017%로 On/Off 제어는 실내 setpoint에 비해 낮게 실내온도가 유지된 반면, 최적 제어는 다소 높은 온도로 제어한 것으로

확인되었다. 이는 <Fig. 33>의 A 구간에서 몇 차례 관측되는 On/Off 제어의 과냉방일로 인해 NMBE 산출 시, On/Off 제어는 Peak period에서 발생한 오차가 상쇄된 반면 최적 제어는 해당 오차의 영향이 크게 작용한 것으로 분석된다.

따라서 Base case 조건에서 냉방부하가 변화하였음에도 최적 제어알고리즘의 제어 정확도 및 안정성은 우수한 것으로 확인되었으며, 냉방기간에서의 적응성이 높다고 판단하는 것은 타당하다.

두 제어방식은 냉방기간 내 Typical day와 Peak day 모두 실내 setpoint 도달하는데 걸린 시간은 크게 차이가 나타나지 않았으며, 실내 부하 증가로 인해 Peak day 뿐만 아니라 Typical day에도 재실기간 내 지속적으로 On/Off 제어가 가동되었다.

Typical day의 경우, Base case에서 관측됐던 바와 유사하게 정격유량으로 가동되는 On/Off 제어에 비해 최적 제어방식은 더 적은 순환수 유량으로 냉방을 가동하였다. 또한, 최적 제어는 냉방이 진행됨에 따라 실시간 학습을 통해 제어 오차가 0.2℃에서 0℃에 근사하게 감소하는 것으로 확인되었다.

Peak period 중 On/Off 제어를 이용한 냉방의 경우, 냉방부하가 높게 나타난 8/12~8/14과 8/19~8/20은 재실기간 중 대부분 또는 전체기간 동안 가동 중지 없이 냉방을 수행하였다. 그 중 실내 setpoint에 맞게 제어를 수행하지 못한 8/12과 8/13은 최적 제어와 동일하게 시스템 냉방용량 부족으로 인한 것으로 사료된다.

최적 제어는 On/Off 제어와 동일하게 최대유량으로 작동했음에도 8/12과 8/20에 실내온도가 더 높게 유지되었다. 이는 8/19 오후 시간대에서부터 예비냉방 가동 전(07:00 AM)까지 더 높은 실내온도로 유지되던 최적 제어가 On/Off 제어보다 냉방가동 후 실내 setpoint

유지에 더 많은 냉각능력이 필요했기 때문으로 분석된다.

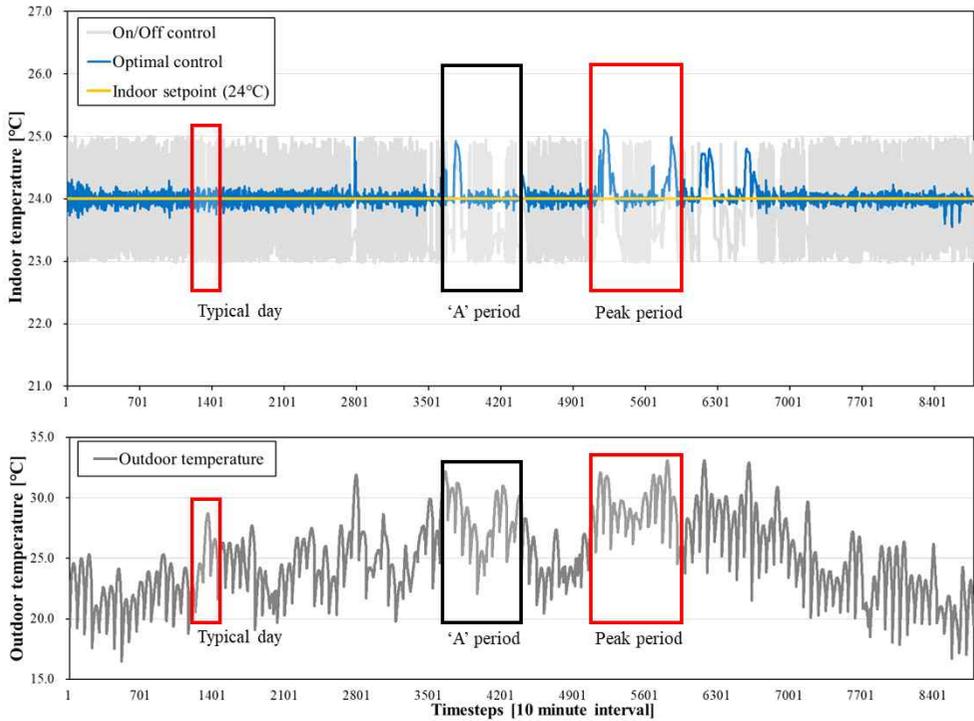


Fig. 33 Case 1 냉방기간 재실시간 중 실내온도 및 외기온도

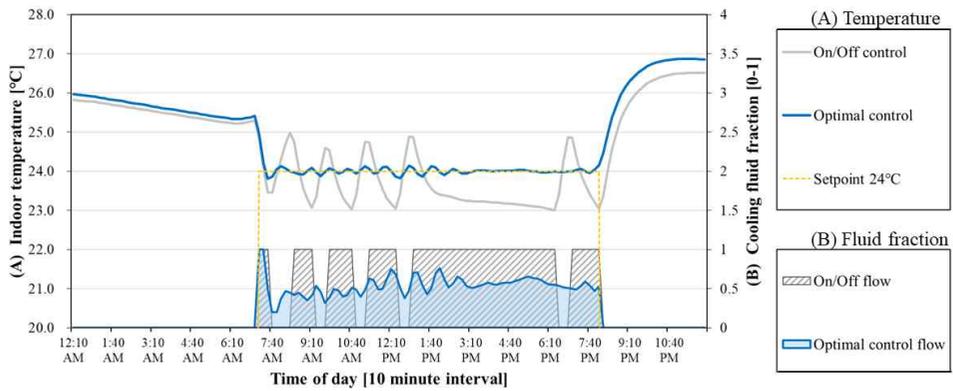


Fig. 34 Case 1 냉방기간 Typical day 중 실내온도 및 제어 유량

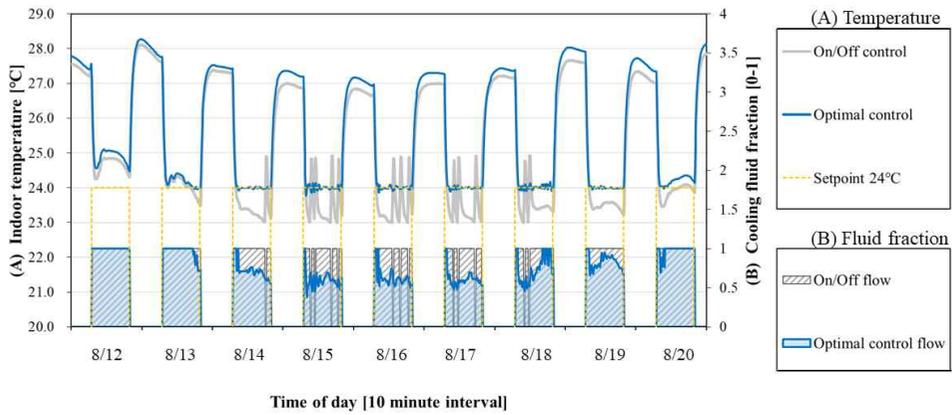


Fig. 35 Case 1 냉방기 Peak period 중 실내온도 및 제어 유량

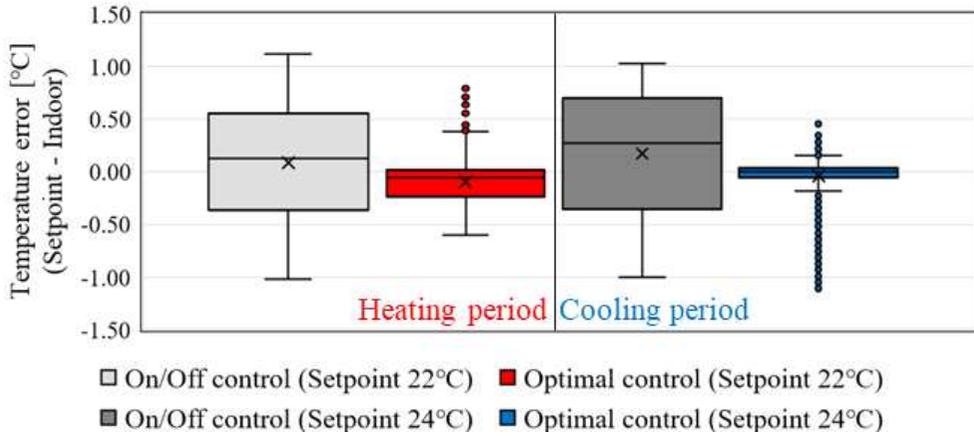


Fig. 36 Case 1 냉난방기 재실기간 중 제어오차 분포

Table 12. Case 1 제어방법별 제어 성능지표

구 분	난방기간		냉방기간	
	Setpoint = 22℃		Setpoint = 24℃	
평가지표	On/Off	최적 제어	On/Off	최적 제어
예측정확도 CV(RMSE) [%]	-	0.69	-	0.25
Max (+) error [℃]	1.12	0.79	1.03	0.45
Max (-) error [℃]	-1.02	-0.60	-1.00	-1.11
MAE [℃]	0.48	0.15	0.55	0.09
NMBE [%]	0.0038	-0.0044	0.0072	-0.0017
CV(RMSE) [%]	2.55	0.93	2.59	0.74

(2) 에너지 사용량

실내 setpoint 변화에 따른 On/Off 제어와 최적 제어의 연간 냉난방에너지 소비량은 <Fig. 37>과 같으며 On/Off 제어 대비 최적 제어의 시스템 요소별 가동시간 및 변화량과 에너지 소비량 변화는 <Table 13>, <Table 14>와 같다. 연간 냉난방에너지 소비량은 On/Off 제어가 4510.73 kWh, 최적 제어가 4527.72 kWh로 실내부하가 증가함에 따라 각각 Base case의 동일 제어방식 대비 On/Off 제어는 9.0%, 최적 제어는 10.4% 증가하였다. 그 중 On/Off 제어는 난방기간에 11.8%, 냉방기간에 6.9% 증가하였으며, 최적제어는 각각 11.2%, 9.7% 증가하여 두 제어방식 모두 난방에너지 소비량 증가율이 더 큰 것을 확인할 수 있다. 이는 실내 setpoint 변화에 따른 난방 부하 증가로 인해 비재실 및

제실기간 내 난방가동이 증가함에 따른 것으로 분석된다.

On/Off 제어방식의 난방에너지 평균은 488.6 kWh, 냉방에너지 평균은 639.1 kWh로 실내 setpoint 변화에도 Base case와 같이 연간 냉방에너지 소비량의 비율이 더 높게 나타났다. 그러나 시스템 가동시간 측면에서 보면, On/Off 제어 시 연간 부하 측 시스템(냉난방 순환수 펌프, FCU 팬)은 각각 난방기간 중에는 415시간, 냉방기간에는 1105시간으로 냉방이 2.6배 더 많이 가동되었지만, 냉방 가동시간이 난방 가동시간의 2.9배였던 Base case에 비해 난방가동 시간이 21% 증가하며 전체 에너지 사용량 변화에 크게 작용한 것을 확인할 수 있다.

이에 비해 최적 제어 시 난방 가동시간은 1282시간으로 Base case 대비 20% 증가한 반면, 냉방가동 시간은 1579시간으로 Base case와 큰 차이가 나타나지 않았다.

냉방의 경우, Base case 대비 가동시간 변화량은 11시간이지만 에너지 사용량은 9.7% 증가하였다. 이는 <Fig. 26>과 <Fig. 34>의 최적 제어 유량에서 확인할 수 있는 것처럼 일간 냉방 순환수 펌프의 가동시간의 차이는 없지만, 냉방부하 증가로 인해 순환수의 유량이 증가함에 따라 축냉 및 순환수 펌프 에너지 소비량이 증가한 것으로 분석된다. 이는 <Table 12>, <Table 15>과 같이 최적 제어 히트펌프 가동시간이 961시간에서 1057시간으로 증가한 것을 통해서도 확인할 수 있다.

난방의 경우, Base case와 같이 On/Off 제어가 최적 제어에 비해 에너지 측면에서 더 우수한 것으로 나타났다. 이는 앞서 분석한 바와 같이, 비교적 높은 부하의 외기온도와 제어알고리즘의 경계조건으로 인해 외기온도가 5℃를 넘는 날들은 최대 0.6℃만큼 과난방이 진행되어 더 많은 난방에너지를 소비한 것으로 판단된다. 그러나 실내 setpoint 및 setback 변화로 인한 실내부하 증가로 실내 난방을 필요로 하는 시간대가

최적제어 뿐만 아니라 On/Off 제어 시에도 증가하였으며, 이에 따라 On/Off 대비 최적 제어방식의 히트펌프 가동시간 증가율이 6.5%였던 Base case 조건에서 4.7%로 감소하였다. 따라서 월별(1, 2, 12월) 난방에너지 증가 비율이 Base case 대비 감소한 것을 확인할 수 있다.

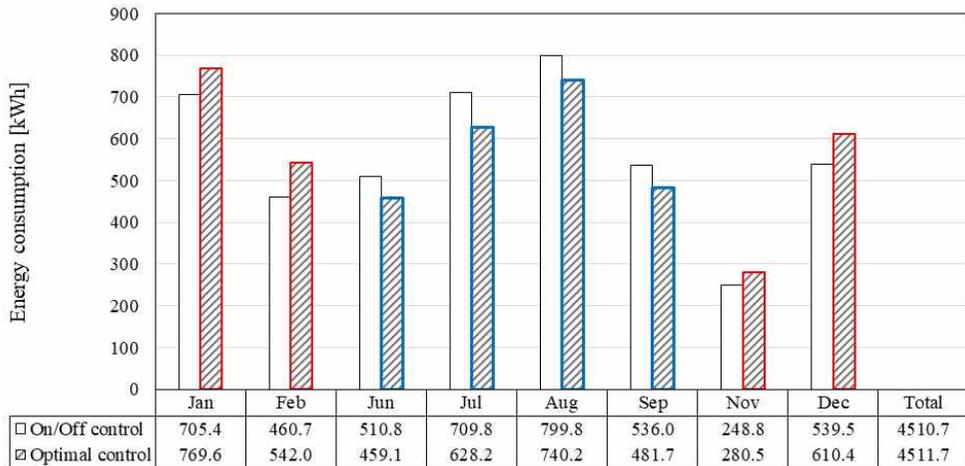


Fig. 37 Case 1 제어방식별 냉난방기간 에너지 소비량

Table 13. Case 1 시스템 요소별 On/Off 대비 에너지 소비량 변화 [kWh]

구 분 (기간/월)	시스템 요소				
	히트펌프	축열/축냉 순환수 펌프	냉난방 순환수 펌프	FCU 팬	
난방 기간	Jan	+ 30.78	+ 2.25	+ 1.89	+ 37.24
	Feb	+ 48.83	+ 2.83	+ 1.70	+ 27.96
	Nov	+ 20.29	+ 1.46	+ 1.10	+ 8.90
	Dec	+ 44.61	+ 2.77	+ 1.62	+ 29.94
냉방 기간	Jun	- 58.98	- 6.18	- 7.26	+ 20.72
	Jul	- 74.16	- 7.47	- 10.80	+ 10.84
	Oct	- 52.63	- 5.25	- 8.08	+ 6.38
	Sep	- 59.84	- 6.21	- 7.22	+ 18.98

Table 14. Case 1 시스템 요소별 가동시간 [Hour]

구 분	난방기간		냉방기간	
	On/Off 제어	최적 제어	On/Off 제어	최적 제어
히트펌프	848	888 (+4.7%)	1200	1057 (-12.0%)
축열/축냉 순환수 펌프	848	888 (+4.7%)	1200	1057 (-12.0%)
냉난방 순환수 펌프	415	1282 (+209.1%)	1105	1579 (+42.9%)
FCU 팬	415	1282 (+209.1%)	1105	1579 (+42.9%)

(3) Case 1 시뮬레이션에 따른 최적 제어알고리즘 성능 소결

최적 제어알고리즘의 적응성 성능평가를 위해 Base case에서 실내 setpoint 온도에 변화를 주어 실내부하를 증가시킨 뒤, 실내온도 제어 성능 및 에너지 소비량을 평가하였다.

실내 setpoint가 변화한 조건 내 최적 제어알고리즘의 제어 예측정확도는 난방기간 0.69%, 냉방기간은 0.25%로 Base case 대비 소폭 감소하였지만 우수한 정확성을 보였다. 또한, 제어 안정성도 실시간 학습을 통해 Base case와 유사한 것으로 확인되었으며, 기존 On/Off 대비 우수한 성능을 보이는 것으로 나타났다.

난방기간 내 최적제어는 Typical day와 Peak day 모두 On/Off 제어방식에 비해 우수한 제어성능을 보였으며 그 중 Peak day는 난방가동이 진행됨에 따라 실시간 학습을 통해 제어 오차가 0°C에 근사하게 수렴하는 것으로 나타났다. Typical day의 경우, 비교적 작은 난방 부하가 발생하는 부산의 기후대로 인해, 오후 시간대에 최대 0.6°C만큼 실내 과난방이 진행되었다. 이는 앞서 Base case의 경우와

유사하며, 따라서 난방부하가 증가한 조건 내 최적 제어알고리즘의 적응성은 우수하다고 판단하는 것이 타당하다.

에너지 측면에서는, Base case 대비 실내 setpoint 증가로 인해 전체적인 실내부하와 함께 냉난방 에너지 소비량 또한 증가한 것으로 확인되었다. 그 중 난방기간의 경우, 최적 제어는 제어알고리즘 상의 경계조건 도달 전 발생한 과난방 구간으로 인해 On/Off 제어 대비 더 많은 난방에너지를 소비하며 Base case와 유사한 양상을 보였다. 그러나 실내부하 증가로 인해 과난방 구간이 다소 감소하였으며 최적 제어뿐만 아니라 On/Off 제어 또한 난방 가동시간이 증가하였다. 이에 따라 On/Off 대비 최적 제어방식의 히트펌프 가동시간 증가율이 6.5% 였던 Base case에서 4.7%로 감소하였으며 월별(1, 2, 12월) 난방에너지 증가 비율 또한 Base case 대비 감소한 것을 확인할 수 있다.

냉방기간 중 최적 제어는 실시간 학습을 통해 제어 예측 정확도 및 제어 안정성이 크게 향상되었으며, Typical day 중 냉방가동에 따라 제어 오차가 0℃에 수렴하는 모습을 보였다.

이때 냉방기간의 Peak period에서는 setpoint 온도를 충족시키지 못하는 시간대가 발생하였지만, 이는 시스템 자체의 용량 부족으로부터 기인한 것으로 분석되었다. 따라서 냉방부하 증가에 따른 최적 제어알고리즘의 적응성은 높다고 판단하는 것이 타당하다.

냉방부하가 크게 발생하는 업무시설 건물의 특성상, 냉방부하 증가에 따라 On/Off 제어는 Typical day와 Peak day 모두 연속적으로 가동되는 시간이 크게 늘었다. 최적 제어 시, 실내 setpoint 온도에 맞춘 유량 조절을 통해 열원 측 에너지를 더 효율적으로 이용하는 것으로 분석되었다. 그러나 냉방부하 증가에 따라 Base case 대비 부분 부하 대응에 필요한 순환수 유량도 증가하였다. 이에 따라 축열조 setpoint

유지를 위한 열원 측 시스템 가동시간이 증가하였으며, Base case 대비 최적 제어에 따른 냉방에너지 감소율은 줄어드는 것으로 분석되었다.

따라서, 최적 제어알고리즘은 실내 냉난방 부하 증가 시에도 우수한 제어 예측정확도와 안정성을 보여 높은 적응성을 가진다고 판단할 수 있다. 그러나 난방부하가 작은 기후대에서는 경계조건 조정을 통해 과난방되는 구간을 줄여 난방에너지 절감이 필요할 것으로 판단된다.

#### 5.3.4 최적 제어알고리즘의 확장성 평가

최적 제어알고리즘의 적응성 및 확장성을 평가하기 위해 Base case에서 외기조건을 변화시킨 뒤, 변화된 부하에 맞게 시스템 용량을 변경하였다. 또한, Case 1 조건과 동일하게 setpoint 변화를 통해 실내부하를 증가시켰다.

따라서 대상지를 부산에서 서울로 변경하였으며, Case 1 조건과 동일하게 난방기간의 경우 기존 Base case의 실내 setpoint 21℃를 기준으로  $\pm 1^\circ\text{C}$ , 냉방기간의 경우 기존 25℃ 기준  $\pm 1^\circ\text{C}$ 로 변경하였다.

서울의 연중 기후는 <Fig. 38>과 같으며 난방기간 중 평균기온은 1.78℃, 냉방기간 중 평균기온은 25.1℃이다. 연중 냉난방 부하 계산 결과, 부산보다 냉방부하는 1.11배, 난방부하는 1.35배 높게 나타났으며 실내발열이 큰 업무시설의 특성에 따라 냉방부하가 난방부하보다 더 높은 것으로 확인되었다.

이에 따라 앞서 <Table 3>의 입력값들 중 히트펌프, FCU, 순환수 펌프의 용량을 <Table 15>와 같이 서울 냉방부하에 맞게 변경하였으며 그 외의 값은 동일하게 유지하였다.

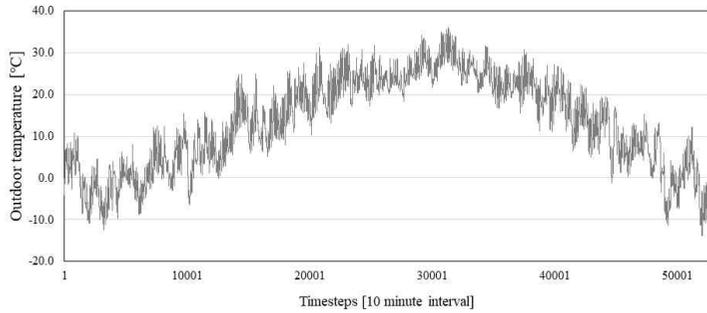


Fig. 38 연중 서울 외기온도

Table 15. 서울 피크부하에 따른 시스템 용량 변화

컴포넌트	정보	입력값
Air to Water Heat Pump	난방 용량	7.13 kW
	난방 전력 사용량	2.01 kW
	냉방 용량	6.74 kW
	냉방 전력 사용량	2.22 kW
Fan Coil Unit	유형	4-pipe
	난방 용량	11.22 kW
	냉방 용량	6.62 kW
	팬 동력	0.16 kW
Water Circulation Pump	팬 효율	90%
	정격유량	700 kg/hr
	유량 가변 범위	20~100%
	정격 전력사용량	0.165 kW
	전력 가변 범위	20~100%

(1) 실내온도 제어 성능

냉난방 기간 중 재실기간 내 제어방식별 실내온도는 난방기간은 <Fig. 39>, 냉방기간은 <Fig. 42>와 같다. 앞서 Base case 및 Case 1과 동일하게 냉난방 기간 내 평균기온, 최고·최저기온이 나타나는 날 또는 기간을 각각 typical day, peak day/period로 설정하였으며 난방기간은 각각 <Fig. 40>, <Fig. 41>, 냉방기간은 <Fig. 43>, <Fig. 44>와 같이 확인되었다. 또한, 냉난방 기간 중 내 각 제어방식별 예측정확도

CV(RMSE)와 실내온도 제어에 따른 MAE, NMBE, CV(RMSE)는 <Table 16>과 같으며 제어방법별 제어 오차 분포는 <Fig. 46>과 같이 나타났다.

난방기간 중 최적 제어알고리즘의 제어 예측정확도는 0.72%로 Base case와 Case 1 조건에 비해 다소 감소하였지만, 유사한 수준의 높은 값으로 실시간 학습을 통해 변화된 실내부하 조건 및 시스템 용량에 대한 적응성 및 확장성을 보였다.

최적 제어의 실내 setpoint 온도 대비 MAE, CV(RMSE), NMBE는 각각 0.15°C, 0.93%, -0.0045%로 앞선 시뮬레이션 조건들과 같이 매우 높은 안정성을 나타냈다. 이때 최대 제어 오차는 Max (+) error가 0.54°C, Max (-) error의 크기가 0.77°C로 과난방을 인한 제어오차의 크기가 더 크게 나타났다.

난방기간의 경우, On/Off 제어와 최적 제어 모두 실내 setpoint 기준 lower deadband (21°C) 이상의 실내온도를 유지하였으며, 부산에 비해 더 낮은 평균 외기온도를 가진 서울의 기후대로 인해 Case 1에 비해 setpoint 온도의 upper deadband (23°C)를 넘어가는 날이 감소하였다.

Typical day의 외기조건에서 실내 setpoint 온도에 먼저 도달한 제어방식은 최적 제어로 나타났다. 이는 예열운전 시작 이전부터 18°C로 설정된 setback 온도에 맞춰 제어되고 있던 최적 제어와 달리 On/Off 제어는 setback 운전가동 조건(17°C)이 예열운전 시점과 근접한 시간대에 만족되어 07:00 AM 전에 실내온도를 18°C로 유지하지 못해 더 많은 시간이 소요된 것으로 보인다.

부산 기후대 대비 높은 난방부하를 가지는 서울 기후대에 따라 Typical day 재실기간 내에는 지속적으로 On/Off 제어가 수행되었다. 최적 제어의 경우 난방 가동이 진행됨에 따라 학습을 통해 제어 오차가 0.5°C (08:00 AM)에서 0°C (2:00 PM)로 수렴하였다.

Peak day의 경우, 두 가지 제어방식 모두 예열운전 가동 전에 setback 운전이 진행되어 07:00 AM부터 setpoint 온도인 22°C에 도달하는데 걸린 시간이 유사하게 나타났다. 07:00 AM 이전의 경우, 최적 제어는 04:00 AM와 07:00 AM 사이에 On/Off 제어방식과 유사한 실내온도 추이를 보였으며 이는 제어알고리즘 내 경계조건의 영향으로 판단된다. 이후 최적 제어는 난방 부하가 큰 오전 시간대에는 최대유량으로, 부하가 낮은 오후 시간대에서는 정격 유량 대비 50% 이하의 적은 양으로 난방을 가동하여 22°C에 맞게 실내온도를 제어하였다. 또한 난방가동이 진행됨에 따라 지속적인 학습을 통해 제어 오차가 점차 감소하였으나 Typical day에 비해 다소 오랜 시간이 소요되었다. 이는 유사한 날이 반복되는 Typical day와 달리 난방기간 중 드물게 나타나는 Peak day에 대한 학습이 부족했기 때문으로 사료된다.

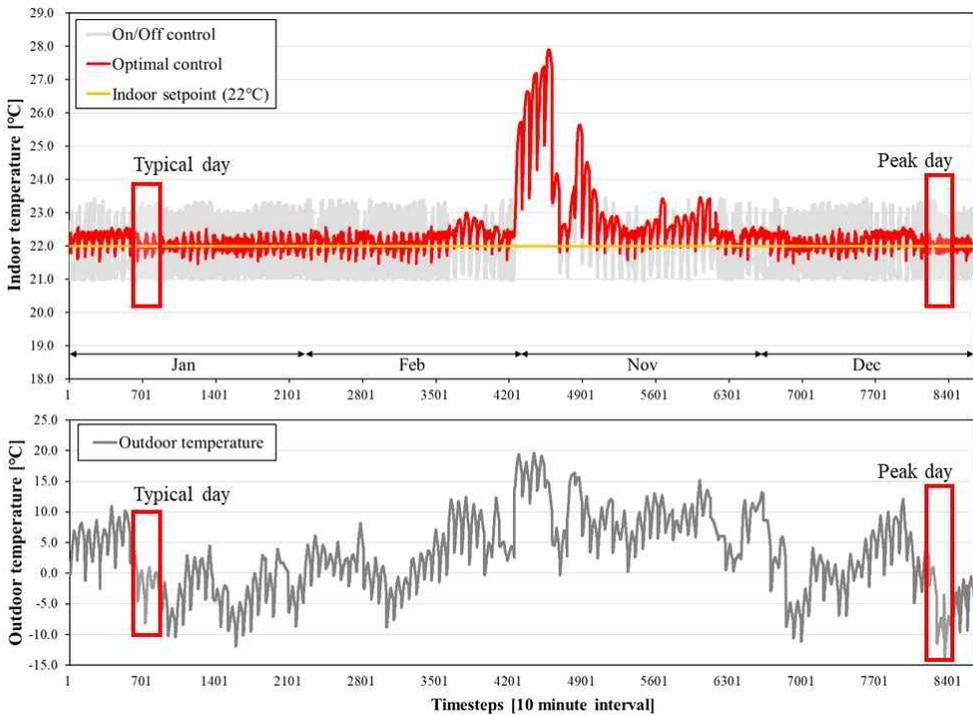


Fig. 39 Case 2 난방기간 재실시간 중 실내온도 및 외기온도

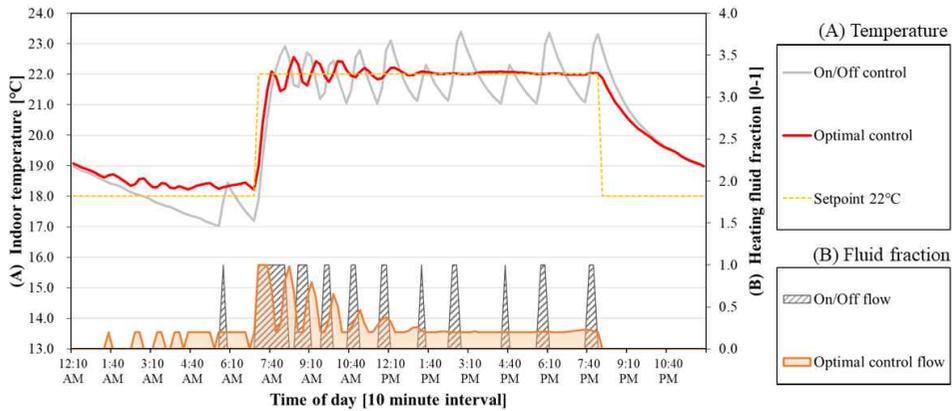


Fig. 40 Case 2 난방기간 Typical day 중 실내온도 및 제어유량

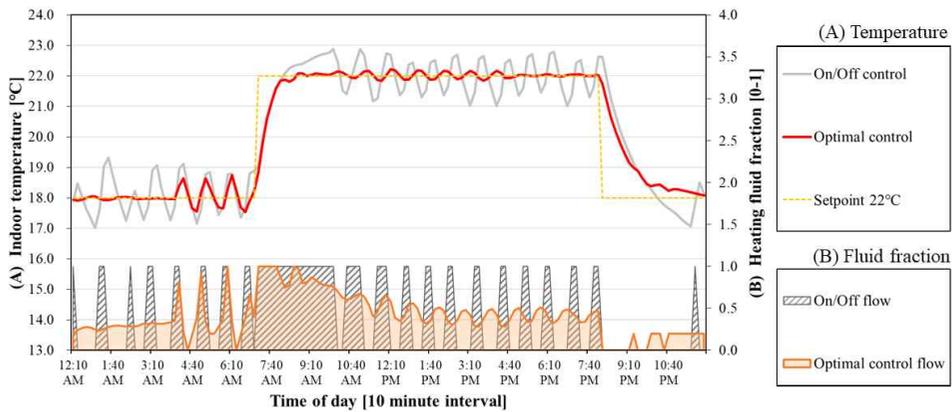


Fig. 41 Case 2 난방기간 Peak day 중 실내온도 및 제어유량

냉방기간 중 최적 제어알고리즘의 제어 예측 정확도는 0.33%로 매우 높게 나타났다. 제어 안정성을 나타내는 MAE와 CV(RMSE)는 각각 0.08°C, 0.56%로 실내부하 및 시스템 용량이 변경된 조건에서 난방기간에 비해 더 높은 적응성 및 확장성을 보였다.

이때 NMBE는 -0.0009%로 실내 setpoint 대비 더 높은 온도로 제어하는 경향으로 확인되었는데, 이는 시스템 냉방용량 부족으로 인해 Peak period에 발생한 제어 오차에 의한 것으로 판단된다. 특히 <Fig. 43>과 같이 Peak period 중 On/Off 제어와 동일한 순환수 유량으로

작동했음에도 발생한 제어 오차가 가장 크게 작용한 것으로 보인다. 이에 비해 On/Off 제어는 <Fig. 42>의 Timestep 3750 부근 및 <Fig. 44>의 8/1, 8/2와 같이 실내 setpoint 온도 대비 과냉방된 날들로 인해 NMBE가 0.0051%로 산출된 것으로 분석된다. 따라서 실내외 부하 및 시스템 용량 변화에도 최적 제어알고리즘의 제어 정확도 및 안정성은 우수한 것으로 확인되었으며, 적응성 및 확장성이 높다고 판단하는 것은 타당하다.

두 제어방식은 냉방기간 내 Typical day와 Peak day 모두 실내 setpoint 도달하는데 걸린 시간은 크게 차이가 나타나지 않았으며, 실내 부하 증가로 인해 Peak day 뿐만 아니라 Typical day에도 재실기간 내내 On/Off 제어가 가동되었다.

Typical day의 경우, Base case에서 관측됐던 것과 유사하게 100% 정격유량으로 가동된 On/Off 제어 대비 최적 제어는 더 적은 순환수 유량으로 냉방을 진행하였다. 또한 최적 제어는 냉방이 진행됨에 따라 제어 오차가 0.15℃(12:00 PM)에서 0℃으로 수렴하였다.

Peak period 중 On/Off 제어를 이용한 냉방의 경우, 냉방부하가 높게 나타난 8/2~8/10은 재실기간 중 전체기간 동안 가동 중지 없이 냉방을 수행하였다. 그 중 실내 setpoint에 맞게 제어를 수행하지 못한 8/4~8/9은 최적 제어와 동일하게 시스템 냉방용량 부족으로 인한 것으로 사료된다. 최적 제어는 On/Off 제어와 동일하게 최대유량으로 작동했음에도 8/30에 실내온도가 더 높게 유지되었다. 이는 Case 1 최적제어의 8/20 경우와 유사하게 오후 시간대에서부터 예비냉방 가동 전까지 더 높은 실내온도로 유지되던 최적 제어가 냉방가동 후 실내 setpoint 유지를 위해 On/Off 제어보다 더 많은 냉각능력을 필요로 했기 때문으로 사료된다. 그러나 8/2와 8/10 같이 최대 냉방부하가 요구되지 않는 날들에서는 더 적은 유량을 통해 실내 과냉방을 방지하고 setpoint 온도에 맞게 실내를

최적으로 제어하였다.

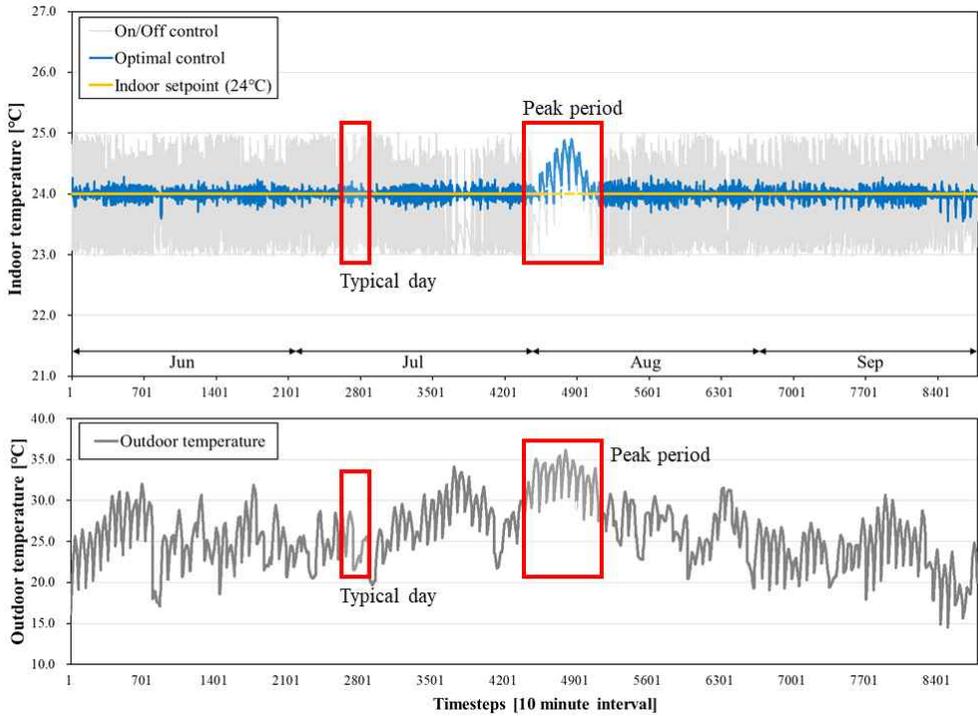


Fig. 42 Case 2 냉방기간 재실시간 중 실내온도 및 외기온도

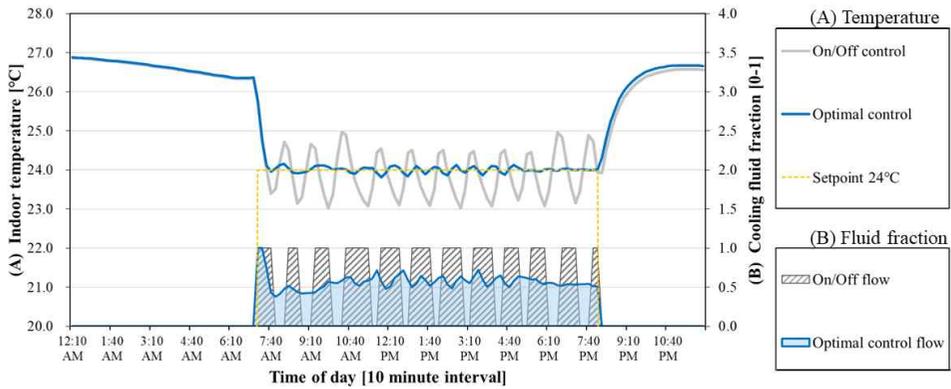


Fig. 43 Case 2 냉방기간 Typical day 중 실내온도 및 제어유량

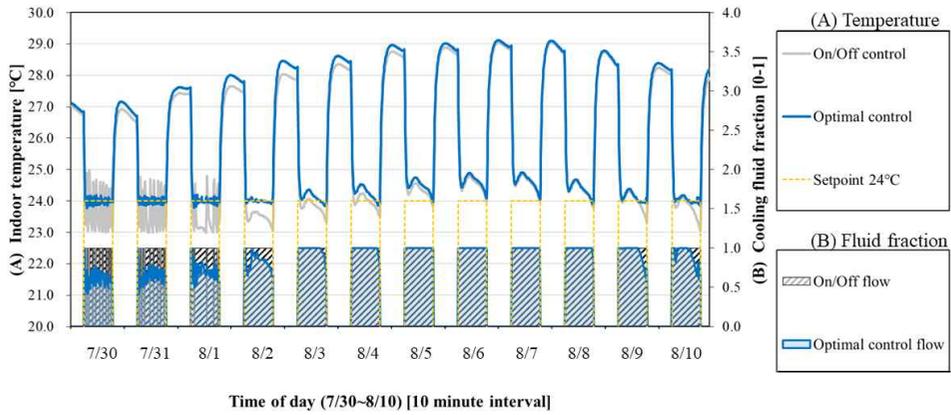


Fig. 44 Case 2 냉방기간 Peak period 중 실내온도 및 제어유량

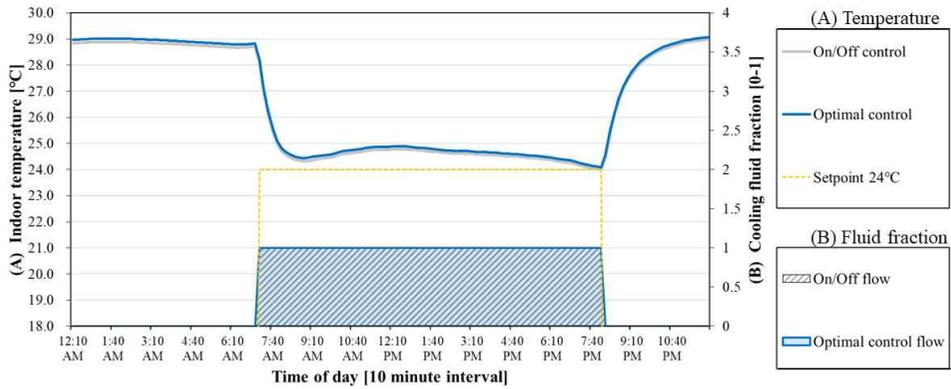


Fig. 45 Case 2 냉방기간 Peak day 중 실내온도 및 제어유량

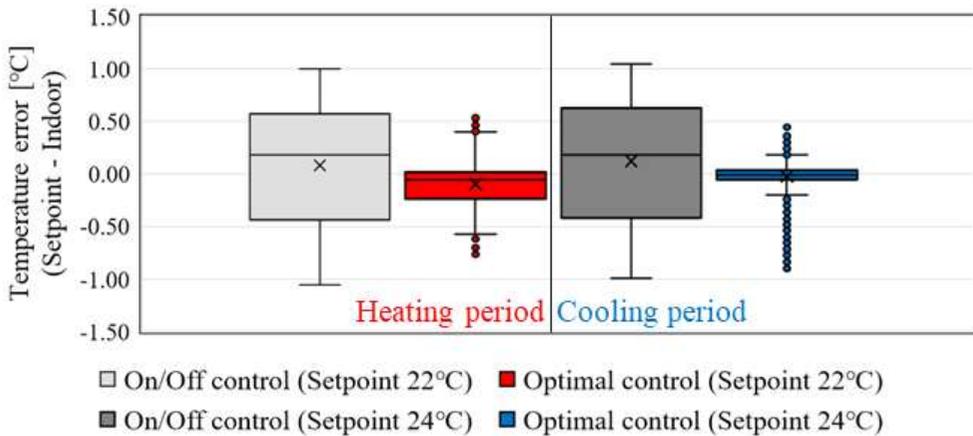


Fig. 46 Case 2 냉방기간 재실시간 중 제어오차 분포

Table 16. Case 2 제어방법별 제어 성능지표

구 분	난방기간		냉방기간	
	Setpoint = 22℃		Setpoint = 24℃	
평가지표	On/Off	최적 제어	On/Off	최적 제어
예측정확도 CV(RMSE) [%]	-	0.72	-	0.33
Max (+) error [℃]	1.00	0.54	1.04	0.45
Max (-) error [℃]	-1.06	-0.77	-1.00	-0.91
MAE [℃]	0.52	0.15	0.54	0.08
NMBE [%]	0.0037	-0.0045	0.0051	-0.0009
CV(RMSE) [%]	2.68	0.93	2.51	0.56

(2) 에너지 소비량

On/Off 제어와 최적 제어의 연간 냉난방에너지 소비량은 <Fig. 47>과 같으며 On/Off 제어 대비 최적 제어의 시스템 요소별 가동시간 및 변화량과 에너지 소비량 변화는 <Table 17>, <Table 18>과 같다.

연간 냉난방에너지 소비량은 On/Off 제어가 5255.9 kWh, 최적 제어가 5317.4 kWh로 나타났다. 제어방식별 전체 냉난방에너지 대비 난방, 냉방에너지의 비율은 On/Off가 50%, 50%로 균등하게 나타난 반면, 최적 제어는 53%, 47%로 난방에너지 소비율이 더 높은 것으로 확인되었다. 이때 난방에너지는 On/Off 제어가 2628.5 kWh, 최적 제어가 2808.9 kWh로 On/Off 제어가 180.4 kWh만큼 더 소비하였으나 냉방에너지 측면에서는 최적 제어가 118.9 kWh만큼 더 우수한 것으로 확인되었다.

난방기간의 경우, 연간 부하 측 시스템(냉난방 순환수 펌프, FCU 팬) 가동시간은 앞서 부산 기후대와 동일하게 최적 제어가 확연하게 높은 반면, 열원 측 시스템(히트펌프, 축열 순환수 펌프)은 4시간으로 근소한 차이만이 나타났다. 그 중 난방부하가 높았던 1월, 12월에는 On/Off 대비 더 많이 부하 측 시스템을 가동했음에도 <Table 18>과 같이 열원 측 시스템 에너지 사용량은 감소하였다. 이는 부산에 비해 높은 1, 12월의 난방부하로 인해 최적 제어알고리즘 내 경계조건(22.5℃)에 근사하게 제어되는 시간대가 감소하여 <Fig. 40>, <Fig. 41>과 같이 적은 유량으로 효율적으로 열원을 이용할 수 있었기 때문으로 판단된다. 그러나 <Fig. 39>와 같이 비교적 외기온도가 높은 11, 12월에는 Base case, Case 1과 같이 실내 과난방이 진행되며 시스템 열원측, 부하측 에너지 소비량이 증가한 것으로 확인된다.

냉방기간의 경우, 전체기간에 대해 최적 제어가 에너지 측면에서 우수한 것으로 나타났다. On/Off 제어에 따른 평균 냉방에너지 소비량은 656.8 kWh였으며, 최적 제어는 627.1 kWh로 에너지 소비량이 평균 4.5% 감소하였다. 시스템 요소별 가동시간의 경우, On/Off 제어의 부하측, 열원 측 가동시간은 Case 1 대비 감소하였다. 이는 냉방 피크부하는 서울이 부산에 비해 더 크지만, 냉방기간 전체의 부하는 부산이 더 큰 것을 의미한다. 따라서 On/Off 제어에 따라 냉방이 가동되지 않는 시간이 증가하였다.

이에 비해 최적 제어 시, Case 1 대비 부하측 시스템 가동시간은 감소하지 않았다. 이에 따라 Case 1 대비 열원 측 가동시간의 변화가 1057시간에서 1025시간으로 소폭 감소한 반면, On/Off 제어는 97시간 감소하여 On/Off 제어 대비 에너지 절감률이 감소하는 것으로 나타났다.

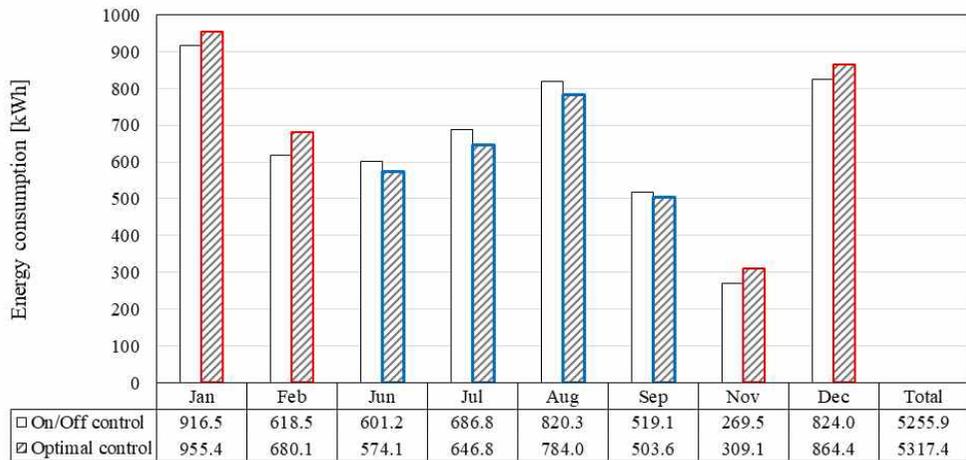


Fig. 47 Case 2 제어방식별 냉난방기간 에너지 소비량

Table 17. Case 2 시스템 요소별 On/Off 대비 에너지 소비량 변화 [kWh]

구분 (기간/월)	시스템 요소				
	히트펌프	축열/축냉 순환수 펌프	냉난방 순환수 펌프	FCU 팬	
난방 기간	Jan	- 8.83	- 0.71	+ 3.34	+ 45.10
	Feb	+ 21.96	+ 0.89	+ 3.13	+ 35.64
	Nov	+ 26.54	+ 1.57	+ 1.15	+ 10.32
	Dec	- 5.13	- 0.34	+ 3.13	+ 42.40
냉방 기간	Jun	- 37.35	- 3.55	- 4.58	+ 18.34
	Jul	- 45.43	- 4.29	- 5.91	+ 15.64
	Oct	- 37.38	- 3.48	- 5.34	+ 9.88
	Sep	- 30.39	- 2.96	- 3.52	+ 21.40

Table 18. Case 2 시스템 요소별 가동시간 [Hour]

구분	난방기간		냉방기간	
	On/Off 제어	최적 제어	On/Off 제어	최적 제어
히트펌프	1001	1005 (+0.4%)	1103	1025 (-7.0%)
축열/축냉 순환수 펌프	1001	1005 (+0.4%)	1103	1025 (-7.0%)
냉난방 순환수 펌프	449	1561 (+247.8%)	1035	1579 (+52.5%)
FCU 팬	449	1561 (+247.8%)	1035	1579 (+52.5%)

### (3) Case 2 시뮬레이션에 따른 최적 제어알고리즘 성능 소결

최적 제어알고리즘의 적응성 및 확장성 평가를 위해 case 1 조건에 추가적으로 외기조건과 이에 맞게 시스템 용량을 변경 후, 실내온도 제어 성능과 에너지 소비량을 분석하였다.

최적 제어알고리즘의 제어 예측정확도는 난방기간 0.72%, 냉방기간 0.33%로 앞선 Base case와 Case 1 조건에서보다 다소 감소하였지만, 유사한 수준의 높은 정확도를 보였다. 제어 안정성의 경우에서도, 시스템 용량 부족으로 인한 제어 오차를 제외하고 전체 냉난방기간동안 ASHRAE 기준을 상회하는 매우 안정적인 제어 오차 변동성이 나타났다. 최대 오차 또한 On/Off 제어에 비해 낮게 발생하였으며 냉난방 가동이 진행됨에 따라 제어 오차가 0°C에 수렴하는 모습을 보였다. 따라서 최적 제어알고리즘은 새로운 환경에서의 높은 적응성 및 확장성을 가지는 것으로 분석하는 것이 타당하다.

에너지 측면에서는 난방기간의 경우, 실내온도가 상승하는 오후 시간대의 특성으로 인해 과난방이 진행된 날이 다소 확인되어 최적 제어의 에너지 소비량이 On/Off 제어에 비해 더 높게 나타났다. 그러나 부산 기후대에 비해 난방부하가 더 높은 서울 외기온도로 인해 Base case와 Case 1에 비해 On/Off 제어 대비 에너지 절감률이 더 낮게 확인되었다.

냉방기간의 경우, 전체기간에 대해 최적 제어가 에너지 측면에서 우수한 것으로 나타났다. On/Off 제어 대비 에너지 소비량이 평균 4.5% 감소하였다. 그러나 냉방부하가 Case 1 대비 작아짐에 따라 On/Off 대비 에너지 절감률의 크기가 다소 감소하는 것으로 확인되었다.

## 5.4 소결

본 장에서는 개발된 실내온도 예측모델과 이를 내포한 최적 제어알고리즘의 성능평가를 시행하였다. 예측모델의 예측정확도 및 최적 제어알고리즘의 제어 예측정확도 및 안정성 평가를 위해 통계적 지표를 활용하였으며, 이용된 지표는 MAE, NMBE, CV(RMSE)로 구성된다.

시험데이터에 대한 예측모델의  $R^2$ 는 냉난방기간 모두 0.999 이상으로 실제값과 예측값 간의 높은 상관관계를 보였다. 실제값과 예측값 간 오차의 통계적 지표는 모두 ASHRAE Guideline 14 권장 기준을 만족시킨 가운데 오차 변동성은 난방기간 예측모델이 더 안정적인 것으로 분석되었다.

최적 제어알고리즘의 성능평가를 위해 Base model 내 적용을 통한 실내온도 제어성능과 에너지 소비량을 분석하였다. 또한, 최적 제어알고리즘의 적응성 및 확장성 평가를 위해 실내부하 및 외기조건과 시스템 용량 변경에 따른 성능분석을 수행하였다.

최적 제어알고리즘은 Base model 내 적용 시, 기존에 적용되어있는 On/Off 대비 우수한 실내온도 제어성능을 보였으며, 냉난방 가동이 진행됨에 따라 실시간 학습을 통해 제어성능이 향상되는 것으로 분석되었다. 이를 통해 난방기간의 경우, 동일한 환경에서 제어를 수행한 비적응형 제어알고리즘에 비해 제어 예측정확도 CV(RMSE)는 10%, 제어 안정성은 18% 증가하였으며, 냉방기간은 각각 74%, 71% 향상되었다.

또한 최적 제어알고리즘은 실내부하를 증가시킨 case 1 조건과 추가적으로 외기조건 및 시스템 용량을 변경시킨 case 2 조건에서 모두 우수한 제어 예측정확도와 안정성을 보였다. 냉난방 기간 중 setpoint 온도제어 실패가 발생하는 날이 관측되었지만, 이는 시스템 자체의 용량

부족에서 기인한 것임으로 최적 제어알고리즘의 적응성 및 확장성이 우수하다고 판단할 수 있다.

에너지 측면에서는, 모든 case 조건에서 최적제어는 난방기간 중 과난방 구간으로 인해 On/Off 대비 에너지 소비량이 크게 나타났다. 그러나 냉방기간은 최적 제어가 모든 기간내 적은 유량가동을 통해 열원 에너지 사용량을 줄여 더 적은 양의 에너지를 소비하는 것으로 나타났다.

Base case의 경우, 시스템 용량이 냉방기간 피크부하를 기준으로 산정되었기 때문에 최적 제어를 통한 On/Off 대비 냉방에너지 절감률이 가장 높은 것으로 확인되었다. 이에 비해 난방기간의 경우, 실내 과난방 구간이 지속적으로 발생하여 난방에너지 소비량은 On/Off 대비 높게 나타났다. 이는 제어알고리즘 내 설정한 시스템 가동중지 경계조건에 도달 전 발생하는 과난방 구간에 의한 것으로, 이는 경계조건의 조정을 통해 감소할 것으로 판단된다.

Case 1과 case 2 조건에서의 에너지 소비량도 위와 동일한 추세를 보였으나, 실내 setpoint 변화에 따른 부분 부하 크기 증가로 인해 on/off 제어 대비 최적제어의 난방기간 에너지 절감률은 증가, 냉방기간 에너지 절감률은 감소하는 것으로 분석되었다.

## 제 6 장 결론

최근 증가하는 에너지 수요 대응의 필요성 증가에 따라 전세계적으로 제로에너지 빌딩 구현을 위한 신재생에너지 도입 확대 및 설비시스템 에너지 사용 효율화를 추진하고 있다. 융복합 히트펌프 시스템은 기존 단일열원 히트펌프의 단점을 복수의 설비 요소와의 결합을 통해 보완한 시스템으로서, 신재생에너지 활용과 합리적인 열원의 취사선택을 통한 효율적인 에너지 활용이 가능하다는 점에서 제로 에너지 건축물 구현을 위한 획기적인 기술로 평가된다. 그러나 높은 설치비용과 복잡한 시스템 구성으로 인해 전체적인 설비시스템 성능향상을 위해서는 시스템 용량 및 구성뿐만 아니라 실내외 조건에 맞는 효율적인 제어가 필수적이다.

따라서 본 연구에서는 태양광/열 패널과 공기열원 히트펌프 및 축열조로 구성된 융복합 히트펌프 시스템에 적용되어, 변화하는 조건에서도 실내에 최적의 열환경 제공이 가능한 최적 제어알고리즘과 이에 내재될 실내온도 예측모델을 개발하고자 하였다.

연구의 과정은 융복합 히트펌프 시스템에 대한 이론적 지식과 제어 동향 파악을 통한 연구범위 및 목표 설정, 융복합 히트펌프 시스템 모델링, 예측모델 개발을 위한 학습데이터 취득, 실내온도 예측모델 개발 및 최적 제어알고리즘 개발, 성능평가 및 적응성·확장성 평가 순으로 구성되며 결과에 대한 자세한 내용은 아래와 같다.

### (1) 실내온도 예측모델 개발 및 성능평가

실내온도 예측모델은 변화하는 환경에 대해 우수한 적응성을 나타내는 것으로 밝혀진 인공지능망을 통해 개발되었다. 융복합 히트펌프 시스템의 부하 측 유량 제어에 이용될 수 있도록 환경변수와 총 80가지의 유량

시나리오를 학습하였으며 베이지안 최적화를 통해 최대 성능 확보를 위한 최적 구조와 초매개변수를 도출하였다. 예측모델은 냉난방 기간에 독립적으로 이용될 수 있도록 총 2개의 예측모델을 개발하였다. 개발된 두 실내온도 예측모델은  $R^2$ , NMBE, CV(RMSE)가 각각 난방기간은 0.9997, -0.13%, 0.21%, 냉방기간은 0.9992, 0.04%, 1.09%로 ASHRAE Guideline 14의 권장기준을 상회하는 성능을 보였다.

## (2) 최적 제어알고리즘 성능평가

개발된 최적제어 알고리즘의 성능평가를 위해 앞서 구축한 Base model 내 적용 후 학습 기능이 제외된 비적응형 제어알고리즘과 기존 On/Off 제어와의 실내온도 제어성능과 에너지 소비량을 비교·분석하였다.

최적 제어에 따른 제어 예측정확도 CV(RMSE)와 안정성 CV(RMSE) 및 MAE는 냉난방 기간에 각각 난방 0.66%, 1.04%, 0.17 냉방 0.24%, 0.37%, 0.06으로 모두 기간에 대해 타 제어방식보다 우수한 실내제어 성능을 보였다. 또한, 최적 제어알고리즘은 비적응형 제어에 비해 제어 예측정확도뿐만 아니라 모든 제어 성능평가 지표들이 모두 향상되었는데, 이는 실시간 학습을 통한 예측모델의 성능향상이 제어 정확도와 안정도 향상에 영향을 미쳤다고 판단할 수 있다.

에너지 측면에서는 최적 제어에 따른 냉난방에너지 소비량은 기존 On/Off 제어 대비 난방에너지는 +247.5 kWh (+14.2%), 냉방에너지는 -286.2 kWh (-12.0%) 변화하였다. 이는 난방 부분 부하가 작게 발생하는 Base case의 높은 외기온도로 인해 제어알고리즘 상의 난방가동 중지 조건 도달 전에 다소 과난방이 진행되었기 때문으로 분석된다.

### (3) 최적 제어알고리즘 적응성·확장성 평가

앞서 성능이 검증된 최적 제어알고리즘의 적응성 및 확장성 평가를 위해 실내부하 증가(Case 1), 실내부하 및 시스템 용량 변경(Case 2) 후 On/Off 제어와의 제어성능 및 에너지 사용량을 비교·분석하였다.

Case 1 조건 내 최적 제어알고리즘의 제어 예측정확도 CV(RMSE)와 안정성 CV(RMSE) 및 MAE는 냉난방 기간에 각각 난방 0.69%, 0.93%, 0.15 냉방 0.25%, 0.74%, 0.09으로 On/Off 대비 높은 제어성능을 보였다. 이 중 냉방기간 내 오차는 주로 시스템 용량 부족으로부터 기인한 것으로 분석되었으며, 따라서 최적 제어알고리즘의 적응성이 우수하다고 판단하는 것은 타당하다.

Case 2 조건 내 최적 제어알고리즘의 예측정확도 CV(RMSE)와 안정성 CV(RMSE) 및 MAE는 냉난방 기간에 각각 난방 0.72%, 0.93%, 0.15 냉방 0.33%, 0.56%, 0.08으로 Case 1과 동일하게 On/Off 대비 높은 제어성능을 보였다. 이 중 난방기간 내 제어성능은 Case 1과의 모든 지표에서 유사한 성능을 보였으며, 냉방기간 내 주요 오차들 또한 Case 1과 같이 시스템 용량 부족으로부터 기인한 것으로 확인되었다. 따라서 최적 제어알고리즘의 확장성이 우수하다고 판단할 수 있다.

에너지 측면에서는 최적 제어에 따른 냉난방에너지 소비량은 기존 On/Off 제어 대비 Case 1은 난방에너지가 +264.2 kWh (+13.0%), 냉방에너지는 -247.2 kWh (-9.7%) 변화하였다. Case 2의 경우, 난방에너지가 +180.4 kWh (+7.0%), 냉방에너지는 -118.9 kWh (-4.5%) 변화하며 동일한 추세를 보였다. 이는 실내 setpoint 변화에 따른 부분 부하 크기 증가와 제어알고리즘 상의 경계조건으로 인해 과난방구간이 줄어드는 난방기간은 에너지 절감률은 증가, 피크부하 대비 부분부하의 크기가 증가하는 냉방기간은 에너지 절감률은 감소하는 것으로

분석되었다.

따라서 개발된 최적 제어알고리즘은 기존의 규칙기반 제어방식이 적용된 융복합 히트펌프 시스템의 실내온도 제어성능을 향상시킬 수 있으며, 실시간 학습을 통해 새로운 환경 및 시스템 용량 조건에서도 최적 열환경 제공이 가능하다는 것을 확인하였다. 또한, 실내 부분 부하에 대응하여 부하 측 유량을 조절함으로써 열원 측 에너지의 효율적인 사용이 가능할 수 있을 것으로 판단된다.

그러나 기존 On/Off 제어 대비 난방에너지가 증가하는 것은 제어알고리즘 내 설정한 시스템 가동중지 경계조건에 도달 전 발생하는 과난방 구간에 의한 것으로, 이는 경계조건의 조정을 통해 감소할 것으로 확인되었다. 항온이 요구되는 건물을 제외하고, 실내 setpoint에 따라 난방 부하가 발생하지 않는 시간대가 생기며, 이때는 최소유량으로의 난방 가동보다 시스템 중지가 더 효율적이다. 따라서 이러한 시간대를 고려한 기후대, 건물용도별 최적 경계조건 설정이 필요할 것으로 판단된다.

또한, 본 연구는 시뮬레이션을 통해 구축된 시스템을 통해 성능평가를 시행하였다는 한계점을 가진다. 시뮬레이션은 각종 시스템 및 환경변수의 상호작용을 수학적 모델로서 모사하였기 때문에 외란으로부터 영향이 적고 데이터 간의 관계가 일관성이 있다. 따라서 최적 제어알고리즘의 더욱 객관적인 평가를 위해서는 실제 시스템 내 적용을 통한 성능평가가 필요할 것으로 사료된다.

## 참 고 문 헌

### <국내문헌>

1. 한국에너지기술평가원. (2012). 건물 에너지 절약을 위한 히트펌프 기술.
2. 홍희기, 이용주. (2015). 히트펌프와 신재생에너지에 대한 고찰. 설비저널. 44(8). pp. 94-99.
3. 김옥중. (2015). 히트펌프 보급 정책 및 제도 현황. 대한설비공학회 학술발표대회논문집. 2015.6. pp. 112-114.
4. 백남춘, 정선영, 윤웅상, 이경호. (2012). 콤팩트형 태양열/지열히트펌프 하이브리드 냉난방 및 급탕 시스템 개발 및 성능분석. 한국태양에너지학회 논문집. 32(5). pp. 59-67.
5. 김용찬. (2013). 하이브리드 지열히트펌프의 지중 및 보조 열원기기의 배열에 따른 성능특성. 대한설비공학회. 설비저널. 42. pp. 94-97.
6. 손병후, 이두영, 최재호, 민경천. (2016). 냉각탑 병용 하이브리드 지열 히트펌프 시스템의 성능 분석. 대한기계학회 논문집 C권. 4. pp. 19-26
7. 도규형, 최병일, 한용식, 김명배, 김태훈. (2016). 태양열/공기열 복합 집열기를 가지는 하이브리드 히트펌프 시스템의 열성능에 관한 연구. 한국수소 및 신에너지학회 논문집. 27(2). pp. 182-191.
8. 류남진. (2017) 태양열-공기열 하이브리드 집열기 및 연계 히트펌프 시스템. 한국태양에너지학회. 15(1). pp. 9-15.
9. 정용대, 남유진, 여성구. (2017). 태양광열 지열 하이브리드 시스템의 적정 용량 설계를 위한 동적 에너지 시뮬레이션. 대한건축학회 논문집. 33(7). p. 43-52.
10. 손병후. (2018). 하이브리드 지중열교환기 적용 히트펌프 시스템의 냉방 성능 분석. 한국지열에너지학회논문집. 14(4). pp. 43-52.
11. 김민지, 도성록, 최종민, 이광호 (2018). 일반공조 시스템 대비 축열조와 연동된 수직밀폐형 지열 히트펌프의 냉난방 에너지 성능 및 경제성 분석.

- 대한건축학회 논문집. 34(11). pp. 81-87.
12. 손병후. (2020). 하이브리드 지중열교환기 적용 지열 히트펌프 시스템의 난방 성능 분석. 한국지열에너지학회논문집. 16(3). pp. 8-16.
  13. 임효재, 손병후. (2021). 이중 열원 히트펌프 시스템의 난방 성능과 운전 특성. 한국지열·수열에너지학회논문집. 17(2). pp. 30-41.
  14. 이정남, 김영일, 정광섭. (2015). 중앙식 냉방 플랜트의 유량제어를 통한 에너지 절감에 관한 연구. 에너지공학. 24(3). pp. 48-54.
  15. 박보량, 최은지, 문진우. (2017). 셋백기간 중 건물 냉방시스템 부하 예측을 위한 인공지능망 모델 성능 평가. 생태환경건축학회 논문집. 17(4). pp. 83-88.
  16. 박보량. (2021). 데이터센터의 에너지절약을 위한 인공지능망 기반 냉수 유량 제어알고리즘 개발. 중앙대학교 대학원 박사학위논문.

## <국외문헌>

1. US. Energy Information Administration (IEA). (2016). International Energy Outlook.
2. US. Energy Information Administration (IEA). (2020). A Road map to 2050.
3. MarketsandMarkets. (2018). Heat pump Market Size, Share, Growth, Industry Report 2023.
4. Frost & Sullivan. (2014). The renewable Heat report. Innovative Alternative energy solutions. International Energy Outlook.
5. Element energy. (2017). Hybrid Heat Pumps, Final report for Department for Business, Energy & Industrial Strategy
6. NAVIGANT. (2020). Benefits of Hybrid Heat Pump Systems in a Low Carbon Energy System; An evidence-based analysis
7. W. Jung, D. Kim, B. H. Kang, Y. S. Chang. (2017). Investigation of Heat pump Operation Strategies with Thermal Storage in Heating Conditions. Energies. 10. 2020.
8. M. Yebiyoy & G. Maidment. (2016). Value of hybrid heat pumps, Chartered Institution of Building Services Engineers.
9. Y. Nam, R. Ooka, Y. Shiba. (2010). Development of dual-source hybrid heat pump system using groundwater and air. Energy and Buildings. 42(6). pp. 909-916.
10. J. M. Corberan, A. C. Marin, J. M. Avellaneda. (2018). Dual source heat pump, a high efficiency and cost-effective alternative for heating, cooling and DHW production. International Journal of Low-Carbon Technologies. 13(2). pp. 161-176.
11. N. Pardo, A. Montero, J. Martos, J. F. Urchueguia. (2010). Optimization of hybrid - ground coupled and air source - heat pump systems in combination with thermal storage. Applied Thermal Engineering. 30(8).

- pp. 1073–1077.
12. R. M. Lazzarin. (2012). Dual source heat pump systems: Operation and performance. *Energy and Buildings*. 52. pp. 77–85.
  13. M. Cimmino, P. Eslami-nejad. (2017). A simulation model for solar assisted shallow ground heat exchangers in series arrangement. *Energy and Buildings*. 157. pp. 227–246.
  14. I. Dincer, M. A. Rosen. (2011). *Thermal energy storage systems and applications*. Hoboken, N.J.: Wiley.
  15. S. M. Hasnain, N. M. Alabbadi. (2000). Need for a thermal-storage air-conditioning in Saudi Arabia. *Applied Energy*. 65(1). pp. 153–164.
  16. T. Nagota, Y. Shimoda, M. Mizuno. (2008). Verification of the energy-savings effect of the district heating and cooling system - simulation of an electrical-driven heat pump system. *Energy and Buildings*. 40(5). pp. 732–741.
  17. ASHRAE. (1993). *Design Guide for Cool Thermal Storage*, ASHRAE, Atlanta (USA).
  18. F. Noris, B. Berggren, J. E. Salom. (2014). Implications of weighting factors on technology preference in net zero energy buildings. *Energy and Buildings*. Vol 82, 250–262.
  19. Task 44/Annex 38. (2014). *Solar and Heat Pump Systems SHC Position Paper*.
  20. W. Gang, J. Wang, S. Wang. (2014). Performance analysis of hybrid ground source heat pump systems based on ANN predictive control. *Applied Energy*. 136. pp. 1138–1144.
  21. G. Bagarella, R. Lazzarin, M. Noro. (2016) Annual simulation, energy and economic analysis of hybrid heat pump systems for residential buildings. *Applied Thermal Engineering*. 99. pp. 485–493.
  22. A. A. Alacia, S. B. Dworkin. (2017). Characterizing the effect of an off-peak ground pre-cool control strategy on hybrid ground source

- heat pump systems. *Energy and Buildings*. 137. pp. 46–59.
23. L. Xia, Z. Ma, G. Kokogiannakis, S. Wang, X. Gong. (2018). A model-based optimal control strategy for ground source heat pump systems with integrated solar photovoltaic thermal collectors. Faculty of Engineering and Information Sciences.
  24. H. Weeratunge, G. Narsilio, J. D. Hoog, S. Dunstall, S. Halgmuge. (2018). Model predictive control for a solar assisted ground source heat pump system. *Energy*. 152. pp. 974–984.
  25. S. Bae, Y. Nam, I. D. Cunha. (2019). Economic solution of the tri-generation system using photovoltaic thermal and ground source heat pump for zero energy building (ZEB) realization. *Energies*. 12(17). 3304.
  26. S. Bechtel, S. R. Tabrizi, F. Scholzen, J. R. H. Minaglou, S. Maas. (2020). Influence of thermal energy storage and heat pump parametrization for demand-side-management in nearly-zero-energy-building using model predictive control. *Energy & Buildings*. 226. 110364.
  27. E. Zanetti, M. Aprile, D. Kum, R. Scoccia, M. Motta. (2020). Energy saving potentials of a photovoltaic assisted heat pump for hybrid building heating system via optimal control. *Journal of Building engineering* 27. 100854.
  28. M. Dongellini, C. Naldi, G. L. Morini. (2021). Influence of sizing strategy and control rules on the energy saving potential of heat pump hybrid systems in a residential building. *Energy Conversion and Management*. 235. 114022.
  29. J. Remund, Meteororm. (2017). Handbook Part I: Software. version 7.2.
  30. ASHRAE. (2010). Energy Standard for Buildings Except Low-Rise Residential Buildings. ASHRAE 90.1-2010.
  31. ASHRAE. (2004). Thermal Environmental Conditions for Human

- Occupancy. ASHRAE 55-2004.
32. ASHRAE. (2013). Ventilation for Acceptable Indoor Air Quality. ASHRAE 62.1-2013.
  33. TRNSYS. (2012). HVAC Library Mathematical Reference; TESS Libs 17: Milwaukee, WI, USA, 2012. Volume 6.
  34. AHRI. (2019). 2019 Standard for Performance rating of Fan-coil units. AHRI Standard 440 (I-P)-2019.
  35. Y.D. Jeong, M.G. Yu, Y. Nam. (2017). Feasibility Study of a Heating, Cooling and Domestic Hot Water System Combining a Photovoltaic-Thermal System and a Ground Source Heat Pump. *Energies*. 10(8). 1243.
  36. S. Bae, Y. Nam, I. D. Cunha. (2019). Economic Solution of the Tri-Generation System Using Photovoltaic-Thermal and Ground Source Heat Pump for Zero Energy Building (ZEB) Realization. *Energies*. 12(17). 3304.
  37. Rosenblatt, F. (1957). The Perceptron – a perceiving and recognizing automaton. Report 85 - 460 - 1, Cornell Aeronautical Laboratory.
  38. J. W. Moon, Y. J. Yoon, Y. H. Jeon, S. Y. Kim. (2017). Prediction models and control algorithm for predictive applications of setback temperature in cooling systems. *Applied Thermal Engineering*. 113. pp. 1290-1302.
  39. H. U. Cho, Y. Nam, E. I. Choi, Y. J. Choi, H. Kim, S. Bae, J. W. Moon. (2021). Comparative analysis of the optimized ANN, SVM and tree ensemble models using Bayesian optimization for predicting GSHP COP. *Journal of Building Engineering*. 44. 103411.
  40. ASHRAE. (2014). Measurement of Energy Demand, and Water Savings. ASHRAE Guideline 14.

## <Web Site>

1. 기획재정부. (2021.12). <https://www.moef.go.kr/>
2. 산업통산자원부. (2021.12). 고시 제2016-127호. <http://www.motie.go.kr/www/main.do>
3. Cielo. (2021.12). <https://www.cielowigle.com/blog/ductless-heat-pumps/>
4. Transient system simulation tool, TRNSYS. (2021.12). <http://www.trnsys.com/>
5. MathWork. (2021.12). [www.mathwork.com](http://www.mathwork.com)
6. 국가법령정보센터. (2021.12). 건축물의에너지절약설계기준. <https://www.law.go.kr/>
7. Carrier Airconditioner Engineering Product Data Book. (2021.12). <http://www.carrier.co.kr/>

## 국 문 초 록

# 실내 최적 열환경 제공을 위한 융복합 히트펌프 시스템 제어알고리즘 개발

조 혜 운  
건축학과 건축환경계획전공  
중앙대학교 대학원

최근 증가하는 에너지 수요 대응의 필요성 증가에 따라 신재생에너지의 활용과 함께 효율적인 에너지 공급이 가능한 융복합 히트펌프 시스템에 대한 관심이 증가하고 있다. 융복합 히트펌프 시스템은 냉난방 가동 시 구성하는 설비 요소·열원들 간의 취사선택을 통해 시스템 효율을 향상시킬 수 있으나 이를 위해서는 각 요소별 특성과 실내외적 요인을 고려한 최적 제어 방안이 필수적이다. 그러나 다양한 설비 요소들이 복합적으로 적용된 만큼 통합적인 제어가 어려워 경험적 제어나 규칙기반 제어가 주로 적용되고 있다. 따라서 본 연구에서는 융복합 히트펌프 시스템에 적용되어, 변화하는 실내외 조건에서도 최적의 실내 열환경 제공이 가능한 제어알고리즘을 개발하였다.

대상 시스템은 태양광/열 패널과 공기열원 히트펌프 및 축열조로 구성된 융복합 히트펌프 시스템이며, 축열조와 실내에 설치된 팬코일 유닛 사이 순환수 유량 변경을 통해 실내온도를 제어한다. 데이터 취득 및 제어알고리즘 성능평가를 위해 TRNSYS 프로그램을 이용하여 대상 건물 및 융복합 히트펌프 시스템 모델링을 수행하였다. 개발된 실내온도 예측모델은 시뮬레이션을 통해 취득한 환경변수와 80가지 유량 시나리오 학습을 통해

실내온도를 예측한다. 냉난방 기간을 구분하여 총 2개의 예측모델을 개발하였으며 베이지안 최적화를 통해 도출된 최적 인공신경망의 은닉층 수와 뉴런 수는 난방기간 5개, 10개 냉방기간 4개 13개로 예측정확도 CV(RMSE)는 각각 0.21%, 1.09% 확인되었다.

개발된 예측모델은 최적 제어알고리즘에 내포되어 제어 사이클마다 환경 변수 데이터를 취득 후 실내온도 최적제어를 위한 순환수 유량을 도출한다. 또한, 실시간 학습 기능을 통해 예측오차를 줄이는 방향으로 내포된 예측모델을 학습시켜 새로운 환경에 적응한다.

최적 제어알고리즘의 성능평가 및 적응성, 확장성 평가를 위해 다양한 시나리오에서의 기존 On/Off 제어 대비 실내온도 제어 성능 및 에너지 소비량을 분석하였다. 최적 제어알고리즘은 모든 시나리오에서 제어 예측정확도 CV(RMSE)는 0.72% 이하, 제어 안정도 CV(RMSE)는 1.04% 이하로 분석되었으며 시스템 용량 부족으로 인한 제어 오차를 제외한 전체 구간에서 우수한 제어성능을 보여 적응성 및 확장성이 검증되었다. 에너지 측면에서는 제어알고리즘 내 경계조건으로 인한 시스템 가동시간 증가로 난방에너지 소비량이 On/Off 제어 대비 증가하였다. 그러나 냉방에너지는 최대 -14.4%까지 감소하여 유동적인 부하측 순환수 유량 제어를 통해 효율적인 열원 에너지 사용이 가능하다는 것이 검증되었다.

본 연구에서 개발한 최적 제어알고리즘은 우수한 실내온도 제어 성능과 새로운 환경 및 시스템 용량 조건에서의 적응성 및 확장성을 가지며, 이를 통해 융복합 히트펌프 시스템의 성능을 향상하고 열원측 에너지를 효율화할 수 있는 것으로 사료된다.

---

**핵심어 : 융복합 히트펌프 시스템, 실내온도 예측모델, 실내온도 최적 제어, 적응형 제어알고리즘**

# ABSTRACT

## Development of a Hybrid Heat Pump System Control Algorithm for Comfortable Indoor Thermal Environment

Cho, Hye Un  
Major in Environmental Design in Architecture  
Department of Architecture and Building Science  
The Graduate School of Chung-Ang University

Recently, with the increasing need to respond to energy demand, interest in a hybrid heat pump system that can efficiently supply and extract energy along with the use of renewable energy is increasing. The hybrid heat pump system can improve the system efficiency by selecting facility elements and heat sources configured during cooling and heating operation, but to this end, it is essential to have optimal control measures considering the characteristics of each element and indoor and outdoor factors. However, as various facility elements are applied in a complex way, empirical control or rule-based control is mainly applied due to difficulties in integrated control. Therefore, in this study, an optimal control algorithm for hybrid heat pump system that can provide an optimal indoor environment even under changing indoor and outdoor conditions was developed.

The target system is a hybrid heat pump system consisting of photovoltaic/thermal panels, air heat source heat pumps, and heat storage tanks, and controls the indoor temperature by changing the circulating water flow between the heat storage tank and the fan coil unit installed indoor. For data acquisition and control algorithm performance evaluation,

the target building and convergence heat pump system were modeled using the TRNSYS program. The developed indoor temperature prediction model predicts indoor temperature through learning 80 flow scenarios and environmental variables acquired through simulation. A total of two predictive models were developed by dividing the cooling and heating period, and the optimal number of hidden layers and neurons of the artificial neural network derived through Bayesian optimization was confirmed to be 0.21% and 1.09%, respectively.

The developed predictive model is embedded in the optimal control algorithm to obtain environmental variable data for each control cycle and then derive the circulating water flow rate for optimal control of the indoor temperature. In addition, it adapts to the new environment by re-training the embedded prediction model in the direction of reducing prediction errors through real-time learning functions.

For the performance evaluation, adaptability, and scalability evaluation of the optimal control algorithm, indoor temperature control performance and energy consumption were analyzed by comparing with the existing on/off control in various scenarios. In all scenarios, the optimal control algorithm was analyzed to have control prediction accuracy CV(RMSE) below 0.72% and control stability CV(RMSE) below 1.04%, showing excellent control performance over the entire section except for control errors due to lack of system cooling capacity. In terms of energy, heating energy consumption increased compared to on/off control due to the increase in system operating time caused by boundary conditions within the control algorithm. However, it was verified that the cooling energy was reduced by up to -14.4%, enabling efficient use of heat source energy through controlling load-side circulating water flow.

It is believed that the optimal control algorithm developed in this study has excellent indoor temperature control performance and adaptability and

scalability under new environment and system capacity conditions, thereby improving the performance of the hybrid heat pump system and improving the use of heat source-side energy.

---

**Keywords :** Hybrid heat pump system, Indoor temperature prediction model, Optimal indoor temperature control, Adaptive control algorithm