

## 인공지능망과 뉴로퍼지 모델을 이용한 주거건물 냉난방 시스템 조절 로직 및 예비 성능 시험

### Development of ANN- and ANFIS-based Control Logics for Heating and Cooling Systems in Residential Buildings and Their Performance Tests

문진우\*  
Moon, Jin-Woo

#### Abstract

This study aimed to develop AI- (Artificial Intelligence) based thermal control logics and test their performance for identifying the optimal thermal control method in buildings. For this objective, a conventional Two-Position On/Off logic and two AI-based variable logics, which applied ANN (Artificial Neural Network) and ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System), have developed. Performance of each logic was tested in a typical two-story residential building in U.S.A. using the computer simulation incorporating MATLAB and IBPT (International Building Physics Toolbox). In the analysis of the test results, AI-based control logic presented the advanced thermal comfort with stability compared to the conventional logic while they did not show significant energy saving effects. In conclusion, the predictive and adaptive AI-based control logics have a potential to maintain interior air temperature more comfortably, and the findings in this study could be a solid foundation for identifying the optimal thermal control method in buildings.

Keywords : Artificial Intelligence, Artificial Neural Network, Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, Thermal Control

주요어 : 인공지능, 인공지능망, 뉴로퍼지, 열 환경 제어

#### 1. 서론

주거건물의 열 환경 조성을 위한 가장 일반적인 방법은 단순한 온도조절기(Thermostat)를 통한 시스템 조절이었다. 이는 재실자가 복잡한 시스템에 대한 경제적 가치 등의 효과를 인지하지 못하였기 때문이었으나, 개선된 삶의 질에 관한 욕구 등 최근 변화된 인식들에 의해 보다 진보된 제어법에 관한 필요성이 대두되었다. 이는 실내 쾌적과 재실자 건강을 위해서일 뿐 아니라 에너지 가치 상승에 따른 냉난방 에너지 효율 개선을 위해 필수적 요소가 되었다(Parsons, 2003). 동시에 홈오피스(Home office) 개념의 출현은 주거건물 재실자의 생산성에 대한 경제적 중요성을 제시하고 있다(Harper, 2003). 이에 따라, 주거건물은 개선된 실내환경 조절을 통해 보다 쾌적하고, 건강하며, 에너지 효율적이고 생산성을 증가시킬 수 있도록 계획되어야 하며, 스마트홈 등의 지능성을 갖춘 주거건물 개념은 이러한 개선된 열환경 조절법에 대한 요구를 반영하고 있다고 볼 수 있다(Moon and Kim, 2009).

#### 1. 열환경 조절을 위한 인공지능의 적용

이러한 배경 하에, 비선형시스템(non-linear systems) 혹은 불명확한 역학을 가진 시스템(systems with unclear dynamics)에 효과적으로 대처할 수 있는 장점을 바탕으로 개선된 열 환경 조절법을 위해 위해인공지능(AI: Artificial Intelligence)이 도입되어지고 있다. 인공지능망(ANN: Artificial Neural Network), 뉴로퍼지(ANFIS: Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System), 퍼지(FL: Fuzzy Logic) 등이 대표적인 방법이며, 이러한 이론의 열 환경 조절 로직에 대한 적용을 통한 최적의 열 환경 및 개선된 효율 제공에 대한 연구가 진행 중이다(Dounis and Caraiscos, 2009; Krarti, 2003).

#### 1) 인공지능망(ANN: Artificial Neural Network)

인간의 신경전달구조와 학습과정에 기반을 두고 개발된 인공지능망은 입력층(input layer), 숨겨진층(hidden layer), 그리고 출력층(output layer) 상의 구성원인 뉴런(neuron)들 간의 연계성(connectivity)과 이전함수(transfer function)의 작용으로 최적의 결과값을 계산하며, 자가학습과정(a self-tuning process)을 바탕으로 외부의 변화에 대한 적응성(adaptability)을 통해 PID(Proportioanl-Integral-Derivative) 컨트롤러나 Regression 모델과 같은 수학적 모델보다 정확한 예측(prediction)을 할 수 있는 것으로 밝혀지고 있다(Moon and Kim, 2009; 2010).

\*정회원(주저자, 교신저자), 전남대학교 바이오하우징 연구사업단, 연구교수, 건축학박사

이 논문은 2011년 교육과학기술부(지역거점연구단육성사업/바이오하우징연구사업단)와 바이오하우징연구소의 지원을 받아 수행된 연구임.

이러한 예측성 및 적응성을 바탕으로, 인공지능망을 근간으로 한 모델은 냉난방부하 및 건물에너지 예측에 성공적으로 적용되어지고 있으며(고동석, 2010; Kalogirou, 1996; Shin and Lee, 2003; Ko and et al., 2008; Datta and et al., 1997; Kalogirou and Bojic, 2000; Aydinalp and et al., 2008; González and Zamarreño, 2005; Karatasou and et al., 2006), 최근에는 건물 실내 열 환경 조절분야에 대한 활발한 연구가 진행 중이다(양인호 김광우, 1997; Yang and et al., 2003; Yang, 2005; Yang and Kim, 2000; Lee and et al., 2002; Ben-Nakhi and Mahmoud, 2002; Argiriou and et al., 2004; Gouda and et al., 2006; Morel and et al., 2001). Two-Position On/Off 냉난방 시스템 최적 기동 시작 및 정지 시간 예측에 관한 다양한 연구를 통해 인공지능망 모델이 수학적 모델보다 정확한 열 환경 조절이 가능하며 에너지효율을 증가시키는 것으로 나타났다. 그 외에도 태양열기반 온수난방 건물에 대한 적용, 퍼지모델과의 공조에 의한 복사난방시스템 조절, 공조기내의 댐퍼각의 조절 등에 관한 연구 결과 인공지능망 모델이 실내온도의 과열/과냉 현상을 감소시키며 에너지 효율을 증가시키는 것으로 밝혀졌다.

## 2) 뉴로퍼지 (ANFIS: Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)

뉴로퍼지는 0과 1사이의 진실의 정도를 판단의 근거로 사용하는 퍼지이론에서 발전되었다. 퍼지이론의 경우 최적의 퍼지룰(Fuzzy rules)과 소속함수(membership functions) 등을 구성함에 있어 직관성이 관여되어야 하는 단점에 의해 특정 환경에서 성공적으로 작동했던 모델이 다른 환경에서 같은 성능으로 작동되지 않을 가능성이 존재한다. 즉, 퍼지 이론은 적응성(adaptability)면에서 보완되어야 할 필요성이 있으며, 이를 위해 퍼지이론과 인공지능망의 성질을 결합한 뉴로퍼지 방법이 개발되었다. ANFIS(Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)방법은 뉴로퍼지 방법 중 한가지로써, 변화하는 입/출력 값에 대하여 Neuro-adaptive 학습법을 이용하여 소속함수상의 매개변수를 조정한다. 이러한 반복되는 조정과정(tuning process)을 통하여 특정한 상황이 아닌 변화하는 배경에 대하여 최적의 결과를 도출할 수 있도록 스스로 변화하게 되며, 이는 개발된 모델에 일반성을 부여하는 의미를 가진다(Krarti, 2003; Dounis and Caraiscos, 2009).

최근 ANFIS를 이용한 열 환경 예측분야에 대한 연구가 진행되어, 지열히트펌프(ground source heat pump)의 성적계수(COP: Coefficient of Performance) 예측(Hikmet and et al., 2008), 태양열 취득량, 에너지 사용량, 외기온도, 실내외 건물 표면 온도, 시간 등의 입력변수를 적용한 실내온도의 예측(Jassar and et al., 2009; Haitham and et al., 2009) 등이 그 예라 할 수 있다. 또한 열 환경 조절을 위하여 인공지능망과 ANFIS 방법을 각각 적용한 증발식응축기(evaporative condenser)의 비교성능평가를 통해 뉴로퍼지 방법의 우수성을 밝혀냈으며(Ertunc, 2008),

ANFIS를 이용한 공조기내 댐퍼의 개폐정도, 팬의 회전속도 등에 관한 연구가 진행되었다(Soyguder and Alli, 2009)

## 2. 연구목적

건물 열 환경 분야에 대한 인공지능 이론의 적용은 대부분의 경우 냉난방 부하 및 에너지 예측에 보다 집중되었으며, 최근 열 환경 제어로의 적용 또한 Two-Position On/Off 시스템, 복사난방시스템, 증발식 응축기 등의 특정한 유형, 또는 공조기내의 댐퍼 개폐 정도 및 팬 회전 속도 등 제한된 시스템 요소에 대한 적용에 집중되어 있었다. 하지만 최근 건물 열 환경 조절을 위한 시스템은 on/off 작동을 넘어선 가변제어(variable control) 방법이 적용되고 있으며 시스템 유형 또한 다양해지고 있다. 그러므로, 인공지능의 열 환경 조절 분야로의 확장된 적용을 위해선 가변의 출력량을 도출하는 보편적 모델이 필요하다 할 수 있다.

본 연구는 인공지능망, 뉴로퍼지 등 우수성이 입증된 인공지능방법을 적용한 가변제어 시스템을 위한 로직을 개발하고, 그 적용가능성을 테스트하는 것을 목적으로 한다. 개발된 인공지능 모델들은 특정한 시스템(예, 복사난방시스템, 증발식 응축기) 혹은 요소(예, 댐퍼개폐정도, 팬 회전 속도 등)의 조절이 아닌, 시스템의 작동 비(예, 최고 공급 온수 온도에 대한 현재 공급 온수 온도 비, 최고 공급 유량에 대한 현재 공급 유량 비 등)를 도출함으로써, 다양한 형태의 시스템에 대한 일반적 적용이 가능하도록 계획되었다. 특히, 예측(predictive) 및 적응(adaptive) 제어법의 적용을 통해, 개선된 열 환경 조절 및 향상된 에너지 효율이 가능하도록 하였다. 또한, 개발된 로직은 지능형 온도조절기의 마이크로 컨트롤러에 적용되어 설치의 용이성 등을 바탕으로 다양한 건물로의 광범위한 적용이 가능할 것으로 예상된다. 온도조절기로의 적용을 통해 (1) 열 환경 조절을 위한 통합적 시스템의 요소로서의 역할을 가지며, (2) 변화하는 실내온도, 재실자의 유무, 선호 등 역동적 요소의 고려가 가능하고, (3) 추후 통신기술에 바탕을 둔 확장된 시스템에 적용되어 유연한 접근이 가능할 것으로 기대된다.

## II. 열 환경 조절 로직 개발

인공지능망과 뉴로퍼지의 적용을 위한 열 환경 조절 로직을 개발했다. 동일한 과정을 가진 로직으로 구성되었으며 인공지능망 모델의 적용 혹은 뉴로퍼지 모델의 적용에 따라 (1) 인공지능망형 로직과 (2) 뉴로퍼지형 로직으로 구분할 수 있다. 또한, 이들과의 성능 비교 분석을 위해 전통적 Two-Position On/Off 방식의 컨트롤 로직을 구성하였다.

### 1. 인공지능망형 로직(ANN-based Logic)

시스템의 가변제어를 위하여 인공지능망 모델을 적용한

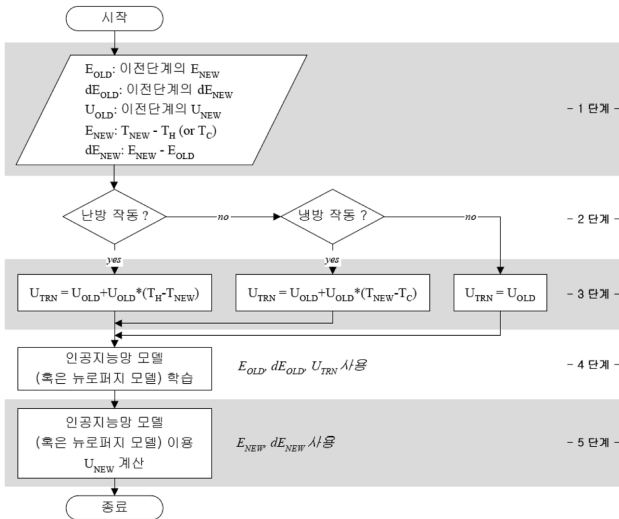


그림 1. 인공지능망 모델 및 뉴로퍼지 모델을 적용한 로직

컨트롤 로직을 <그림 1>과 같이 개발하였다. 다섯 단계의 과정을 거쳐 적응성을 가진 최적의 결과를 도출하도록 계획되었다.

- 1) 1단계: 학습데이터를 구성하기 위하여 이전 단계(cycle)의  $E_{OLD}$ ,  $dE_{OLD}$ ,  $U_{OLD}$  도입하고, 인공지능망 모델에서의 결과 계산을 위하여 현 단계의  $E_{NEW}$ 와  $dE_{NEW}$ 를 계산하여 입력값으로 적용한다.
- 2) 2단계: 현재의 열 환경 조절 시스템의 작동상태를 파악한다.
- 3) 3단계: 새로운 학습데이터  $U_{TRN}$ 를 계산한다.
- 4) 4단계: 새로운 학습데이터( $E_{OLD}$ ,  $dE_{OLD}$ 와  $U_{TRN}$ ) 추가시킨 후 모델을 다시 학습시킨다.
- 5) 5단계: 새로이 학습된 모델을 사용하여 현 단계를 위한 결과값( $U_{NEW}$ )을 계산 후 시스템을 작동시킨다.

위 과정의 목적은 반복 학습을 통한 최적의 결과값을 도출을 통해 변화된 환경에 적응하여 보다 쾌적한 열 환경을 조성 하는 것이다. 로직의 결과값은 시스템 작동비(operating ratio)를 의미하여 적용된 시스템의 종류에 따라 최대작동능력에 대한 현재 필요한 작동의 비를 의미한다. 예를 들어, 바다복사난방의 경우, 복사량은 유량 혹은 공급온수온도의 조절을 통해 제어되는데, 계산된 작동비를 통하여 유량 혹은 온도를 조절하도록 한다. 이를 통하여 현재 열 환경의 조건에 따른 최적에 근사한 복사량을 제공하도록 한다. 다음은 이 과정을 예로써 설명한다.

1) 예를 들어 실내 목표온도( $T_H$ )를 21.5°C로 가정한 상태에서,  $E_{OLD} = -1.0(°C)$ ,  $dE_{OLD} = -0.1(°C)$ 라고 하자. 이는 지난 단계에서의 실내온도는 20.5°C로 목표온도보다 낮은 상태였으며 하강하는 상태였음을 의미한다.

2) 이러한 상황에 대하여 전 단계에선 인공지능망 모델을 통해  $U_{OLD} = -0.5$  값을 계산하여 시스템을 작동하였고 가정한다. 이는 시스템 최대 유량의 50%를 가동했음을 의미한다.

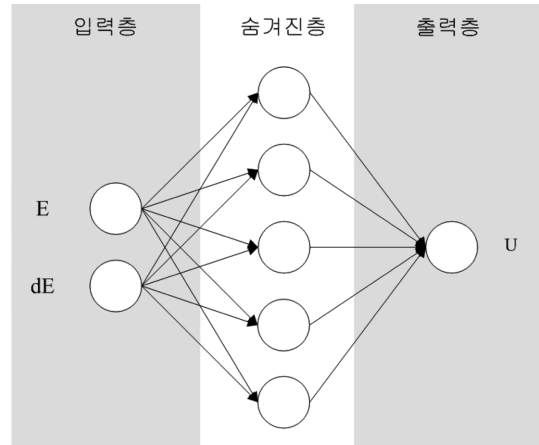


그림 2. 개발된 인공지능망 모델

3) 이러한 시스템의 작동에 영향을 받아 현 단계에서의 온도  $T_{NEW}$ 가 21.4°C로 변환되었다. 이는 여전히 목표온도(21.5°C)보다 약간 낮은 상태이다.

4)  $U_{OLD}$ ,  $T_{NEW}$ 와  $T_H$ 를 사용하여,  $U_{TRN}$ 을 계산한다.

$$\begin{aligned} U_{TRN} &= U_{OLD} + U_{OLD} * (T_H - T_{NEW}) \\ &= -0.5 - 0.5 * (21.5 - 21.4) \\ &= -0.55 \end{aligned}$$

계산된 -0.55가 지난 단계에서의 상황( $E_{OLD} = -1.0(°C)$  and  $dE_{OLD} = -0.1(°C)$ )에 대하여 보다 적절한 값이었음을 의미한다. 이 경우에선 시스템 최대유량의 50%가 아닌 55%로써 작동이 보다 적절했음을 나타낸다.

5) 새로운 학습데이터 세트로써  $E_{OLD} : -1.0(°C)$ ,  $dE_{OLD} : -0.1(°C)$ 을 입력값으로,  $U_{TRN} : -0.55$ 을 출력값으로 추가하며, sliding-window method에 근거하여 학습데이터 중 가장 오래된 세트를 제거한다.

6) 새로운 데이터를 바탕으로 인공지능망 모델의 다시 학습한다.

7) 학습된 인공지능망 모델을 바탕으로 현 상황에 대한  $U_{NEW}$ 를 계산한다.

8) 이 과정을 매 단계(cycle)마다 반복한다.

로직에 적용된 인공지능망 모델(a feed-forward and back-propagation model)은 MATLAB과 그 안의 Neural Network Toolbox를 이용하여 개발하였다. 모델의 구조는 <그림 2>와 같이 E and dE를 뉴런으로 가진 입력층, 5개의 뉴런을 가진 숨겨진층, 그리고 U를 계산하는 출력층으로 구성되었으며. 최적의 숨겨진층의 수 및 그에 소속된 뉴런의 수, 학습 데이터의 수 및 방법을 결정하기 위하여 식 1, 2 및 기존 연구의 결과를 적용하였다<표 1>(Moon and Kim, 2009; 2010; Datta and et al., 1997; Kalogirou and Bojic, 2000; Yang, 2005).

$$n_h = 2 \times n_i + 1 \tag{1}$$

$$n_d = (n_h - (n_i + n_o) / 2)^2 \tag{2}$$

표 1. 개발된 인공지능망 모델의 구조 및 학습방법

구조	입력층	• 뉴런 수: 2 (E, dE)
	숨겨진층	• 층 수: 1 • 뉴런 수: 5 (식 1 이용)
	출력층	• 뉴런 수: 1 (U)
학습방법		<ul style="list-style-type: none"> <li>• 데이터 세트 수: 20 (식 2 이용 계산값 이상)</li> <li>• 데이터 관리: sliding-window method</li> <li>• Goal: 0.1 (Mean Square Error)</li> <li>• Epoch: 30</li> <li>• Learning rate: 0.75</li> <li>• Momentum: 0.9</li> <li>• Algorithm: Levenberg-Marquardt</li> </ul>

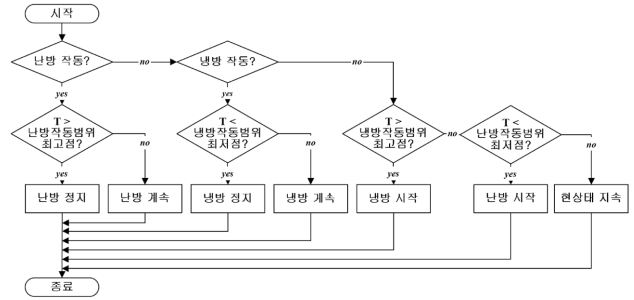


그림 3. 전통적 Two-Position On/Off 컨트롤 로직

2. 뉴로퍼지형 로직(ANFIS-based Logic)

ANFIS(Sugeno-type사용)를 이용한 뉴로퍼지형 모델을 MATLAB 상의 Fuzzy Logic Toolbox를 이용하여 개발하였다. 인공지능망 모델과 동일하게 가변 출력변수(U)를 계산하기 위하여 E와 dE를 입력 변수로 설정했으며, 추론을 위한 규칙을 <표 2>와 같이 구성하였다. 개발된 모델은 위의 <그림 1>의 로직에 적용되어 반복적인 학습을 통한 변화에 대한 적응성을 바탕으로 개선된 시스템 작동을 위한 결과값을 도출하게 된다.

개발된 모델의 반복적 학습과정은 인공지능망 모델을 위한 과정과 동일하며, 학습을 위한 매개변수는 Fuzzy Logic Toolbox에서 제공하는 기본형을 적용시켜 30 epochs (최소 10 epoch), 0.1 허용오차(Mean Square Error), 0.01 초기변화치(initial step-size), 0.9 변화치 감소율(step-size decrease rate), 1.1 변화치 증가율(step-size increase rate), back-propagation 학습법을 적용하였다(MathWorks, 2010). 학습 데이터 세트의 수는 인공지능망과 동일하게 20개의 세트로 하였다.

표 2. 뉴로퍼지 모델의 추론을 위한 If-Then 규칙

입력변수 (IF)		출력변수 (THEN)	
$E_{NEW}$		$dE_{NEW}$	$U_{NEW}$
추움	and	온도 하강 중	소속 함수 1
추움	and	온도 상승 중	소속 함수 2
쾌적	and	온도 하강 중	소속 함수 3
쾌적	and	온도 상승 중	소속 함수 4
더움	and	온도 하강 중	소속 함수 5
더움	and	온도 상승 중	소속 함수 6

3. 전통적 Two-Position On/Off 로직

개발된 인공지능을 바탕으로 한 컨트롤 방법들과의 비교를 위하여 전통적인 Two-Position On/Off 컨트롤 로직을 개발했다. 이 로직은 온도조절기 등에서 측정된 실내 온도를 바탕으로 겨울철 20-23°C, 여름철 23-26°C의 작동 범위를 가지도록 하였다<sup>1)</sup>. 예를 들어 겨울철 난방시스템의 경우 실내온도가 20°C 이하로 내려가면 작동을 시작하고, 23°C 이상이 되면 작동을 멈추도록 하였다<그림 3>.

1) ASHRAE ANSI/ASHRAE Standard 55-1992에서 제시한 기준에 근거(ASHRAE, 1992)

III. 성능 테스트

1. 시뮬레이션 방법의 타당성 검토

시뮬레이션 방법의 타당성 검토를 위해 본 연구에선 예비 과정으로써 동일 조건에 대한 시뮬레이션 결과와 실험 결과의 비교를 실시하였다. 이를 위해 센서, 데이터 수집 장치, 컨트롤 패널, 열 환경 조절 시스템 등이 갖추어진 실험실을 설치하였으며 이와 동일한 조건에 대한 시뮬레이션을 실시하였다.

실험실의 형태는 <그림 4>에 나타나 있으며, <표 3>에 실험실 및 설치된 시스템의 구성 및 특징을 정리하였다. 실험실은 남쪽에 외부에 면한 주된 창을 가지고 있고, 나머지 외벽은 실내 측에 면해있다. 남쪽 창은 스티로폼(styrofoam)을 이용해 태양 직사의 영향을 차단하였다. 실내의 열 환경 조건은 센서들에 의해 측정되어 데이터 수집 장치를 통해 컨트롤 패널로 전해지며, 센서들의 정확도 확보를 위해 HOBO12 Temp/RH/Light/External Data

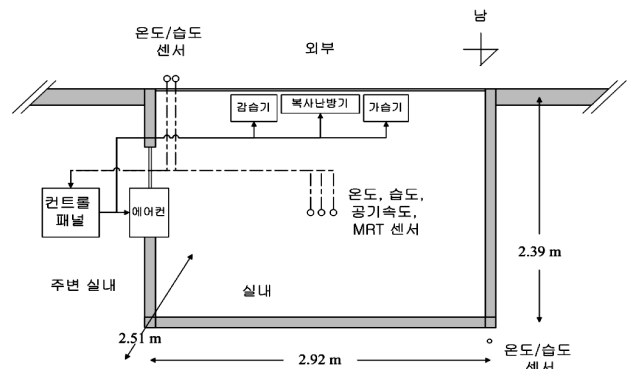
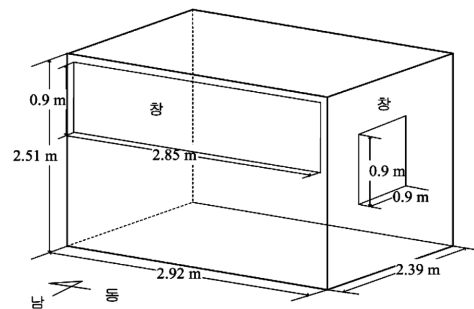


그림 4. 실험실 전경 및 시스템 배치(Moon and Kim, 2010)

표 3. 실험실 구성

크기	2.92 m(폭)×2.39 m(깊이)×2.51 m(높이)		
외피 단열 (°K·m <sup>2</sup> /W)	벽	남	1.8
		동	3.6
		북	3.6
		서	0.18
	지붕		3.6
	바닥		3.7
창	남	0.4	
	동	0.4	
창 크기	남: 2.85 m (폭)×0.90 m (높이) 동: 0.90 m (폭)×0.90 m (높이)		
센서	실내 (중앙 1.2m 높이에 설치)		
	<ul style="list-style-type: none"> <li>온도, 공기속도: EE70 Temp/AV Transmitter (20°C에서 ±0.5°C, ±0.05 m/s+측정값의 0.5%) (Global Controls, 2011)</li> <li>습도: HU-1142 RH Transmitter (±2% RH) (DWYER, 2011)</li> <li>평균복사온도: LM35CAG Transmitter (25°C에서 ±0.2°C) (National Semiconductor, 2010)</li> </ul>		
열 환경 조절시스템	실외		
	<ul style="list-style-type: none"> <li>온도, 습도: HX93A Temp/RH Transmitter (25°C에서 ±0.6°C, 20-80%에서 ±2.5%) (OMEGA, 2011)</li> </ul>		
가정	<ul style="list-style-type: none"> <li>복사난방: 1,500 Watt (Lakewood Engineering, 2011)</li> <li>에어컨: 520 Watt</li> <li>가습기: 100 Watt (VENTA SONIC, 2009)</li> <li>감습기: 378.5 Watt (LG, 2010)</li> </ul>		
	<ul style="list-style-type: none"> <li>환기량: 1.0 ACH</li> </ul>		

Logger를 기준으로 유효성검사(validation tests)를 실시, 측정된 센서값에 대한 보정을 하였다(MicroDAQ, 2011). 특히, 외부 온도/습도센서의 경우 충분한 개구부를 가진 이중 철판으로 구성된 공간에 위치함으로써, 태양 일사의 영향을 최소화함과 동시에 충분한 환기를 가능하게 하였다. 데이터 수집 장치로는 EZIO board(NIQ, 2006)를 이용하였으며, 컨트롤 패널 내의 열 환경 조절 로직은 MATLAB을 사용하여 개발되었다. 열 환경 조절 시스템으로는 복사난방기, 에어컨, 가습기, 감습기가 설치되었다.

시뮬레이션을 위하여 동일한 형태와 시스템 효과를 가진 공간이 IBPT(International Building Physics Toolbox)와 MATLAB(Matrix Laboratory)을 이용하여 모델링되었다(IBPT, 2010). 시뮬레이션을 위한 각 프로그램의 특징 및 역할은 2. 컴퓨터 시뮬레이션에 나타나 있다. 시뮬레이션을 위해 1.0ACH의 일반적 환기량(밀실한 건물: 0.5-1, 일반적 건물: 1-2, 느슨한 건물: 2-3 ACH(Air Change Ratio per Hour) (Bradshaw, 1993)을 가진 것으로 가정하였다.

또한, 시뮬레이션과 실험의 결과 비교를 위해선 동일한 조건의 외부 열 환경 조건의 적용이 필요하다. 이를 위해 두 가지 요소가 고려되었다. (1) 실험에서의 외기 온도는

매 분 측정되었으나, 시뮬레이션을 위해선 매시간의 평균 데이터 요구되었다. 그러므로, 실험에서 측정된 온도의 매시간 평균값을 계산하여 시뮬레이션에 적용하였다. (2) 실험실에서 외기에 면한 벽체는 남쪽벽이 유일했으나, 시뮬레이션 상에선 모든 벽체가 외부에 면해있도록 모델링되었다. 즉, 외피를 통한 열 손실 및 획득에 있어 차이점 유발을 방지하기 위해 시뮬레이션 상의 외기 온도를 실험상의 열 손실/획득과 동일한 효과를 도출할 수 있도록 보정하였다. 이는 식 (3)을 통해 이루어졌으며, 이 식을 통해 외부온도와 주변 실내온도를 이용한 적정하게 보정된 매시간의 외기 온도를 계산하여 시뮬레이션에 적용하였다<표 4>. 시뮬레이션과 실험 결과의 비교를 위해 전동적 Two-Position On/Off 로직을 적용하였으며, 기간은 2008년 12월 23일 0시-24시로 하였다.

$$T_{bal}=(U_{wl-ex}A_{wl-ex}T_{ex}+U_{wl-E}A_{wl-E}T_{in}+U_{wl-N}A_{wl-N}T_{in}+U_{wl-W}A_{wl-W}T_{in}+U_{rf}A_{rf}T_{in})/(U_{wl-ex}A_{wl-ex}+U_{wl-E}A_{wl-E}+U_{wl-N}A_{wl-N}+U_{wl-W}A_{wl-W}+U_{rf}A_{rf}) \quad (3)$$

2. 컴퓨터 시뮬레이션

개발된 로직의 성능평가를 위한 주된 방법으로 컴퓨터 시뮬레이션법을 이용하였다. 이를 위해 두 가지 시뮬레이션 소프트웨어가 통합적으로 적용되었다-IBPT(International Building Physics Toolbox)와 MATLAB(Matrix Laboratory) (MathWorks, 2005, IBPT, 2010). IBPT<sup>2)</sup>는 MATLAB과 연계하여 시스템의 작동에 따른 건물의 열 환경 및 에너지 성능을 효과적으로 평가할 수 있는 도구로써 본 연구에서는 (1) 건물과 각종 시스템의 모델링(외피, 환기율, 실내발열, 열 환경 조절 시스템, 초기 열 환경, 기상데이터의 적용), (2) 시스템 작동에 따른 실내 온도 계산을 위해 사용되었으며, MATLAB은 (1) 인공지능을 이용한 열 환경 조절 로직의 개발 및 적용, (2) IBPT에서 계산한 실내 온도를 이용, 개발된 로직을 바탕으로 시스템 작동비의 계산 및 시스템 작동 명령, (3) 인공지능망 모델과 뉴로퍼지 모델의 반복 학습 등을 위해 사용되었다. 시스템 작동에 대한 명령은 IBPT상의 건물에 전달되어 시스템을 작동시키며, 그에 따른 변화된 실내온도는 다시 MATLAB으로 전달, 로직 상에서 입력요소로 사용되는 반복과정을 거친다.

성능테스트를 위한 대상건물은 미국 단독 주택의 평균적 형태<sup>3)</sup>를 가진 디트로이트, 미시간에 위치한 2층 건물로 구성하였다<그림 5>. 건물관련 각종 요소들은 <표 5>에 정리되어있으며, 계획요소, 기술요소, 사용자요소 등은 미국 중서부(U.S. Midwestern)지역의 일반적 형태를 가지

2) Building Physics Department from Chalmers University of Technology, Sweden과 Department of Civil Engineering from Technical University of Denmark가 개발. MATLAB, Simulink과 연계하여 건물 열 환경 시뮬레이션에 효과적으로 적용 가능.

3) U.S. Census Bureau. American Housing Survey for the United States 2005에 근거(U.S. Census Bureau 2008)

표 4. 보정된 외기온도

시간	실험상의 온도 (°C)		외피면적 (m <sup>2</sup> ) (창 포함)					외피 U-값 (창 포함)(W/°K×m <sup>2</sup> )					보정된 외기 온도 (°C)
	외부	주변 실내	남	북	동	서	지붕	남	북	동	서	지붕	
1	4.85	22.72	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	19.57
2	4.93	22.72	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	19.59
3	4.04	22.72	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	19.43
4	3.89	22.76	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	19.43
5	4.44	22.85	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	19.61
6	5.22	22.95	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	19.82
7	5.85	23.07	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	20.04
8	6.35	23.12	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	20.17
9	2.90	22.96	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	19.43
10	1.53	22.93	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	19.16
11	-0.70	22.75	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	18.61
12	-3.25	22.47	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	17.94
13	-4.13	22.46	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	17.78
14	-4.32	22.72	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	17.96
15	-6.26	22.34	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	17.30
16	-6.80	22.20	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	17.09
17	-7.54	22.01	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	16.80
18	-8.30	21.83	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	16.52
19	-8.55	21.75	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	16.41
20	-8.18	21.54	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	16.30
21	-8.05	21.41	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	16.22
22	-8.29	21.33	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	16.11
23	-8.35	21.20	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	15.99
24	-8.16	21.09	7.33	7.33	6.00	6.00	6.98	1.19	0.28	0.57	5.56	0.28	15.94

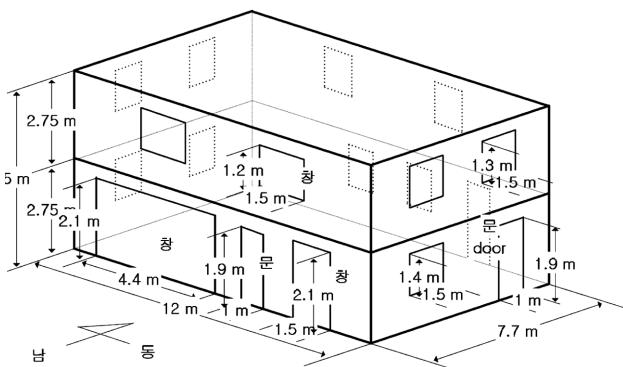


그림 5. 대상건물의 외관(Moon and Kim 2009, 2010)

도록 구성하였다(U.S. Census Bureau, 2008; ASHRAE, 2004). 특히 실내부하를 위해 시간에 따른 발생 비율을 고려한 양이 적용되었다(McArthur and Spalding, 2004).

각 로직은 겨울철과 여름철에 대하여 평가되었으며, 그 기간은 2009년 1월 27일-2월 1일과 2009년 7월 3일~7월 8일로써 각각 겨울철, 여름철 최대 냉난방 부하일을 의미한다. 분석은 처음 1일은 제외하며 나머지 5일에 대하여 진행하였다. 난방과 냉방을 위한 설정온도는 각각 21.5°C와 24.5°C로 하였으며, 전통적 Two-Position On/Off 로직을 위해선 20-23°C, 23-26°C로 설정하였다.

표 5. 대상건물소개

구분	요소	설정값	
지역 및 기후	지역	디트로이트, 미시건, 미국	
	기후데이터	TMY2 디트로이트	
계획 요소	면적(m <sup>2</sup> )	184.8 (각층 92.4)	
	높이(m)	5 (각층 2.5)	
	창	창면적비 (WWR)	0.15(평균) 0.24(남) 0.08(북) 0.14(동) 0.13(서)
		실내외 차양	미설치
		외피단열 (°K*m <sup>2</sup> /W)	외벽 R3.3 지붕 R6.7 바닥 R3.7 창 R0.6 문 R0.2
기술 요소		냉난방시스템 (Watt)	난방 대류식 열 공급: 9,000 냉방 대류식 열 제거: 10,000
사용자 요소	재실자 수	4인	
	실내발열 (Watt)	인체	287.7(현열), 188.8(잠열)
		조명	1,082.2
		기기	895.2
	환기(ACH)	0.35	
초기조건	온도(°C)	23	
	습도(%)	45	

### IV. 분석결과

각 로직의 성능 평가를 위해 실내 온도 변화, 온도 편차, 열공급/제거량에 관한 분석을 실시하였다. 이에 앞서 시뮬레이션과 실험 결과의 비교 분석을 통해 시뮬레이션 방법의 타당성을 검토하였다.

#### 1. 시뮬레이션과 실험 결과의 유사성

시뮬레이션과 실험에서의 실내 온도 변화 형태가 <그림 6>에 나타나 있다. 동일한 조건에 대하여 각 방법에 의한 온도 상승, 하강 순환수는 각각 17번과 18번으로 유사한 형태를 띄었다. 쾌적조건(20-23°C) 밖으로 벗어난 최대상승(overshoot), 최대하강(undershoot)에 대한 평균의 경우 시뮬레이션과 실험에 의해 각각 0.34°C, -0.13°C와 0.37°C, -0.31°C로 나타났다. 결과 차이에 대한 원인으로서는 (1) 센서가 가진 오차(20°C에서 ±0.5°C), (2) 시뮬레이션과 실험에 있어서의 상이한 열적 시간차(time-lag)효과와 고려: 시뮬레이션에선 축열(thermal mass) 효과가 고려되지 않음, (3) 동일하지 않은 온도 측정 위치: 시뮬레이션의 경우 공간상 모든 위치의 온도가 동일한 것으로 가정하는 반면 실험에선 중앙의 1.2 m 높이에서 측정, 그리고 (4) 동일하지 않은 환기량의 가능성: 시뮬레이션 시 1.0ACH로 가정 등으로 예상된다.

난방시스템에 의한 열 공급량은 각각 14.48 KWh와 14.33 KWh로써 시뮬레이션의 경우에 1% 증가되었다. 1%의 차이는 5%의 공급열 차이(Karlsson and Moshfegh, 2006) 및 2% 에너지소모 차이(Morel and et al., 2001) 등을 허용 가능한 오차로 제시한 기존 연구에 비해 적은 양으로써 유사한 온도 상승, 하강 순환수와 함께 시뮬레이션 방법의 타당성을 뒷받침한다.

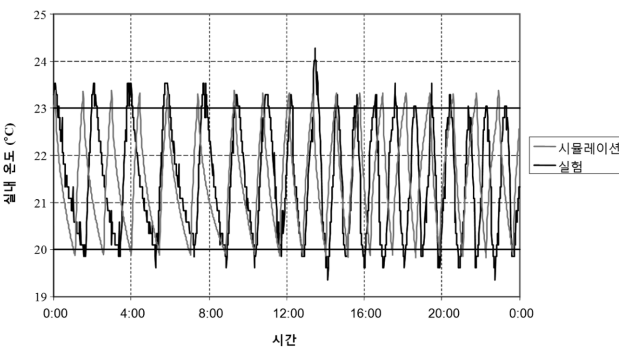


그림 6. 시뮬레이션과 실험 결과의 비교(Moon and Kim 2010)

#### 2. 온도 변화

전통적 Two-Position On/Off 로직, 인공지능망형 로직, 그리고 뉴로퍼지형 로직에 의해 조성된 표본기간(겨울철: 1월 28일, 여름철: 7월 5일) 동안의 실내 온도 변화가 그림 7과 8에 나타나 있다. 전통적 방법의 경우 각 계절별 온도 설정 범위(겨울철: 20-23°C, 여름철: 23-26°C)를 기준으로 주기적 온도 변화가 형성되었으며, 일부 기간 설

정범위 밖으로 벗어나는 현상이 발생되었다. 반면, 가변제어를 위한 인공지능망형 및 뉴로퍼지형 로직은 예측성(predictive)과 적응성(adaptive)을 바탕으로 설정온도(겨울철: 21.5°C, 여름철: 24.5°C) 따라 온도가 조성되었다. 이 경우 시간의 흐름에 따라 온도가 보다 안정적으로 유지되었는데, 특히 여름철의 경우 시간의 경과에 따른 안정화가 명확히 나타났다. 이것은 주어진 환경과 시스템의 사용비에 대한 반복적 학습의 결과에 기인 한다. 한편, 각 계절 오전시간(0:00-7:00)의 온도하강은 (1) 겨울철 난방시스템의 용량을 넘어서는 추운 외기와 (2) 여름철 오전의 시원한 외기에 의한 것으로 예상된다.

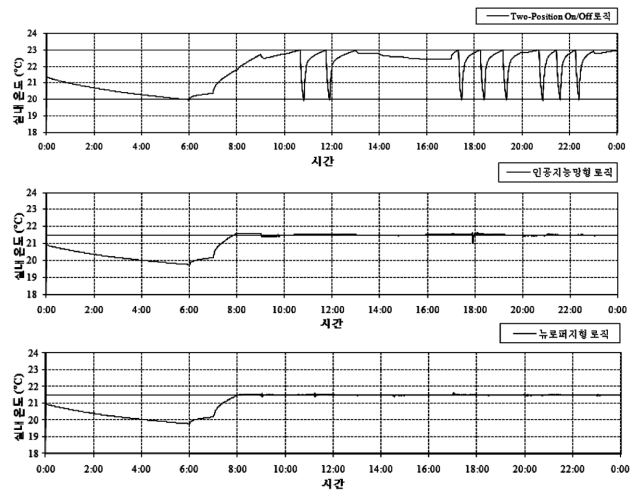


그림 7. 실내 온도 변화 비교(겨울: 1월 28일)

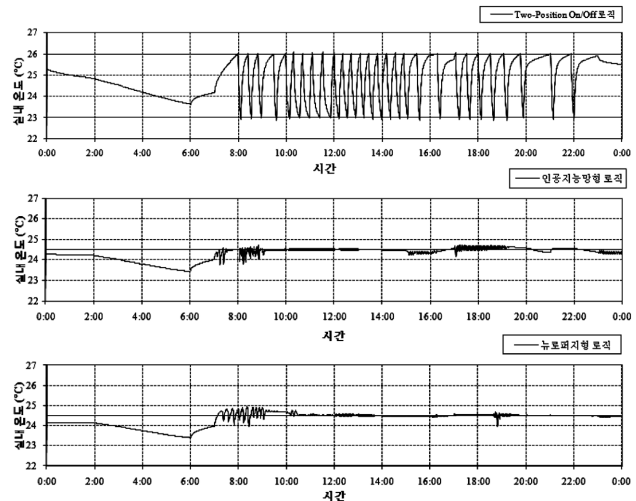


그림 8. 실내 온도 변화 비교(여름: 7월 5일)

#### 3. 온도 편차

인공지능망형 로직과 뉴로퍼지형 로직에 의해 조절된 테스트 기간 동안의 실내온도의 설정온도에 대한 표준편차가 <표 6>에 정리되어있다. 각 로직에 의한 표준편차는 모두 0.2°C 이내로 안정화 되어있으며, 최대 표준 편차는 0.19°C로써 이는 여름철에 대한 뉴로퍼지형 로직의

적용 경우에 발생하였다. 이는 두 로직의 학습을 위해 설정된 허용오차(Mean Square Error) 0.1에 근거하여 적절히 작동된 것을 의미한다( $0.2 \times 0.2 = 0.04 < 0.1$ ). 이러한 안정성을 바탕으로, 전통적 Two-Position On/Off 로직을 위해 설정된 쾌적온도 범위에 적용시키면, 인공지능망형 로직의 경우 겨울철 및 여름철 테스트 기간의 98.1, 100.0%, 그리고 뉴로퍼지형 로직의 경우 겨울철 및 여름철 테스트 기간의 98.4, 100.0%가 쾌적한 실내온도의 조건에 부합하는 것으로 나타났다. 이는 전통적 방법에 의한 각각 95.8, 95.9%에 비해 최소 2.3%의 향상을 나타냈다. 이를 통해 인공지능에 바탕을 둔 예측 및 적응성을 가진 로직이 전통적 로직보다 실내 열 환경을 안정적으로 제어할 수 있음을 의미할 수 있다.

표 6. 설정온도로부터의 표준편차 (Standard Deviation, °C)

컨트롤 로직	표준편차(°C)	
	겨울철	여름철
인공지능형 로직	0.13	0.17
뉴로퍼지형 로직	0.13	0.19

4. 열 공급/제거량

각 로직에 의해 작동되는 난방 및 냉방시스템의 열공급량과 제거량을 비교하였다<표 7>. 인공지능에 근간을 둔 로직들은 전통적 Two-Position On/Off 로직에 비하여 공급 및 제거량의 현저한 차이를 보여주지 못했다. 겨울철의 경우 인공지능형 로직과 뉴로퍼지형 로직은 각각 0.6, 0.9% 감소 효과를 가져왔으나, 여름철의 경우는 5.9, 5.1% 증가 효과를 가져왔다. 이는 각 로직에 의해 제어된 실내온도의 평균과 깊은 관계를 가지는 것으로 예상된다. 즉, 겨울철의 경우 인공지능형 및 뉴로퍼지형 로직의 경우 실내 평균 온도가 모두 21.4°C로써 전통적 방법의 21.7°C보다 낮게 형성되어 난방을 위한 열공급이 상대적으로 적게 사용된 반면, 여름철의 경우, 인공지능 방법에 의해 조성된 24.4, 24.3°C의 평균 실내 온도는 전통적 방법에 의해 조절된 24.8°C보다 낮게 형성되어 큰 에너지 제거량이 필요하게 되었다. 이는 인공지능의 이용이 에너지 사용량 감소와의 직접적 연관이 반드시 있지 않을 수 있다는 기존 연구 결과(Argiriou, 2004; Aydinalp and et al., 2002)에 부응하는 것이다. 추후 연구를 통해 인공지능을 근간으로 보다 쾌적하게 제어된 환경에서의 재실자의 건강 및 생산성 향상 등을 바탕으로 한 경제성 효과를 밝히는 것이 필요할 것으로 예상된다.

표 7. 열 공급량 및 제거량(KWh)

컨트롤 로직	공급 및 제거량(KWh)	
	겨울철	여름철
전통적 Two-Position On/Off 로직	696.6	324.3
인공지능형 로직	692.5	343.3
뉴로퍼지형 로직	690.3	340.7

V. 결 론

본 연구는 예측의 정확성, 변화에 대한 적응성 등의 장점을 지닌 인공지능망과 뉴로퍼지를 이용한 열 환경 시스템의 가변제어 로직을 개발하고 적용가능성을 평가하는 것을 목적으로 했다. 이를 위해 시뮬레이션을 통한 성능 평가를 실시하였으며, 시뮬레이션 틀의 타당성, 로직에 의한 실내 온도 변화, 온도 편차, 열공급/제거량 등의 분석을 통해 밝혀낸 사실은 다음과 같다.

1) 예비실험에서의 시뮬레이션과 실험 결과는 온도 변화의 순환(cycle) 수, 열 공급량 등에서 기존 허용 오차 범위 등에 벗어나지 않는 근사한 패턴을 나타냄으로써 시뮬레이션 방법의 타당성을 입증했다.

2) 가변제어를 위한 인공지능망형 및 뉴로퍼지형 로직은 예측성(predictive)과 적응성(adaptive)을 바탕으로 실내 온도를 설정온도에 근접하여 보다 안정적으로 유지하는 것으로 나타났다.

3) 허용오차(Mean Square Error)내에 존재하는 표준편차 및 증가된 쾌적기간 통해 인공지능에 바탕을 둔 가변제어형 로직이 전통적 로직보다 실내 열 환경을 안정적으로 쾌적하게 제어하는 것으로 나타났다.

4) 인공지능에 근간을 둔 로직들은 전통적 로직에 비하여 열공급/제거량에 있어서 현저한 차이를 나타내지 않았다. 추후 인공지능을 근간으로 쾌적하게 제어된 환경에서의 재실자의 건강 및 생산성 향상 등의 효과를 바탕으로 한 경제성 효과에 관한 연구가 필요할 것으로 예상된다.

본 연구는 미국 한랭기후의 단독주택에 대하여 시뮬레이션을 이용한 로직의 성능평가를 실시하였으며, 추후 실제 건물로의 적용 및 한국의 기후, 건물 및 시스템에 대한 적용 연구를 필요로 한다. 이를 통해 한국의 주된 주거건물(예, 공동주택) 및 시스템(예, 복사 난방 시스템)에 대한 타당성 여부, 경제성 효과 분석 등을 진행 할 것이다. 또한, 본 연구에서 개발된 로직에 의해 도출된 시스템 작동비의 실제 시스템 적용시 발생할 수 있는 문제점(예, 작동비와 실제 시스템 유량 등의 비선형성)에 관하여 다양한 시스템으로의 적용 및 분석을 통해 실제 적용가능성에 대한 심도있는 추후 연구를 진행할 것이다.

Notation

- T: 실내 공기 온도(°C)
- $n_o$ : 출력층 뉴런의 수
- $T_{NEW}$ : 현 단계에서의 실내 공기 온도(°C)
- $n_d$ : 데이터 세트의 수
- $T_H$ : 난방시스템을 위한 설정 온도(°C)
- $T_{bal}$ : 시뮬레이션을 위해 보정된 온도(°C)
- $T_C$ : 냉방시스템을 위한 설정 온도(°C)
- $T_{ex}$ : 실험에서 측정된 외기 온도(°C)
- E: 실내 공기 온도와 설정 온도의 차(°C)



$T_{in}$ : 실험에서 측정된 주변 실내 온도( $^{\circ}C$ )  
 $E_{NEW}$ : 현 단계의  $E$ ( $^{\circ}C$ )  
 $U_{wl-ex}$ : 남측 벽의 열관류율( $W/^{\circ}K \times m^2$ , 창 포함)  
 $E_{OLD}$ : 이전 단계의  $E$ ( $^{\circ}C$ )  
 $U_{wl-E}$ : 동측 벽의 열관류율( $W/^{\circ}K \times m^2$ , 창 포함)  
 $d_E$ : 이전 단계로부터 현 단계로의  $E$  변화량( $^{\circ}C$ )  
 $U_{wl-N}$ : 북측 벽의 열관류율( $W/^{\circ}K \times m^2$ )  
 $dE_{NEW}$ : 현 단계의  $dE$ ( $^{\circ}C$ )  
 $U_{wl-W}$ : 서측 벽의 열관류율( $W/^{\circ}K \times m^2$ )  
 $dE_{OLD}$ : 이전 단계의  $dE$ ( $^{\circ}C$ )  
 $U_{rf}$ : 지붕의 열관류율( $W/^{\circ}K \times m^2$ )  
 $U$ : 출력값 (비율, 단위 없음)  
 $U_{rf}$ : 지붕의 열관류율( $W/^{\circ}K \times m^2$ )  
 $U_{NEW}$ : 현 단계에서의  $U$   
 $A_{wl-ex}$ : 남측 벽의 면적( $m^2$ , 창 포함)  
 $U_{OLD}$ : 이전 단계에서의  $U$   
 $A_{wl-E}$ : 동측 벽의 면적( $m^2$ , 창 포함)  
 $U_{TRN}$ : 학습데이터를 위한  $U$   
 $A_{wl-N}$ : 북측 벽의 면적( $m^2$ )  
 $n_i$ : 입력층 뉴런의 수  
 $A_{wl-W}$ : 서측 벽의 면적( $m^2$ )  
 $n_h$ : 숨겨진층 뉴런의 수  
 $A_{rf}$ : 지붕 면적( $m^2$ )

참 고 문 헌

- 고동석 · 광영훈 · 허정호 (2010). 도심지역 에너지계획을 위한 인공지능망 기반의 에너지수요예측에 관한 연구. *대한건축학회논문집 계획계*, 26(2), 221-230.
- 양인호 · 김광우 (1997). 구조설비 최적운전을 위한 신경망 모델의 적용에 관한 연구-최적 기동시간 결정을 위한 신경망 모델의 최적화. *대한건축학회논문집*, 13(8), 97-108.
- Argiriou, A. A., Bellas-Velidis, I., Kummert, M., & Andre, P. (2004). A neural network controller for hydronic heating systems of solar buildings. *Neural Networks*, 17(3), 427-440.
- ASHRAE (1992). Thermal Environmental Conditions for human occupancy (ANSI/ASHRAE Standard 55-1992). Atlanta, GA: American Society of Heating, Refrigerating, and Air-Conditioning Engineers.
- ASHRAE (2004). Energy-Efficient Design of Low-Rise Residential Buildings (ANSI/ASHRAE Standard 90.2-2004). Atlanta, GA: American Society of Heating, Refrigerating, and Air-Conditioning Engineers.
- Aydinalp, K. M., & Ugursal, V. I. (2008). Comparison of neural network, conditional demand analysis, and engineering approaches for modelling end-use energy consumption in the residential sector. *Applied Energy*, 85(4), 271-296.
- Ben-Nakhi, A. E., & Mahmoud, M. A. (2002). Energy conservation in buildings through efficient A/C control using neural networks. *Applied Energy*, 73(1), 5-23.
- Bradshaw, V. (1993). Building Control Systems. 2nd edition, John Wiley & Sons, Inc. NewYork, Chichester, Brisbane, Toronto, Singapore.
- Datta, D., Tassou, S. A., & Marriott, D. (1997). Application of neural networks for the prediction of the energy consumption in a supermarket. In: *Proc. of CLIMA 2000 Conf*, Brussels (Belgium), 98-107.
- Dounis, A. I., & Caraiscos, C. (2009). Advanced control systems engineering for energy and comfort management in a building environment-A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 13(6-7), 1246-1261.
- DWYER (2008). HU-1142 [On-line]. Available: <http://omnicontrols.com/lists/DwyerRh.htm>.
- Ertunc, H. M., & Hosoz M. (2008). Comparative analysis of an evaporative condenser using artificial neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system. *International Journal of Refrigeration*, 31(8), 1426-1436.
- Global Controls (2005). EE70 Series [On-line]. Available: [http://www.global-controls.net/air\\_velocity.html](http://www.global-controls.net/air_velocity.html).
- González, P. A., & Zamarreño, J. M. (2005). Prediction of hourly energy consumption in buildings based on a feedback artificial neural network. *Energy and Buildings*, 37(6), 595-601.
- Gouda, M. M., Danaher, S., & Underwood, C. P. (2006). Quasi-adaptive fuzzy heating control of solar buildings. *Building and Environment*, 41(12), 1881-1891.
- Alasha'ary, H., Moghtaderi, B., Page, A., & Sugo, H. (2009). A neuro-fuzzy model for prediction of the indoor temperature in typical Australian residential buildings. *Energy and Buildings*, 41(7), 703-710.
- Harper, R. (2003). Inside the Smart Home. Springer-Verlag. London Limited.
- Esen, H., Inalli, M., Sengur, A., & Esen, M. (2008). Predicting performance of a ground-source heat pump system using fuzzy weighted pre-processing-based ANFIS. *Building and Environment*, 43(12), 2178-2187.
- IBPT (2010). International Building Physics Toolbox in Simulink [On-line]. Available: <http://www.ibpt.org/>.
- Jassar, S., Liao, Z., & Zhao, L. (2009). Adaptive neuro-fuzzy based inferential sensor model for estimating the average air temperature in space heating systems. *Building and Environment*, 44(8), 1609-1616.
- Kalogirou, S. A., Neocleous, C. C., & Schizas, C. N. (1996). Building Heating Load Estimation Using Artificial Neural Networks. *Proceedings of the International Conference "CLIMA 2000"*, Brussels.
- Kalogirou, S. A., & Bojic, M. (2000). Artificial neural networks for the prediction of the energy consumption of a passive solar building. *Energy*, 25(5), 479-491.
- Karatasou, S., Santamouris, M., & Geros, V. (2006). Modeling and predicting building's energy use with artificial neural networks: Methods and results. *Energy and Buildings*, 38(8), 949-958.
- Karlsson, J. F., & Moshfegh, B. (2006). Energy demand and indoor climate in a low energy building-changed control strategies and boundary conditions. *Energy and Buildings*, 38(4), 315-326.
- Ko, I., Jeon, H., Kwon, H., & Huh, J. (2008). Artificial Neural Networks for Use in Cooling Load Prediction of a Large Exhibition Center. *2008 Korea-Jeju Conference on Wellness*, Cheju (Korea), November. 2008, 112-115.

26. Krarti, M. (2003). An Overview of Artificial Intelligence-Based Methods for Building Energy Systems. *Journal of Solar Energy Engineering*, 25, 331-342.
27. Lakewood Engineering (2005). 2069 ET Radiant Heater [On-line]. Available: <http://www.lakewoodeng.com/>.
28. Lee, J. Y., Yoe, M. S., & Kim, K. W. (2002). Predictive Control of the Radiant Floor Heating System in Apartment Buildings. *Journal of Asian Architecture and Building Engineering*, 1(1), 105-112.
29. LG (2008). DH30 GoldStar Dehumidifier [On-line]. Available: <http://www.dealtime.com/LG-LG-Gold-Star-30-Pint-Dehumidifier-DH30-RB/prices>.
30. MathWorks. (2010). MATLAB 14 [On-line]. Available: <http://www.mathworks.com>.
31. MicroDAQ (2008). HOBO U12 Temp/RH/Light/External Data Logger [On-line]. Available: <http://www.microdaq.com/occ/u12/u12-012.php>.
32. McArthur, H., & Spalding, D. (2004). Engineering Materials Science: Properties, Uses, Degradation and Remediation. *Horwood Publishing*.
33. Moon, J. W., & Kim, J. J. (2009). Application of ANN (Artificial-Neural-Network) in Residential Thermal Control. *I1TH International Building Performance Simulation Association Conference, Building Simulation 2009*, University of Strathclyde, Glasgow, July 27-30, 2009, 64-71.
34. Moon, J. W., & Kim, J. J. (2010). ANN-based thermal control models for residential buildings. *Building and Environment*, 45(7), 1612-1625.
35. Morel, N., Bauer, M., El-Khoury, M., & Krauss, J. (2001). NEUROBAT, A predictive and adaptive heating control system using artificial neural networks. *International Journal of Solar Energy*, 21, 161-201.
36. National Semiconductor (2010). LM35 Precision Centigrade Temperature Sensors [On-line]. Available: <http://222.national.com>.
37. NIQ (2011). EZIOTM [On-line]. Available: <http://www.ezio.com/>.
38. OMEGA (2007). HX93A Temp/RH Transmitter [On-line]. Available: <http://www.newportus.com/ppt/HX93A.html>,
39. Parsons, K. C. (2003). Human Thermal Environments. 2nd edition, Taylor & Francis, London.
40. Shin, K. W., & Lee, Y. S. (2003). The study on cooling load forecast of an unit building using neural networks. *International Journal of Air-Conditioning and Refrigeration*, 11(4), 170-177.
41. Soyguder, S., & Alli, H. (2009). An expert system for the humidity and temperature control in HVAC systems using ANFIS and optimization with Fuzzy Modelling Approach. *Energy and Buildings*, 41(8), 814-822.
42. Soyguder, S., & Alli, H. (2009). Predicting of fan speed for energy saving HVAC system based on adaptive network based fuzzy inference system. *Expert Systems with Applications*, 36(4), 8631-8638.
43. U.S. Census Bureau (2008). American Housing Survey for the United States 2005 [On-line]. Available: [http://www/census.gov/hhes/www/housing/ahs/ahs.html](http://www.census.gov/hhes/www/housing/ahs/ahs.html).
44. VENTA SONIC (2009). VS100 Cool and Warm Ultrasonic Humidifier [On-line]. Available: [http://www.digitalfoto-club.com/sc/from-froogle.asp?id=964702410&rf=froogle&dfdate=5\\_18\\_2009](http://www.digitalfoto-club.com/sc/from-froogle.asp?id=964702410&rf=froogle&dfdate=5_18_2009).
45. Yang, I. H., & Kim, K. W. (2000). Development of Artificial Neural Network Model for the Prediction of Descending Time of Room Air Temperature. *International Journal of Air-Conditioning and Refrigeration*, 12(11), 1038-1048.
46. Yang, I. H., Yeo, M. S., & Kim, K. W. (2003). Application of artificial neural network to predict the optimal start time for heating system in building. *Energy Conversion and Management*, 44(17), 2791-2009.
47. Yang, I. H. (2005). A Study on Determining the Optimal Stop Time of a Heating System. *International Journal of Air-Conditioning and Refrigeration*, 13(1), 22-30.
48. Yang, J., Rivard, H., & Zmeureanu, R. (2005). On-line building energy prediction using adaptive artificial neural networks. *Energy and Buildings*. 37(12), 1250-1259.

접수일(2011. 3. 21)

게재확정일(2011. 4. 27)