



난방시스템 및 개구부의 통합제어를 위한 규칙기반제어법 및 인공신경망기반제어법의 성능비교

Development of Integrated Control Methods for the Heating Device and Surface Openings based on the Performance Tests of the Rule-Based and Artificial-Neural-Network-Based Control Logics

문진우*

Moon, Jin Woo*

* Corresponding author, Dept. of Building and Plant Engineering, Hanbat National University, South Korea (gilerbert73@gmail.com)

ABSTRACT

This study aimed at developing integrated logic for controlling heating device and openings of the double skin facade buildings. Two major logics were developed - rule-based control logic and artificial neural network based control logic. The rule based logic represented the widely applied conventional method while the artificial neural network based logic meant the optimal method. Applying the optimal method, the predictive and adaptive controls were feasible for supplying the advanced thermal indoor environment. Comparative performance tests were conducted using the numerical computer simulation tools such as MATLAB (Matrix Laboratory) and TRNSYS (Transient Systems Simulation). Analysis on the test results in the test module revealed that the artificial neural network-based control logics provided more comfortable and stable temperature conditions based on the optimal control of the heating device and opening conditions of the double skin facades. However, the amount of heat supply to the indoor space by the optimal method was increased for the better thermal conditioning. The number of on/off moments of the heating device, on the other hand, was significantly reduced. Therefore, the optimal logic is expected to be beneficial to create more comfortable thermal environment and to potentially prevent system degradation.

© 2014 KIEAE Journal

KEYWORD

규칙기반제어,
최적제어,
인공신경망,
이중외피,
열환경

Rule-based controls,
Optimal controls,
Artificial neural network,
Double skin facades,
Thermal environment

ACCEPTANCE INFO

Received May 6, 2014
Final revision received May 15, 2014
Accepted May 19, 2014

Nomenclature

$TEMP_{IN}$: 실내온도(°C)
 $\Delta TEMP_{IN}$: 이전 제어사이클 이후의 실내온도 변화(°C)
 $TEMP_{CAV}$: 중공층온도(°C)
 $TEMP_{OUT}$: 외기온도(°C)
 $TEMP_{PR}$: 예측된 실내온도(°C)
 INPUT: 입력층 뉴런 값
 $INPUT_{ACT}$: 실제 입력 값
 $INPUT_{MAX}$: 최대 입력 값
 $INPUT_{MIN}$: 최소 입력 값
 T_{NEW} : 현 제어사이클에서의 실내온도(°C)
 T_H : 난방시스템의 셋팅온도(°C)
 E: 셋팅온도와와의 차이(°C)
 E_{OLD} : 이전 제어사이클에서의 E(°C)
 ΔE : 이전 제어사이클 이후 E의 변화(°C)
 ΔE_{OLD} : 이전 제어사이클에서의 ΔE (°C)

U: 출력값, 난방시스템의 작동비
 U_{NEW} : 현재 제어사이클에서의 U
 U_{OLD} : 이전 제어사이클에서의 U
 U_{TRN} : 인공신경망 학습을 위한 U
 n_i : 입력층 뉴런 수
 n_h : 숨겨진층 뉴런 수
 n_o : 출력층 뉴런 수
 n_d : 학습데이터 수

1. 서론

1.1. 연구의 배경 및 목적

최근 실내측 외피, 실외측 외피, 중공층, 개구부 및 차양 장치로 이루어진 이중외피(double skin facade) 건물의 적용이 증가되어가고 있는 추세이다. 이중외피는 경량 구조체를 적용할 수 있다는 우수성 외에도 실내 환경의 효율적 개선이라는 장점을 가지고 있다. 예를 들어 실내외측 혹은 중공층에 설치된 차양 장치는 실내로 유입되는 태양복사량을 적절히 제어함으로써 재실자에게 보다 쾌적한 시각적 혹은 열적 환경을 제공할 수 있다. 또한, 실내외측 외피에 적용되어

있는 개구부의 적절한 개폐를 통해 신선한 외기의 도입과 쾌적한 실내 열 환경 조성이 가능하다[1-3].

특히, 이중외피는 건물의 열 환경 조성을 위한 냉난방부하를 줄이는데 효과적인 것으로 알려져 있다[4-9]. 이러한 에너지 성능 향상이 가능한 주된 이유는 실내외측 사이인 중공층에 조성된 열적 완충공간(thermal buffer zone) 때문이다. 열적 완충공간이 조성됨으로써 전도 및 침기 등 건물 외피를 통한 열전달량이 현저히 감소될 수 있다. 또한, 개구부 등 외피와 관련된 요소들의 적절한 제어를 바탕으로 겨울철 중공층에 축적된 태양에너지를 실내로 도입함으로써 난방에너지의 감소가 가능하다. 여름철 냉방에너지 역시 차양 장치의 적절한 작동을 통하여 효과적으로 감축시킬 수 있다.

겨울철 중공층에 축적된 에너지의 도입을 위한 개구부 제어 전략은 크게 규칙기반제어와 최적제어라는 두 가지 방향으로 진행되고 있다. 규칙기반제어는 개구부의 제어를 위해 특정한 규칙을 적용하는 것이다. 예를 들어, 겨울철 중공층의 온도가 실내온도보다 높을 경우 실내측면 개구부를 개방한다[1]. 이러한 단순성에 기인하여 규칙기반제어가 일반적으로 널리 적용되고 있다.

하지만, 적용된 규칙이 직관에 바탕을 둔다는 점에서 이 방법은 최적의 제어법이 아닐 수 있다는 한계점을 가지고 있다. 이러한 한계점을 극복하기 위하여 최적제어 방법이 연구되고 있으며 이러한 예에는 인공지능망 (artificial neural network)에 근간한 제어법이 있다.

Moon 등은 이중외피 개구부의 최적화된 작동을 위하여 인공지능망에 근간한 제어법을 제안했다[10]. 네 가지의 인공지능망 모델이 개발되어 네 가지 개구부 개방상태에 대한 미래의 실내온도를 예측하였다. 제어 로직은 예측된 온도의 비교를 통해 최적의 개방상태를 결정하여 실내온도유지와 에너지성능 향상을 시도하였다. 개발된 제어로직은 최적의 개방상태를 바탕으로 발정제어(two-position on/off)되는 난방시스템의 작동을 결정하게 된다. 이러한 제어법은 열쾌적 측면과 에너지 성능면에서 기존의 단순한 규칙기반제어법에 비하여 우수한 것으로 밝혀졌다[10].

이러한 기존의 인공지능망기반 제어법은 발정제어되는 난방시스템이 설치된 이중외피건물의 실내 열 환경 제어에 효과적이다. 하지만, 기존의 최적제어로직은 최근에 널리 적용되고 있는 가변(variable) 시스템에는 적절치 않다. 예를 들어 변풍량방식(variable air volume) 같은 시스템에 적용될 수 있는 로직은 개발되지 않은 상태이다.

그러므로, 본 연구는 가변형 난방시스템과 이중외피 개구부를 통합제어할 수 있는 최적제어로직을 제안하는 것을 목적으로 한다. 이를 위하여 기존의 규칙기반제어로직과 최적제어로직을 개발한 후 성능 비교평가 및 분석을 실시하였다. 평가는 컴퓨터 시뮬레이션 기법을 이용하여 실시되었으며 분석은 열 성능 측면과 에너지 성능 측면에서 실시되었다.

2. 통합제어로직 개발

난방시스템과 이중외피 개구부의 통합제어를 위하여 두 가지 로직이 개발되었다. 개발된 로직은 난방시스템과 개구부의 통합제어를 통하여 실내 온도를 쾌적하게 유지하는 것으로 목적으로 한다.

Fig. 1은 규칙기반제어법의 로직을 보여준다. 로직은 크게 두 단

계로 구성된다. 첫 번째 단계는 기존의 발정제어 난방시스템의 작동을 결정하기 위한 것이다. 난방시스템의 현재 작동상태와 실내온도가 결정을 위한 요소로써 사용된다. 예를 들어 현재 난방시스템이 작동중이고 실내온도가 난방범위(예를 들어, 20~23°C)의 최고값(23°C)을 넘어섰을 경우 난방시스템은 작동을 멈추게 된다.

두 번째 단계는 내측외피의 개구부 개폐를 결정짓는 과정이다. 중공층 온도가 실내온도와 난방범위의 최고값보다 높을 경우 내측외피의 개구부를 개방하여 따뜻한 중공층 공기를 실내로 도입하게 된다. 그렇지 않은 경우 내측외피의 개구부는 닫히게 된다. 어떠한 경우에도 외측외피의 개구부는 닫혀있는 상태이다.

Fig. 2는 인공지능망기반 최적제어법을 나타낸다. 이 로직 역시 난방시스템의 작동과 이중외피 개구부의 작동을 위한 두 단계로 구성되어 있다. 각 단계에서 인공지능망모델을 적용하여 최적의 제어법을 결정하게 된다.

첫 번째 단계는 가변난방시스템을 제어한다. 이를 위하여 Fig. 3에 나타난 인공지능망모델을 적용하게 된다. 적용된 모델의 목적은 가변난방시스템의 작동비(U)를 계산하기 위한 것으로 결과값은 0~1사이를 가지게 된다.

모델의 개발을 위하여 MATLAB 소프트웨어의 Neural Network (NN) toolbox를 이용하였다[11]. 신경망모델은 각 하나의 입력층, 숨겨진층, 출력층으로 구성되어 있다. 입력층에는 두 개의 뉴런이 포함되며 각각은 셋팅온도와와의 차이(E)와 이전 제어사이클 이후 E의 변화(ΔE)이다. 숨겨진층은 다섯 개의 뉴런으로 구성되며 그 숫자는 Equation 1에 근간한다[12,13]. 출력층은 하나의 뉴런으로 구성되며 그 결과값은 가변난방시스템의 작동비이다. 숨겨진층 뉴런과 출력층 뉴런의 전이함수(transfer functions)로써 Tangent Sigmoid와

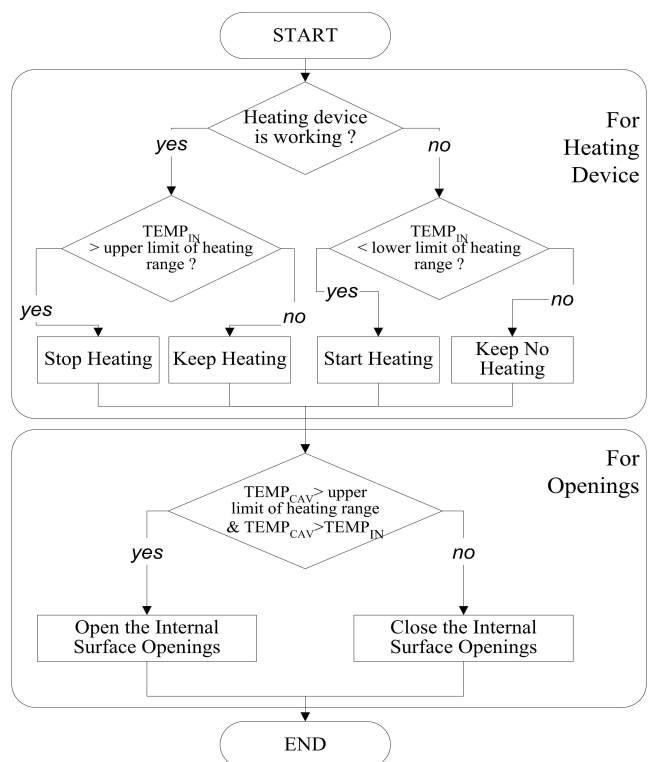


Fig. 1. Rule-based control logic.

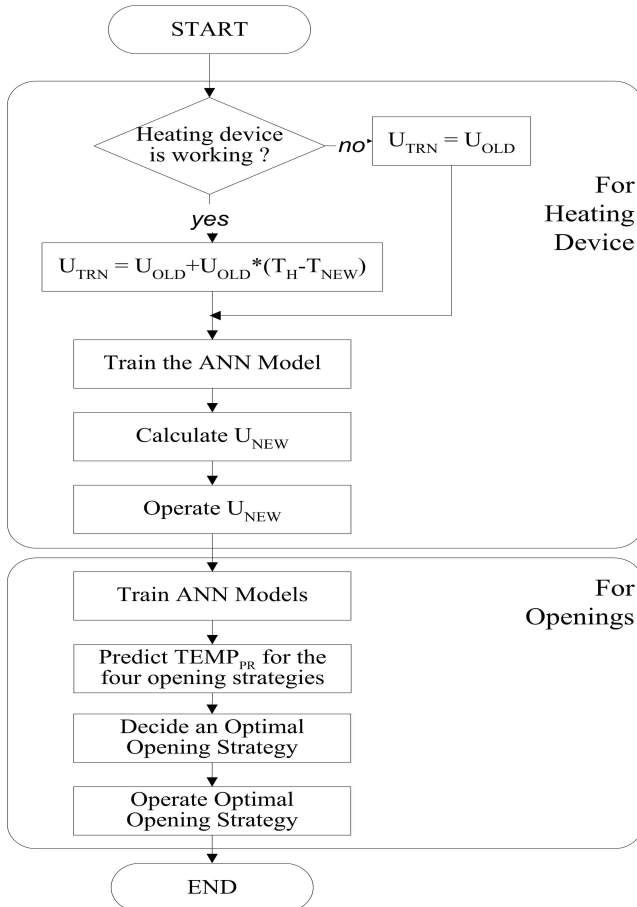


Fig. 2. ANN-based control logic.

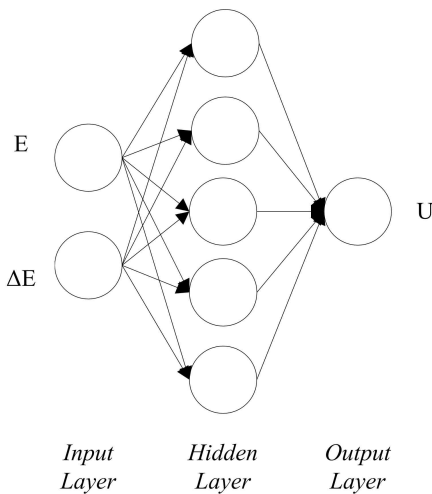


Fig. 3. ANN model for predicting U.

Pure Linear 방법이 각각 적용되었다.

신경망모델의 학습을 위하여 적용된 요소들이 Table 1에 정리되어 있다. 기존 연구를 바탕으로 Levenberg- Marquardt 알고리즘, 0.75 learning rate, 0.90 moment, 0.00 K2 goal, 그리고 1,000번의 epoch 값이 적용되었다[14]. 또한, Equation (2)에 근거하여 25 세트의 학습 데이터가 사용되었다. 그리고, 학습 데이터의 유지를 위하여 sliding-window 관리법이 적용되었다[1,15,16]. 이 관리법을

적용함으로써 오래된 데이터는 새로운 데이터가 수집되었을 경우 제거되게 된다.

$$n_h = 2 \times n_i + 1 \quad \text{Equation (1)}$$

$$n_d = (n_h - (n_i + n_o)) / 2 \quad \text{Equation (2)}$$

가변난방시스템의 작동을 위한 모델을 이용한 진행과정은 다음과 같다.

- U_{TRN} 를 산출한다: 이를 위하여 Equation (3)을 이용한다.

$$U_{TRN} = U_{OLD} + U_{OLD} * (T_H - T_{NEW}) \quad \text{Equation (3)}$$

예를 들어, 난방시스템의 셋팅온도가 21.5°C, 현재 실내온도가 21.0°C, 그리고 현재 난방시스템 작동비가 0.35이면 U_{TRN} 은 0.525로 계산된다. 이것은 작동비가 0.525이었어야 현재의 실내온도가 셋팅온도에 보다 가까워졌을 수 있음을 의미한다.

- E_{OLD} 와 ΔE_{OLD} 를 계산한다.

예를 들어, 이전 제어사이클과 두 사이클 전의 실내온도가 각각 19.8°C와 19.7°C 였다면 E_{OLD} 는 -1.7°C (19.8°C-21.5°C)와 ΔE_{OLD} 는 0.1°C ((19.8°C -21.5°C)-(19.7°C-21.5°C))이다. 산출된 E_{OLD} , ΔE_{OLD} 그리고 U_{TRN} 은 새로운 학습 데이터로 사용되게 된다.

- 새로운 학습 데이터셋들로 신경망모델을 학습한다.

- 학습된 신경망모델을 이용하여 U_{NEW} 를 계산한다. 그리고, 가변난방시스템은 계산된 U_{NEW} 값에 따라 작동하게 된다.

두 번째 단계는 이중외피 개구부의 개방상태를 결정하기 위한 것으로 역시 인공지능망모델이 적용되게 된다. 매 제어사이클마다 인공지능망모델은 스스로를 학습하여 새로운 환경에 지속적으로 적응한다. 그리고, 학습된 모델을 이용하여 네 가지 개구부의 개방조건에 대한 미래의 실내온도($TEMP_{PR}$)를 예측하게 된다. 네 가지의 개방조건은 각각 1) 실내외측 개구부 모두 개방(case 1), 2) 실내측 개구부 개방, 실외측 개구부 닫힘(case 2), 3) 실내측 개구부 닫힘, 실외측 개구부 개방(case 3), 4) 실내외측 개구부 모두 닫힘(case 4)이다.

예측된 실내온도를 사용하여 최적의 개방조건을 결정한다. 최적의 개방조건은 다음번 제어사이클까지 실내온도를 가장 따뜻하게 유지할 수 있는 것이다. 예를 들어, cases 1~4의 경우에 대하여 신경망모델에 의해 예측된 온도가 각각 -1.0°C (case 1), +1.3°C (case 2), -1.3°C (case 3), and +0.5°C (case 4)라고 하면 최적의 방법은 case 2이다. 이 결과에 따라 실내측 개구부는 개방되고 실외측 개구부는 닫히게 된다.

Fig. 4에 인공지능망모델의 구조가 나타나 있다. 하나의 입력층, 네 개의 숨겨진층, 그리고 하나의 출력층으로 구성되어있으며 숨겨진층의 수는 예비연구에서 도출된 최적값이다[1].

입력층에는 6개의 뉴런을 적용하고 있으며 이는 각각 실내외측 개구부의 개방상태, 실내온도($TEMP_{IN}$), 이전 제어사이클 이후의 실내온도 변화($\Delta TEMP_{IN}$), 외기온도($TEMP_{OUT}$), 그리고 중공층온도($TEMP_{CAV}$)이다. 각 뉴런들의 입력값 범위는 0(닫힘)과 1(열림), 실내온도 -10~40°C, 이전 제어사이클 이후의 실내온도 변화 -10~10°C, 외기온도 -20~80°C, 그리고, 중공층온도 -20~40°C이

Table 1. Training and data management methods for ANN models.

	Components	ANN for Predicting U	ANN for Predicting Indoor Temperature
Training Methods[15]	Algorithm	Levenberg-Marquardt	
	Learning rate	0.75	
	Moment	0.90	0.30
	Training goals (MSE)	0.00	0.01 K2
	Epoch	1,000 times	
	Number of data sets	85	25
Data Management Method[12,14,15]	A sliding-window method		

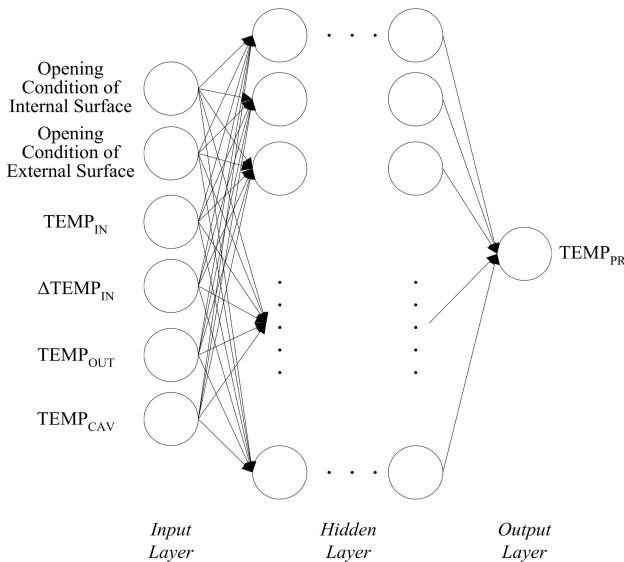


Fig. 4. ANN model for predicting $TEMP_{PR}$

다. 실제 입력값은 Equation (4)을 이용하여 0과 1사이의 값을 가지도록 치환된다[15].

$$INPUT = (INPUT_{ACT} - INPUT_{MIN}) / (INPUT_{MAX} - INPUT_{MIN}) \quad \text{Equation (4)}$$

숨겨진층의 뉴런수는 예비연구에서 최적으로 제안된 10개로 하였다[11]. 출력층의 뉴런은 하나이며 이는 예측된 미래의 실내온도이다. 앞서의 모델과 동일하게 Tangent Sigmoid와 Pure Linear 방법이 숨겨진층 뉴런과 출력층 뉴런의 전이함수로 각각 적용되었다.

학습을 위한 요소들 역시 기존 연구에서 최적으로 제시된 값들을 적용하여 0.75 learning rate, 0.30 moment, 0.01K2 goal, 1,000번의 epoch를 사용하였다. 그리고, 85세트의 학습데이터가 앞서 언급한 식 2에 근거하여 준비되었다[15]. 데이터 관리는 위하여 sliding-window 방법이 적용되었다.

3. 적용 및 성능 테스트

개발된 제어로직의 성능은 대한민국 서울(위도 37.56°, 경도: 동경 126.98°)에 위치한 것으로 가정된 1층의 가상 테스트 모듈에서 실시되었다. 테스트 기간은 겨울철인 1월 1일부터 3월 31일까지였다.

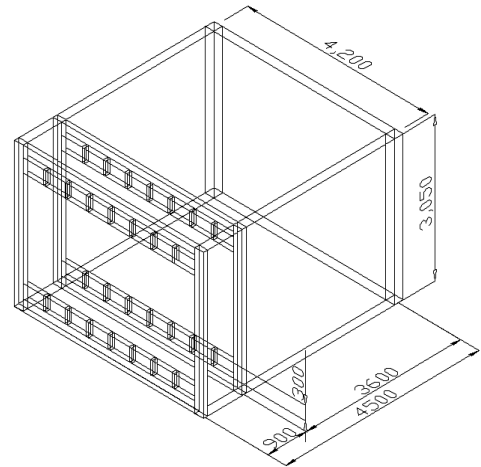


Fig. 5. Test module.

Fig. 5는 테스트 모듈을 보여준다. 모듈의 크기는 너비 4.2m, 깊이 4.5m, 높이 3.05m이다. 이중외피는 남측에 설치되어 있으며 중공층의 간격은 0.9m이다. 개구부는 실내외측면의 상하부에 설치되어 있고, 개구부는 너비 0.5m, 높이 0.3m의 창문으로 8개가 일렬로 배치되어 있다. 개발된 로직은 상하부에 설치된 개구부의 개방상태를 결정하도록 계획되었으며, 개방상태에 따른 중공층 공기의 실내 유입 여부가 결정되게 된다.

외피요소의 단열성능은 외벽, 지붕 바닥이 각각 2.78, 5.00, 그리고 2.44 $^{\circ}K \times m^2/W$ 이며 이중외피의 경우 내측은 0.18 $^{\circ}K \times m^2/W$, 외측은 0.77 $^{\circ}K \times m^2/W$ 이다. 실내에는 2명의 가벼운 일을 하고 있는 재실자, 2대의 컴퓨터 및 프린터, 그리고 5W/m²의 조명기가 있는 것으로 가정되었다. 또한 7,172 kJ/hr의 열 공급 성능을 가진 난방시스템이 설치되었으며 작동온도는 발정제어의 경우 20-23 $^{\circ}C$, 가변제어의 경우 21.5 $^{\circ}C$ 로 설정되었다. 환기 및 침기량은 0.7 ACH (air change rate per hour)이고 차양장치나 외부방해물은 존재하지 않는 것으로 가정되었다.

성능분석을 위해 TRNSYS (Transient Systems Simulation) [16]과 MATLAB (Matrix Laboratory) [11] 소프트웨어를 함께 적용하였다. TRNSYS 소프트웨어는 테스트 모듈 및 관련요소들을 모델링하고 실내온도를 계산하게 된다. 또한, MATLAB은 인공지능망모델과 로직을 개발하고, 신경망모델을 이용하여 실내온도를 이용하여 최적의 개구부 개방상태를 결정하며, 난방시스템 작동비를 계산한다. 결정된 개방상태 및 계산된 난방시스템 작동비는 TRNSYS로 전달되어 실행되게 된다. 실행한 결과로써의 새로운 실내온도는 계산된 실내온도는 또다시 MATLAB으로 전달되어 같은 과정이 반복되게 된다. 본 연구에서는 이러한 과정이 매 1분마다 진행되는 것으로 설정하였다.

적용된 시뮬레이션 방법의 신뢰도는 예비연구에서 실시되었다 [1,11,17]. 예비연구에서는 시뮬레이션에서 도출된 실내온도와 실제 건물에서 측정된 온도의 유사성 분석을 실시하였는데 통계적 유사성이 증명되었다. Root mean square of errors (RMS) 값이 0.0259 K로써 신경망모델의 목적인 0.1 K 보다 작게 유지되었다. 이로써 본격적인 성능평가를 위한 신뢰도가 확립되었다.

4. 결과 분석

성능테스트 결과는 열 성능 측면과 에너지 성능 측면에서 분석되었다.

4.1. 열 성능

각 로직의 열 성능은 실내, 중공층의 온도상태, 실내온도의 쾌적 기간, 그리고 실내측 개구부의 개방시간 등으로 비교 분석되었다. Figs. 6, 7은 테스트 기간 중 일부분(3월 11일 ~ 20일)에 대한 결과를 보여준다.

Fig. 6은 난방시스템 및 개구부의 작동을 위하여 특정한 규칙을 적용한 첫 번째 로직에 의한 결과이다. 외기온도는 0.40°C에서 19.99°C 사이에서 변화를 지속한다. 이에 따라 중공층 온도도 변화하여 낮에는 상승하고 밤에는 하강하는 현상을 반복한다. 또한, 특정한 규칙이 난방시스템을 제어하기 때문에 실내온도는 대부분의 경우 20~23°C를 유지하고 있다.

특정 기간 동안 중공층 온도는 실내온도보다 높게 형성되는 현상을 보였다. 이는 온화한 외기 온도와 강한 태양복사에너지 취득에 의한 것이다. 이러한 기간 동안 실내측면 개구부는 규칙에 의해 개방되어 가열된 중공층 공기가 실내로 유입된다. 결과적으로, 실내온도는 난방시스템이 작동하고 있지 않음에도 불구하고 쾌적 영역보다 높게 유지되는 현상을 보이게 된다.

Fig. 7은 난방시스템과 개구부의 제어를 위하여 인공신경망 모델을 적용한 로직의 결과를 보여준다. 인공신경망 모델에서 계산된

값에 근거하여 가변난방시스템은 0.09~0.29 사이의 작동비로써 운전된다. 대부분의 기간에 실내온도는 쾌적영역내에 존재하지만 일정 기간 쾌적영역보다 높게 형성되는 결과를 보였다. 이는 앞서 설명한 바와 같이 따듯한 외부 공기와 가열된 중공층 공기의 작동인 것으로 판단된다. 이 기간 중 난방시스템 작동비는 0.0이다. 개구부의 작동 역시 인공신경망 모델의 예측된 실내온도값의 비교에 의하여 결정되었으며 첫 번째 로직에 비하여 실내측 개구부가 개방된 기간이 다소 감소되었다.

전 테스트 기간에 대한 열 성능 비교 결과가 Table 2에 정리되어 있다. 규칙기반제어법이 적용되었을 경우 인공신경망기반제어법에 비하여 실내 온도가 낮게 형성되었다. 각각의 평균 실내온도는 20.09°C와 20.45°C였다. 이는 규칙기반제어법이 적용되었을 경우 난방시스템에 의한 열 공급량이 감소하였기 때문이다. 그 결과 쾌적영역보다 낮은 추운 기간이 신경망기반제어의 경우 0.88%인데 비하여 규칙기반제어의 경우 2.9%로 높게 나타났다.

실내온도의 안정성 판단을 위하여 쾌적영역의 중간지점인 21.5°C부터의 표준편차를 분석하였다. 그 결과 규칙기반제어법과 인공신경망기반제어법의 표준편차는 1.29°C와 1.11°C로써 인공신경망기반제어법이 보다 안정적으로 실내온도를 유지하고 있는 것으로 분석되었다.

반면 쾌적영역보다 높은 기간은 인공신경망기반제어법에 의해 증가되어 규칙기반제어법에 비하여 증가량이 4.18%에 이르렀다. 이 기간 중 난방시스템의 작동비는 0.0인 것으로 미루어볼 때 신경망기반제어법에서 높게 형성된 실내온도는 현 제어 사이클에서의 난방시스템 작동때문이 아니고 공간의 열관성에 기인한 것으로 추

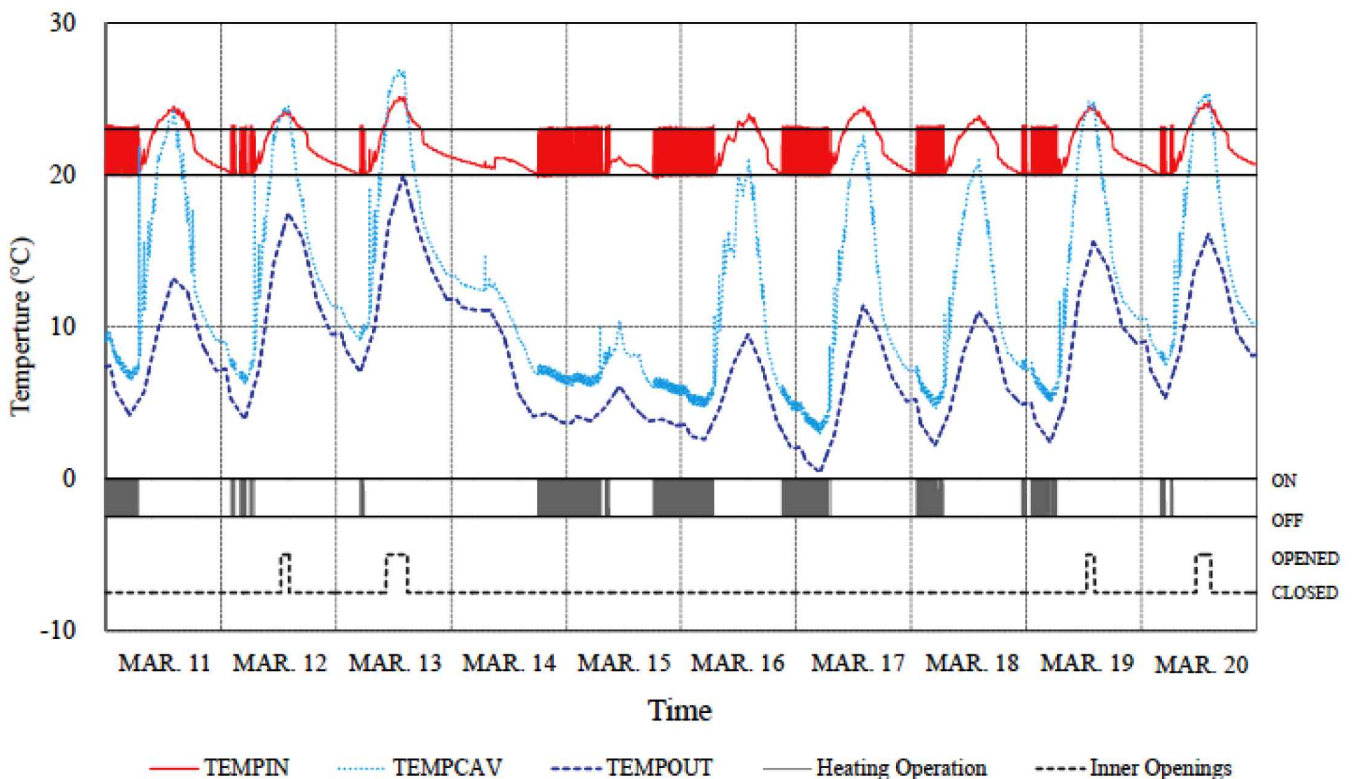


Fig. 6. Operating results by the rule-based logic.

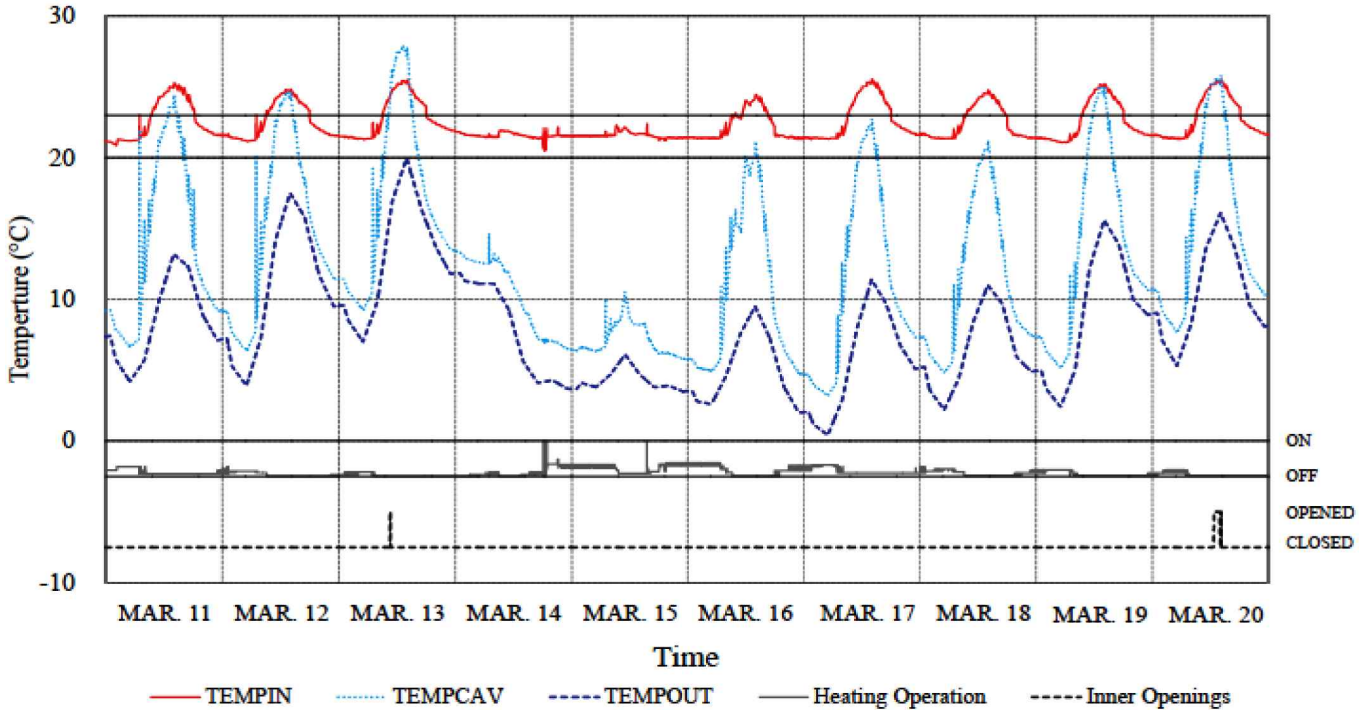


Fig. 7. Operating results by the ANN-based logic.

Table 2. Thermal performance results.

	Average Indoor Temperature (°C)	SD of Indoor Temperature from 21.5°C (°C)	Comfortable Period (%)		
			Cold	Comfortable	Hot
Rule_Rule	20.09	1.29	2.90	85.84	11.26
ANN_ANN	20.45	1.11	0.88	83.68	15.44

론할 수 있다.

이러한 열 성능에 대한 분석 결과 인공지능망을 제어로직에 적용할 경우 보다 따뜻하고 안정적인 실내온도를 형성할 수 있을 것으로 판단된다.

4.2. 열 환경 제어시스템 작동 및 에너지 성능

두 가지 제어로직에 의한 열 공급량이 Table 3에 나타나 있다. 규칙기반제어로직에 의하여 보다 적은 양의 열이 공급되었다. 그 양은 1,536.89KWh로써 인공지능경망기반제어로직의 1,598.31KWh에 비하여 약 3.84% 적다.

규칙기반제어로직에 의한 이러한 감소는 발정기반시스템의 작동 멈춤기간(off 기간)이 보장되었기 때문이다. 반면, 인공지능경망기반 제어로직은 대부분의 시간동안 작동이 진행되고 있었다. 그러므로, 실내온도가 보다 높게 형성되는 결과를 가져왔다.

하지만 규칙기반제어로직으로 사용함으로써 난방시스템의 작동 및 멈춤의 횟수가 현저히 잦은 것으로 밝혀졌다. 그 횟수는 7519번으로써 182번인 인공지능경망기반제어로직보다 7337번이 많은 것으로 나타났다. 또한, 실내측 개구부의 개방시간은 인공지능경망기반 제어법을 적용하였을 경우 현저히 감소되어 규칙기반제어법과 인공지능경망기반제어법의 각각 934분과 111분이었다(Table 3). 인공지능경

Table 3. System performance results.

	Amount of Heat Supply by the Heating System (KWh)	Opening Periods of Internal Openings (Minutes)
Rule_Rule	1,536.89	934
ANN_ANN	1,598.31	111

망기반제어로직에 의하여 현저히 감소된 난방시스템 및 개구부의 작동변화는 장기적 측면에서의 에너지소비를 감소시킬 수 있는 가능성을 제공할 뿐 아니라 시스템의 퇴화를 상대적으로 방지할 수 있는 효과를 가질 것으로 예상된다.

두 가지 제어로직의 에너지 성능 분석 결과, 규칙기반제어로직이 상대적으로 적은 열 공급을 실시하였으나 그로 인해 실내온도는 보다 낮게 형성되었으며 특히 난방시스템의 지나친 작동과 멈춤으로 인하여 에너지 성능이 저하되거나 시스템이 퇴화될 수 있는 가능성이 있는 것으로 판단된다.

5. 결론

본 연구는 이중외피건물에서의 난방시스템과 외피 개구부의 최적화된 작동을 위하여 통합된 로직을 개발하는 것을 목적으로 하였다. 규칙기반제어법과 인공지능경망기반제어법의 두 가지 로직이 개발되었으며 테스트 모듈에서의 컴퓨터 시뮬레이션을 통한 성능을 비교 평가하였다. 이를 통하여 밝혀진 사실은 다음과 같다.

- (1) 각 제어법에의해 중공층 온도는 외기온도에 직접적 영향을 받아 외기 온도의 변화에 따르는 것으로 나타났다. 실내온도의 경우 규칙기반제어의 적용 시 쾌적영역인 20~23°C 사이에서 일반적으로

잘 유지하고 있으나 가열된 증공층 공기가 유입될 경우 실내온도가 쾌적영역보다 높게 유지되었다.

(2) 인공신경망 모델이 적용되었을 경우 규칙기반제어법에 비하여 실내온도가 높게 형성되어 쾌적영역의 중심인 21.5℃에 보다 근접하였다. 이는 난방시스템에 의한 열공급량이 증가되었기 때문이다.

(3) 인공신경망을 적용하였을 경우 난방시스템의 작동과 멈춤의 횟수가 현저히 감소하였다. 이러한 감소는 잠재적으로 난방시스템의 퇴화를 방지할 수 있을 것으로 예상된다.

비교성능분석의 결과를 통해 인공신경망에 기반한 로직이 보다 안정적이고 쾌적영역의 중심이 가까운 실내온도환경을 제공하고 있음이 밝혀졌다. 또한, 열 공급량이 늘어난 측면이 있는 반면 현저히 감소한 작동 및 멈춤의 횟수는 시스템의 보전에 유리할 것으로 판단된다. 본 연구는 컴퓨터 시뮬레이션을 주된 연구방법으로 사용하였으며 보다 명확한 성능분석을 위하여 실제 건물 적용 결과를 바탕으로 한 연구가 진행될 예정이며 겨울철 외에 다양한 기상조건에 대한 성능 평가가 실시될 것이다.

Acknowledgements

This research was supported by the Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea (NRF) funded by the Ministry of Education, Science and Technology (grant number: 2012R1A1A1005272).

References

- [1] Moon, J.W., Yoon, S.H., Kim, S. Development of an artificial neural network model based thermal control logic for double skin envelopes in winter, *Building and Environment*; 61,149-59, 2013.
- [2] Moon, J.W., Chang, J.D., Kim, S. Artificial neural network for controlling the openings of double skin envelopes and cooling systems, *International Conference on Sustainable Design and Construction*, Texas (USA), 81-9, 2012.
- [3] Moon JW, Kim SY. Artificial neural network for the control of the openings and cooling systems of the double skin envelope buildings, *Advanced Materials Research*; 610-613, 2859-65, 2013.
- [4] Kim, Y.M., Lee, J.H., Kim, S.M., Kim, S. Effect of double skin envelopes on natural ventilation and heating in office buildings, *Energy and Buildings*; 43, 2118-2126, 2011.
- [5] Fallahi, A., Haghghat, F., Elsadi, H. Energy performance assessment of double-skin façade with thermal mass, *Energy and Buildings*; 4, 1499-1509, 2010.
- [6] Kim, Y.M., Kim, S., Shin, S.W., Sohn, J.Y. Contribution of natural ventilation in a double skin envelope to heating load reduction in winter, *Building and Environment*; 44, 2236-2244, 2009.
- [7] Saelens, D., Roels, S., Hens, H. Strategies to improve the energy performance of multiple-skin facades, *Building and Environment*; 43, 638-650, 2008.
- [8] Gratia, E., Herde, A.F. Are energy consumption decreased with the addition of a double-skin, *Energy and Buildings*; 39, 605-619, 2007.
- [9] Lee E.S., Selkowitz, S., Bazjanac, S.V., Kholer, C. High-performance commercial building facades, LBNL Report-50502. Berkeley: Lawrence Berkeley National Laboratory, 2002.
- [10] Moon, J.W., Lee, J.H., Chang, J.D. Sooyoung Kim. Preliminary performance tests on artificial neural network models for opening strategies of double skin envelopes in winter, *Energy and Buildings*; 75, 301-311, 2014.
- [11] MathWorks. MATLAB 14, vol. 26; 2010-3, <http://www.mathworks.com>;2010
- [12] Yang, J., Rivard, H., Zmeureanu, R. On-line building energy prediction using adaptive artificial neural networks, *Energy and Buildings*; 37, 1250-1259, 2005.
- [13] Datta, D., Tassou, S.A., Marriott, D. Application of Neural Networks for the Prediction of the Energy Consumption in a Supermarket, *Clima 2000, Brussels (Belgium)*, 98-107, 2997.
- [14] Moon, J.W., Jung, S.K., Kim, Y., Han, S.H. Comparative study of artificial intelligence-based building thermal control methods – Application of fuzzy, adaptive neuro-fuzzy inference system, and artificial neural network, *Applied Thermal Engineering*; 31, 2422-2429, 2011.
- [15] Moon, J.W., Chin, K.I., Kim, S. Optimum Application of Thermal Factors to Artificial Neural Network Models for Improvement of Control Performance in Double Skin-Enveloped Buildings, *Energies*; 6, 4223-4245, 2013.
- [16] University of Wisconsin. TRNSYS16.1, <http://sel.me.wisc.edu/trnsys/>;2010.
- [17] Moon, J.W. Performance of ANN-based predictive and adaptive thermal-control methods for disturbances in and around residential buildings, *Building and Environment*; 48:15-26, 2012.