



인공신경망 기반 수열 히트펌프 시스템의 성능예측모델 개발

Development of Performance Prediction Model for Water Source Heat Pump System based on Artificial Neural Network

배상무* · 권영식** · 문진우*** · 남유진****

Sangmu Bac* · Young Sik Kwon** · Jin Woo Moon*** · Yujin Nam****

* Ph.D Student, Dept. of Architectural Engineering, Pusan National Univ., South Korea (sangmu_bae@pusan.ac.kr)

** Coauthor, Graduate Student, Dept. of Architectural Engineering, Pusan National Univ., South Korea (gys961226@naver.com)

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

**** Corresponding author, Professor, Dept. of Architectural Engineering, Pusan National Univ., South Korea (namyujin@pusan.ac.kr)

ABSTRACT

Purpose: Recently, core technologies of the 4th industrial revolution such as machine learning and artificial intelligence are being combined with building technologies to predict the energy consumption and performance of the air-conditioning system of buildings. On the other hand, the energy independence of buildings is reinforced according to government roadmap of zero energy building. Accordingly, a water source heat pump system (WSHP) as one of the renewable energy systems is actively introduced. **Method:** In this study, a performance prediction model for the WSHP system is developed based on artificial neural network (ANN). This paper is described the process of constructing the ANN model such as analysis of Pearson correlation coefficient and construction of each layers, and the verification method and error analysis of the development model through coefficient of variation root mean square error (Cv(RMSE)). **Result:** The Cv(RMSE) was calculated as 0.09% between the prediction result of the ANN model and the calculation result of the integrated simulation model. The results predicted by the artificial neural network model met the Cv(RMSE) standard that proposed by American Society of Heating, Refrigerating and Air-conditioning Engineers Guideline 14, and the prediction result was very low error rate.

KEYWORD

수열 히트펌프 시스템
인공지능
평균 제곱근 오차 변동계수

Water Source Heat Pump System
Artificial Neural Network
Coefficient of Variation Root Mean Square Error

ACCEPTANCE INFO

Received May. 26, 2021

Final revision received Jun. 21, 2021

Accepted Jun. 25, 2021

© 2021. KIEAE all rights reserved.

1. 서론

1.1. 연구의 배경 및 목적

4차 산업혁명의 핵심기술인 빅데이터(Cloud, Big Data), 인공지능(Machine Learning, Artificial Intelligence) 등의 기술들은 건축 설비 기술과 융합하여 건축물의 에너지 소비량 예측과 공조 시스템의 성능예측, 시스템 최적 및 실시간 제어를 위한 도구로써 활용되고 있다. 특히, 데이터를 기반으로 학습을 수행하는 기계학습 모델은 건축설비 시스템 분야뿐만 아니라 건축의 전 분야에서 폭넓게 활용되고 있다.

한편, 건축부문에서는 제로에너지빌딩의 활성화 정책 및 로드맵에 따라 의무적용 대상이 민간부문까지 확대되고 건물의 에너지자립률 목표가 강화되고 있다[1]. 이에 따라, 기존의 태양광 시스템 중심의 신재생에너지 패러다임으로는 한계가 있어 건축물의 대규모 부하에도 대응이 가능한 지열원과 수열원 등의 고효율 신재생에너지 시스템이 활발하게 도입되고 있다. 특히, 수열 에너지를 열원으로 이용하는 신재생에너지 시스템은 정부의 그린뉴딜(Green New Deal) 정책으로 인해 녹색산업을 위한 핵심 분야로 전망되고 있다[2]. 이에 따

라, 정부는 그린뉴딜 사업의 일환으로 수열 클러스터 사업 및 관련 연구과제를 적극적으로 지원하고 있다. 더불어 수열 히트펌프 시스템의 보급 활성화를 위해 관련 연구자 및 엔지니어들은 다각적인 방면에서 연구 및 기술개발을 수행하고 있다.

수열 에너지의 효과적인 활용을 위해 하천수, 댐 호소수, 원수 등의 수열자원의 잠재량을 분석하고 기술적, 시장 잠재량을 검토하고[3-4], 수열원 히트펌프 시스템의 전생애주기 관점에서 에너지 소비량과 총 투입 비용, CO₂ 배출량을 Life Cycle Climate Performance(LCCP), Life Cycle Cost(LCC) 분석기법을 통해 환경영향 및 경제성 평가를 수행하고 있다[5-6]. 수열 히트펌프 시스템에 대해 냉매 조건, 정수장 및 원수 열원의 특성을 설계변수로 설정하여 냉난방 운전성능을 분석하고, 공기 열원 히트펌프 시스템 대비 에너지 효율성을 비교검토하고 있다[7-10].

한편, 신재생에너지 시스템에 인공지능 기술을 결합한 연구들은 태양광 시스템과 지열 히트펌프 시스템을 위주로 수행되고 있으며 인공신경망 모델을 이용하여 전력발전량, 모듈의 표면온도 예측, 히트펌프의 성능평가를 수행하고 있다[11-13].

수열 히트펌프의 활성화를 위해 수열자원의 잠재성 분석과 시스템의 환경 및 경제성 평가, 성능분석은 수행되고 있으나 동적 시뮬레이션과 실증실험을 통한 해석적 연구단계에 머물고 있다. 또한, 인공지능 기술을 이용하여 수열 히트펌프 시스템의 성능예측을 수행한 연구는 거의 없다.

따라서, 본 연구에서는 그린뉴딜의 대표산업인 수열 히트펌프 시스템과 4차 산업의 핵심기술인 인공지능 기술을 결합하여 융합기술의 기초자료로써 활용하기 위해 인공신경망(Artificial Neural Network) 기반 수열 히트펌프 시스템 성능예측모델을 구축하고자 한다. 본 논문에서는 인공신경망 모델의 구축과정(데이터 수집, 데이터 세트, 인공신경망 모델)과 개발 모델의 검증방법 및 오차율 분석에 대해 서술한다.

1.2. 연구의 방법 및 범위

인공신경망 기반 수열 히트펌프 시스템의 성능예측모델 개발과정은 Fig. 1.과 같이 수행하였다.

동적 시뮬레이션(TRNSYS 18)을 활용하여 건물부하모델과 수열 히트펌프 시스템이 결합된 통합 시뮬레이션 모델을 구축한다. 수열 히트펌프 시스템의 설계사양은 2.1절에 나타내었다.

통합 시뮬레이션 모델을 통해 해석된 수열 히트펌프 시스템의 결과 데이터는 기상데이터 및 수온 데이터와 같은 공공데이터와 함께

CSV 형태의 데이터 세트로 구축한다.

데이터 세트는 학습, 검증, 테스트의 3가지로 구분되고, 데이터 정규화(Data Normalization)를 통해 데이터 세트의 범위를 일정하게 조정한다. 정제된 데이터 세트를 인공신경망 모델에 적용하여 수열 히트펌프 시스템의 성능예측을 수행한다.

인공신경망 모델을 통해 계산된 수열 히트펌프 시스템의 성능예측 결과는 통합 시뮬레이션 모델의 해석결과와 오차율을 검토하여 본 연구에서 개발된 모델의 정확도를 검증한다.

2. 수열 히트펌프 시스템 성능예측모델

2.1. 통합 시뮬레이션 모델

본 연구에서 이용된 수열 히트펌프 시스템은 선행연구[14]에서 구축된 시스템의 설계사양에 근거하였다. Fig. 2.는 수열 히트펌프 시스템의 개요도와 통합 시뮬레이션 모델 및 공공 데이터를 통해 수집 가능한 데이터를 나타낸다. 본 연구에서 이용된 수열 히트펌프 시스템은 열교환기, 히트펌프, 순환펌프, 축열조, 팬코일유닛으로 구성되어 있다. Table 1.은 수열 히트펌프 시스템의 설계사양을 나타낸다[14].

히트펌프는 물대물 타입으로 건물부하모델의 난방 최대부하에 근거하여 난방용량이 80kW, 난방소비전력이 18.2kW로 설계되었다. 열교환기의 열교환 효율은 85%이고, 축열조의 용량은 건물의

Table 1. Design capacity of water source heat pump system[14]

Equipment	Parameter	Value
Heat pump	Type	Water to water
	Heating capacity	80kW
	Heating power	18.2kW
Heat exchanger	Efficiency	85%
	Volume	100m ³
Heat storage tank	Setpoint temperature	50°C
	Heating capacity	90kW
Fan coil unit	Power consumption	3.7kW
	Flowrate	230L/min
Circulating Pump	Power consumption	1.6kW

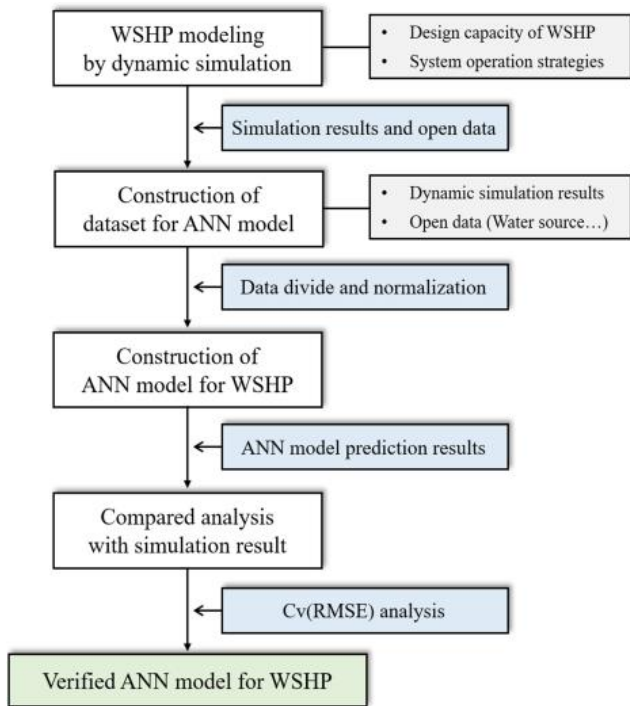


Fig. 1. Research method

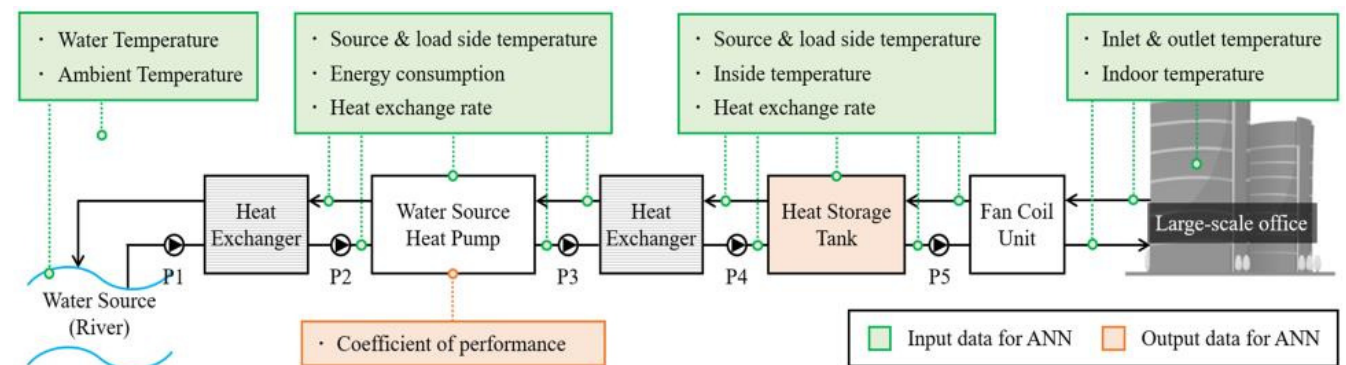


Fig. 2. Schematic diagram of water source heat pump system

난방부하에 근거하여 100 m³으로 설정하였다. 팬코일유닛의 난방 용량은 히트펌프의 용량보다 약 10% 높은 90 kW로 설정하였다. 시스템의 순환유량은 히트펌프 난방용량에 근거하여 230 L/min으로 설계하였다[15].

Table 2.는 수열 히트펌프 시스템 성능예측모델의 운전방법을 나타낸다. 시스템 운전은 냉난방 및 축열운전으로 구분된다. 각 운전 방법은 선행적으로 입력된 운전기간(Operation Period)에서만 작동된다. 또한, 히트펌프와 순환펌프는 실시간 실내온도 및 열원온

Table 2. Operation method of the WSHP system

Equipment	Heating period	Cooling period
Heat pump	$T_{HST} < 47^{\circ}\text{C}$	$T_{indoor} > 25^{\circ}\text{C}$
Pump 1 & 2	$T_{heatsource} > 2^{\circ}\text{C}$	Synchronize HP
Pump 3 & 4	Synchronize HP	Synchronize HP
Pump 5	$T_{indoor} < 20^{\circ}\text{C}$	Synchronize HP

Table 3. Interpretation of the correlation coefficient

Absolute magnitude of correlation coefficient	Interpretation
0.00~0.10	Negligible correlation
0.10~0.39	Weak correlation
0.40~0.69	Moderate correlation
0.70~0.89	Strong correlation
0.90~1.00	Very strong correlation

Table 4. Result of Pearson correlation coefficient

Parameter	Name	r	r^2
Heat pump	$T_{load,out}$	-0.72	0.52
	$T_{load,in}$	-0.76	0.58
	$T_{source,out}$	0.59	0.35
	$T_{source,in}$	0.60	0.36
	\dot{Q}_{HP}	0.68	0.46
	\dot{P}_{HP}	-0.55	0.30
Heat storage tank	$T_{load,out}$	-0.76	0.58
	$T_{load,in}$	0.50	0.25
	$T_{source,out}$	-0.76	0.58
	$T_{source,in}$	-0.66	0.44
	$T_{average}$	-0.76	0.58
	\dot{Q}_{HST}	-0.17	0.03
Fan coil unit	T_{in}	0.18	0.02
	T_{out}	-0.13	0.03
Indoor	T_{indoor}	0.01	0.03
Outdoor	$T_{outdoor}$	0.32	0.10
Heat source	$T_{heatsource}$	0.60	0.36

도, 축열조 설정온도의 설정조건에 의해 On/Off 운전을 수행한다.

인공신경망 모델의 정확한 시스템 성능예측을 위해 (Eq. 1)과 (Eq. 2)에 근거하여 히트펌프의 성능계수(COP, Coefficient of performance) 예측에 필요한 데이터를 통합 시뮬레이션 모델을 통해 우선적으로 수집하였다. 또한, 통합 시뮬레이션 모델을 통해 (1) 축열조의 열원측 입출수 온도, (2) 축열조의 부하측 입출수 온도, (3) 축열조 내부온도, (4) 축열조의 부하측 전달열량, (5) 히트펌프의 열원측 입출수 온도, (6) 히트펌프의 부하측 입출수 온도, (6) 히트펌프 에너지 소비전력, (7) 히트펌프 생산열량, (8) 팬코일유닛의 입출수 온도, (9) 건물 실내온도, (10) 히트펌프 성능계수에 대한 시간 데이터를 수집하였다. 또한, 공공데이터포털을 통해 (11) 연중 외기온도와 (12) 하천수 온도 데이터를 획득하였다[16].

$$COP_{HP} = \frac{\dot{Q}_{HP}}{\dot{P}_{HP}} \quad (\text{Eq. 1})$$

$$\dot{Q}_{HP} = \dot{m} C_p (T_o - T_i) \quad (\text{Eq. 2})$$

여기서, COP_{HP} 는 히트펌프의 성능계수, \dot{Q}_{HP} 는 히트펌프의 생산열량(kW), \dot{P}_{HP} 는 히트펌프의 소비전력(kW), \dot{m} 은 순환유량(L/min), C_p 는 순환수의 비열(kJ/kg·K), T_o 는 히트펌프 부하측 출수온도(°C), T_i 는 히트펌프 부하측 입수온도(°C)이다.

2.1. 데이터 세트 구축

통합 시뮬레이션 모델을 통해 수집된 대량의 데이터는 인공신경망에 입력 데이터와 출력 데이터로 구분하였다. 입력 데이터에는 공공데이터(외기온도 및 하천수 온도), 축열조 및 히트펌프의 열원측/부하측 입출수 온도, 소비전력, 생산열량, 팬코일유닛의 입출수 온도, 실내온도로 구성되었으며 출력 데이터에는 히트펌프의 성능계수만 입력되었다.

한편, 인공신경망 모델의 성능예측 계산시간을 감소시키고 입력 데이터와 출력 데이터 사이의 관계성을 정량적으로 파악하기 위해 피어슨 상관계수(Pearson correlation coefficient)를 이용하였다. 입력 데이터와 출력 데이터의 관계 강도에 대해 수치화를 수행하였다. 피어슨 상관계수는 (Eq. 3)과 같다.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (\text{Eq. 3})$$

여기서, r 은 피어슨 상관계수, n 은 데이터의 수, X_i 는 입력 데이터, \bar{X} 은 입력 데이터의 평균, Y_i 는 출력 데이터, \bar{Y} 는 출력 데이터의 평균을 나타낸다.

피어슨 상관계수는 1부터 -1까지의 숫자로 결과가 도출되며 상관계수가 0에 근접할수록 입력 데이터와 출력 데이터의 관계 강도가 약하다[17]. Table 3.은 피어슨 상관계수의 크기에 따른 입출력 변수의 관계 강도를 나타낸다.

Table 4.는 피어슨 상관계수(r) 및 결정계수(r^2) 분석결과를 나타

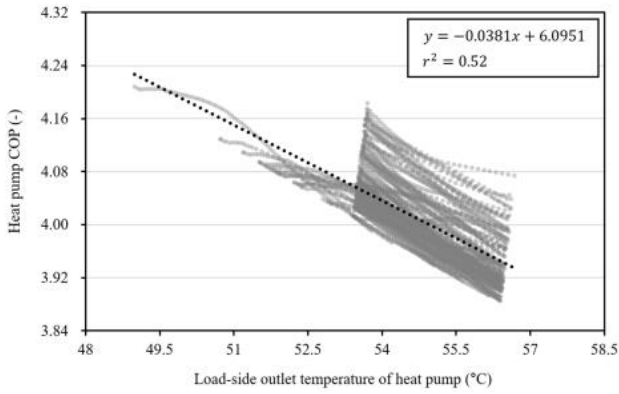


Fig. 3. Correlation analysis between heat pump COP and load-side outlet temperature of heat pump

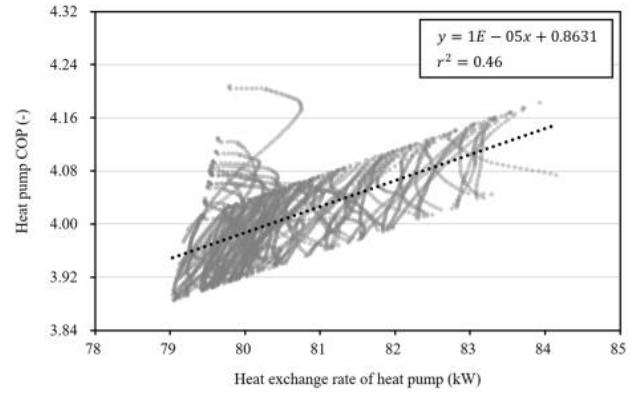


Fig. 5. Correlation analysis between heat pump COP and heat exchange rate of heat pump

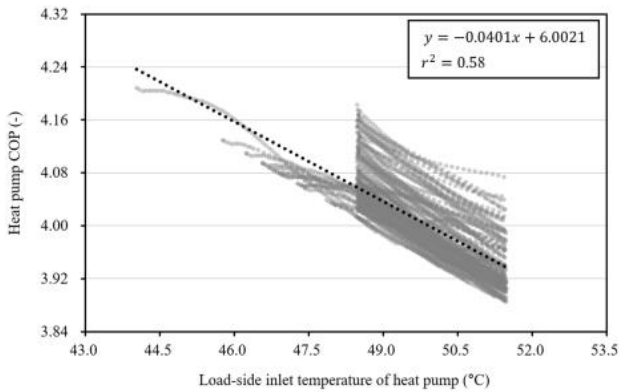


Fig. 4. Correlation analysis between heat pump COP and Load-side inlet temperature of heat pump

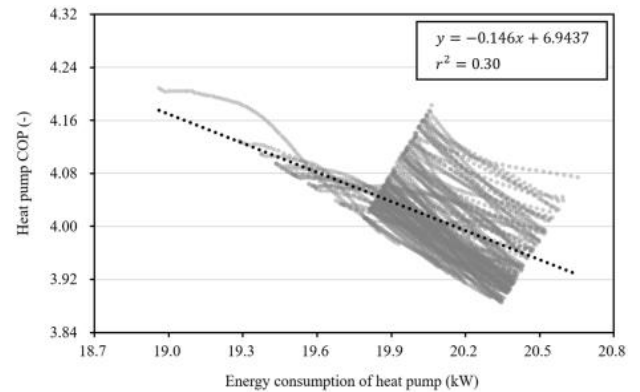


Fig. 6. Correlation analysis between heat pump COP and energy consumption of heat pump

낸다. 입력 데이터와 출력 데이터에 대한 피어슨 상관계수 결과에 근거하여 결정계수(r^2)를 산출하였다. 결정계수는 0부터 1까지의 결과 값을 나타낸다. 본 연구에서는 Table 2.에 근거하여 상관계수가 0.2 미만(결정계수 0.04 미만)으로 계산된 축열조 열량, 팬코일 유닛의 입출수 온도, 건물 실내온도는 인공신경망 모델의 입력 데이터에서 제외되었다. 따라서, 입력 데이터와 출력 데이터 사이의 유의미한 상관관계를 갖는 총 13개의 입력 데이터가 인공신경망 모델에 이용된다.

Fig. 3.부터 Fig. 6.까지는 피어슨 상관계수 및 결정계수의 결과 값이 높은 입력 데이터 및 출력 데이터의 관계성 및 선형회귀선을 나타낸다. 입력 데이터는 히트펌프의 부하측 입출수 온도, 히트펌프의 생산열량 및 에너지 소비량으로 선정되었다. 피어슨 상관계수 및 결정계수를 통해 선별된 입력 데이터들은 학습, 검증, 평가로 구분되어 데이터 세트화된다.

각 데이터 세트는 전체 입력 데이터에 대해 학습 60%, 검증 10%, 평가 30%의 비율로 구분된다. 데이터 세트의 구축과정에서 데이터 세트의 카테고리가 한 종류에 집합될 경우 정확한 학습을 수행할 수 없다. 따라서, 이를 방지하고자 메르센 트위스터(Mersenne Twister) 난수 알고리즘을 이용하여 Fig. 7.과 같이 각 데이터가 무작위로 섞인 데이터 세트를 구성하였다.

한편, 인공신경망 학습 과정에서 데이터의 단위를 고려하지 않으므로 작은 값을 가지는 데이터는 인공신경망이 도출하는 예측결과에

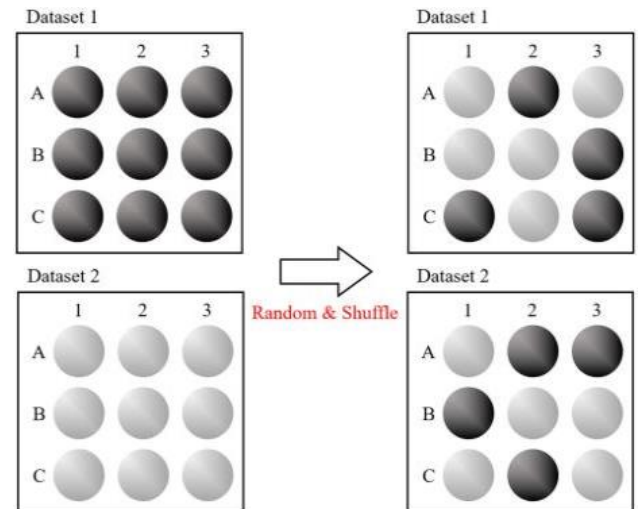


Fig. 7. Randomization process of dataset

큰 영향이 없는 것으로 간주하여 낮은 가중치가 부여된다. 따라서, 입력 데이터의 단위 및 범위에 대한 스케일 조정이 필요하다. 본 연구에서는 데이터 정규화를 통해 모든 입력 데이터가 0 부터 1 사이의 값을 갖도록 조정하였다. 데이터 정규화 방법은 (Eq. 4)와 같다.

$$X_{normal} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (\text{Eq. 4})$$

여기서, X_{normal} 은 정규화된 데이터 값(0~1), X_{min} 은 데이터의 최소값, X_{max} 는 데이터의 최대값을 나타낸다.

2.3. 인공신경망 모델

본 연구에서 개발한 인공신경망 모델은 입력층(Input layer), 은닉층(Hidden layer), 출력층(Output layer)이 각각 1개의 층으로 구성되었다. 입력층은 데이터 세트 구축과정을 통해 정제된 입력 데이터에 기반하여 13개의 노드(Node)로 형성하였다. 은닉층은 선행연구에 근거하여 $2n+1$ (n =입력 데이터의 수)인 27개의 노드로 구축되었다[18]. 출력층은 인공신경망 모델을 통해 예측하고자 하는 최종 도출 값으로서 하나의 노드로 구성하였다.

노드는 다수의 데이터를 입력받아 하나의 결과로 도출할 수 있는 퍼셉트론(Perceptron) 구조를 기반으로 가중치(Weight)와 편향(Bias)을 가진다. 입력 데이터는 가중치와 함께 다음 계층으로 전달되고 활성화 함수인 시그모이드(Sigmoid) 함수를 통해 결과 값을 출력한다. 또한, 인공신경망 모델을 통해 출력되는 결과 값은 역전파

(Back propagation)를 통해 이전 학습에서 수행한 가중치와 편향을 지속적으로 업데이트한다. 따라서, 인공신경망 모델의 예측결과는 최적값(Global minimum)에 도달할 때까지 오차를 수정한다.

3. 인공신경망 모델 검증

3.1 인공신경망 모델의 검증방법

본 연구에서 구축된 인공신경망 모델의 검증을 위해 개발 모델에서 예측한 결과와 통합 시뮬레이션 모델의 해석결과를 통해 오차를 분석하였다. 오차율 분석방법은 ASHRAE(American Society of Heating, Refrigerating and Air-conditioning Engineers) Guideline 14-2014에서 제안하는 평균 제곱근 오차 변동계수($Cv(RMSE)$, Coefficient of variation root mean square error)를 이용하였다[19]. $Cv(RMSE)$ 는 (Eq. 5)와 (Eq. 6)을 통해 나타낼 수 있다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum(y_m - y_p)^2}{n}} \quad (Eq. 5)$$

$$Cv(RMSE) = \frac{RMSE}{\bar{y}} \times 100 \quad (Eq. 6)$$

여기서, y_m 은 동적 시뮬레이션 해석결과, y_p 는 인공신경망 모델의 예측결과, n 은 데이터의 개수, \bar{y} 는 데이터의 평균 값을 나타낸다. $Cv(RMSE)$ 은 인공신경망 모델의 예측결과의 정확도를 결정한다. $Cv(RMSE)$ 가 0%에 가까울수록 개발 모델의 예측성능이 향상된다. ASHRAE Guideline 14-2014에서는 $Cv(RMSE)$ 을 시간 데이터를 기준으로 30% 이하로 제안하고 있다.

3.2. 인공신경망 예측결과 비교

Fig. 9. 통합 시뮬레이션 모델의 해석결과 및 인공신경망 모델의 예측결과를 나타낸다. 3.1절에서 소개한 오차율 분석방법에 근거하여 $Cv(RMSE)$ 는 0.09%로 계산되었다. 본 연구에서의 개발한 인공신경망 모델은 ASHRAE Guideline 14에서 제안한 $Cv(RMSE)$ 기준을 충족하였다. Fig. 10.은 시뮬레이션 해석결과 및 인공신경망 예측결과의 오차를 나타낸다. 두 결과의 오차는 대부분 0.0005 범위 이내로 계산되었다. 이러한 결과는 (Eq. 1)과 (Eq. 2)의 계산에

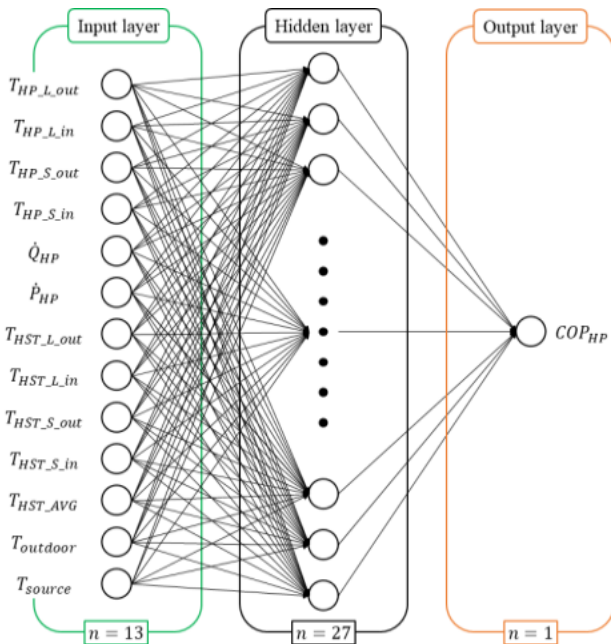


Fig. 8. Artificial neural network model for WSHP system

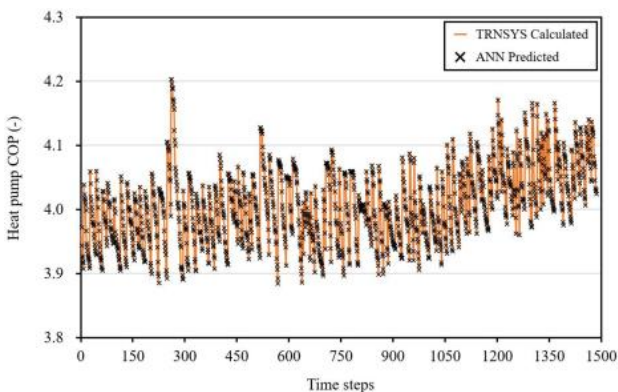


Fig. 9. Comparative analysis between TRNSYS calculated result and ANN predicted result

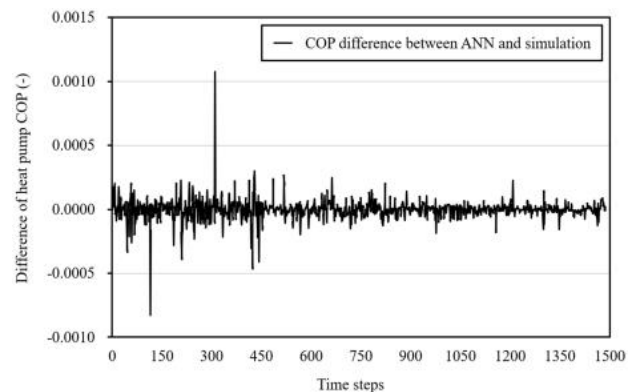


Fig. 10. COP difference of between ANN predicted result and TRNSYS calculated result

직결되는 입력 데이터를 적절하게 추출하여 활용한 결과로 판단되며, 비교 대상의 변동 폭 또한 크지 않은 것에 기인한다.

4. 결론

본 연구에서는 수열 히트펌프 시스템과 인공지능 기술을 결합하여 융합기술의 기초자료로써 활용하기 위해 인공신경망 기반 수열 히트펌프 시스템의 성능예측모델을 구축하였다. 또한, 인공신경망 모델의 검증에 대해 통합 시뮬레이션 모델의 해석결과와 오차율 분석을 수행하였다. 본 연구의 결과에 대한 요약은 아래와 같다.

(1) 통합 시뮬레이션 모델과 공공데이터를 이용하여 입력 데이터를 수집하고, 피어슨 상관계수 분석을 통해 상관계수가 0.2 미만인 입력 데이터는 제거하였다. 선별된 13개의 입력 데이터는 학습(60%), 검증(10%), 평가(30%)로 구분되고 랜덤화 및 정규화 과정을 거쳐 인공신경망 모델에 입력하였다.

(2) 인공신경망 모델은 각각 1개의 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되었다. 입력층은 13개의 노드, 은닉층은 27개의 노드, 출력층은 1개의 노드로 구축되었다. 또한, 개발 모델은 퍼셉트론 구조를 기반으로 가중치와 편향을 가지고 시그모이드 함수를 통해 결과 값을 도출하는 구조로 구축되었다.

(3) 인공신경망 모델의 예측결과와 통합 시뮬레이션 모델의 해석 결과 간 Cv(RMSE)는 0.09%로 계산되었다. 인공신경망 모델이 예측한 결과는 ASHRAE Guideline 14에서 제안한 기준을 충족시켰으며 낮은 오차율로 예측을 수행하였다.

향후, 수열 히트펌프 시스템의 실증실험을 통해 장기 실측 데이터를 수집하고, 이를 활용하여 시스템 전체의 성능을 예측할 예정이다.

Acknowledgement

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No.2021R1A2C2014259). 또한, 환경부의 재원으로 한국환경산업기술원의 수열 활용확대 기술 및 환경적합성 기술 개발 사업의 지원을 받아 연구되었습니다(RE202007044).

Reference

[1] 제로에너지빌딩, 제로에너지건축물 의무화 로드맵, <http://zeb.energy.or.kr>, 2021.04.23. // (Zero Energy Building, Mandatory Roadmap of Zero Energy Building, <http://zeb.energy.or.kr>, 2021.04.23.)

[2] 칸, 수열에너지, ZEC-ZEH 앞당긴다, <http://kharn.kr>, 2020.09.06. // (Korea Heating, Air-conditioning, Refrigeration and Renewable Energy News, Hydrothermal Energy, ZEC-ZEH is advanced, <http://kharn.kr>, 2020.09.06.)

[3] 오승록, 윤린, 박창용, 수열 에너지 잠재량 예측방법에 관한 연구, 한국: 대한기계학회 춘추학술대회, 2020.12, pp.1773-1776. // (S.R. Oh, R. Yun, C.Y. Park, A Study on the Ground Water Thermal Energy Potential Estimation, Korea: Conference Journal of the Korean Society of Mechanical Engineers, 2020.12, pp.1773-1776.)

[4] 김홍교, 남유진, 수자원 관리 정보 시스템을 이용한 수열에너지 잠재량 산정에 관한 연구, 한국: 대한설비공학회 학술발표대회논문집, 2019.06, pp.461-464. // (H.K. Kim, Y.J. Nam, A Study on the Estimation of Hydrothermal Energy Potential using Water Resources Management Information System, Korea: Conference Journal of the

Society of Air-conditioning and Refrigerating Engineers of Korea, 2019.06, pp.461-464.)

[5] Y.J. Jung et al., Comprehensive Feasibility Investigation of River Source Heat Pump Systems in Terms of Life Cycle, Netherland: Applied Thermal Engineering, 188, 2021.04, p.116655.

[6] 정현준, 김용창, Low GWP 냉매를 적용한 공동주택 수열원 히트펌프의 환경평가, 한국: 대한설비공학회 학술발표대회논문집, 2020.06, pp.484-486. // (H.J. Chung, Y.C. Kim, Environmental Evaluation of Water Source Heat Pump using Low GWP Refrigerant Adopted in Apartment Building, Korea: Conference Journal of the Society of Air-conditioning and Refrigerating Engineers of Korea, 2020.06, pp.484-486.)

[7] 최연성, 강희정, 김은오, Low GWP 냉매를 적용한 수열원 히트펌프 시스템의 난방성능 특성에 관한 연구, 한국: 대한설비공학회 학술발표대회논문집, 2018.06, pp.807-810. // (Y.S. Choi, H.J. Kang, E.O. Kim, An Experimental Study on the Heating Performance Characteristics of Water Source Heat Pump System using Low GWP Refrigerant, Korea: Conference Journal of the Society of Air-conditioning and Refrigerating Engineers of Korea, 2018.06, pp.807-810.)

[8] H. Yan et al., Selection and Validation on low-GWP Refrigerants for a Water-source Heat Pump, Netherland: Applied Thermal Engineering, 193, 2021.07, p.116938.

[9] 오선희, 윤린, 조용, 정수장 내 원수열원 및 공기열원 히트펌프의 냉난방 운전 특성, 한국: 설비공학논문집, 제25권, 제7호, 2013.07, pp.386-391. // (S.H. Oh, R. Yun, Y. Cho, Cooling and Heating Operation Characteristics of Raw-water Source Heat Pump and Air Source Heat Pump in Water Treatment Facility, Korea: Korean Journal of Air-conditioning and Refrigeration Engineering, 25(7), 2013.07, pp.386-391.)

[10] Y. Cho, R. Yun, A Raw Water Source Heat Pump Air-conditioning System, Netherland: Energy and Buildings, 43(11), 2011.11, pp.3068-3073.

[11] 신지현, 조영희, 인공신경망을 활용한 지열 히트펌프 시스템의 성능 예측에 관한 연구, 한국: 한국생활환경학회지, 제24권 제5호, 2017.10, pp.562-567. // (J.H. Shin, Y.H. Cho, Predicting of the Geothermal Heat Pump System Coefficient of Performance using Artificial Neural Network, Korea: Journal of the Korean Society of Living Environmental System, 24(5), 2017.10, pp.562-567.)

[12] 정동은, 이찬욱, 도성록, 건물 태양광 시스템 모듈 표면온도 모델 개발 및 평가, 한국: 한국태양에너지학회 학술대회논문집, 2020.06, pp.32-32. // (D.E. Jung, C.U. Lee, S.L. Do, Development and Evaluation of a Predictive Model for Building PV System Module Surface Temperature, Korea: Conference Journal of the Korean Solar Energy Society, 2020.06, pp.32-32.)

[13] 정진화, 채영태, 건물일체형 태양광 발전(BIPV) 생산량 예측모델별 특성 비교 분석, 한국: 대한건축학회 학술발표대회 논문집, 2016.10, pp.665-666. // (J.H. Jeong, Y.T. Chae, Comparison Analysis for Characteristics of Short-term Power Generation Forecasting Models for Building Integrated Photovoltaics, Korea: Conference Journal of Architectural Institute of Korea, 2016.10, pp.665-666.)

[14] 권영식 외 5인, 동적 에너지 시뮬레이션을 이용한 수열원, 지열원 및 공기열원 히트펌프 시스템의 성능 비교분석, 태양에너지학회 논문집, 제41권 제4호, 2021.08, pp.1-12. // (Y.S. Kwon et al., Comparison Analysis of System Performance for Water, Ground and Air Source Heat Pump System Using the Dynamic Energy Simulation, Journal of the Korean Solar Energy Society, 41(4), 2021.08, pp.1-12.)

[15] S. Kavanaugh, K. Rafferty, Geothermal Heating and Cooling Design of Ground-Source Heat Pump Systems, USA: ASHRAE, 2014, pp.46-57.

[16] 행정안전부, 공공데이터포털, <http://data.go.kr>, 2021.04.23. // (Ministry of the Interior and Safety, Public Data Portal, <http://data.go.kr>, 2021.04.23.)

[17] P. Schober, C. Boer, L.A. Schwarte, Correlation Coefficients: Appropriate Use and Interpretation, USA: Anesthesia & Analgesia, 126(5), 2018.05, pp.1763-1768.

[18] 임기석 외 3인, 다층신경회로망 모형에서 은닉층 노드 수 설정기준에 관한 연구, 한국수처리학회 논문집, 제13권 제3호, 2005.12, pp.65-78. // (K.S. Lim et al., A Study on Standard for Determination of Hidden Layer Node Number in Artificial Multi-layer Neural Network Model, Korea: Journal of Korean Society of Water Science and Technology, 13(3), 2005.12, pp.65-78.)

[19] ASHRAE, ASHRAE Guideline 14-2014 Measurement of Energy, Demand, and Water Savings, USA: ASHRAE, 2014, pp.16-19.