KIEAE Journal, Vol. 14, No. 3, Jun. 2014, pp.71-77

KIEAE Journal

Korea Institute of Ecological Architecture and Environment

67

이중외피 건물 난방시스템의 발정제어 및 가변제어를 위한 최적로직의 개발 및 성능평가

Development and Performance Evaluation of Optimal Control logics for the Two-Position- and Variable-Heating Systems in Double Skin Facade Buildings

백용규* · 문진우**

Baik, Yong Kyu* · Moon, Jin Woo**

** Architectural Engineering, Seoil University, South Korea (ykbaik29@seoil.ac.kr)*

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

ABSTRACT

This study aimed at developing and evaluating performance of the two logics for respectively operating two-position- and variable-heating systems. Both logics control the heating system and openings of the double skin facade buildings in an integrated manner. Artificial neural network models were applied for the predictive and adaptive controls in order to optimally condition the indoor thermal environment. Numerical computer simulation methods using the MATLAB (Matrix Laboratory) and TRNSYS (Transient Systems Simulation) were employed for the performance tests of the logics in the test module. Analysis on the test results revealed that the variable control logic provided more comfortable and stable temperature conditions with the increased comfortable period and the decreased standard deviation from the center of the comfortable range. In addition, the amount of heat supply to the indoor space was significantly reduced by the variable control logic. Thus, it can be concluded that the optimal control method using the artificial neural network model can work more effectively when it is applied to the variable heating systems.

© 2014 KIEAE Journal

KEYWORD

최적제어,
인공신경망,
발정제어,
가변제어,
이중외피

Optimal controls,
Artificial neural networks,
Two-position controls,
Variable controls,
Double skin facades

ACCEPTANCE INFO

Received May 14, 2014
Final revision received May 30, 2014
Accepted June 2, 2014

Nomenclature

E: 셋팅온도와의 차이(℃)
E_{OLD} :이전 제어사이클에서의 E(℃)
ΔE: 이전 제어사이클 이후 E의 변화량(℃)
ΔE_{OLD} :이전 제어사이클에서의 ΔE:(℃)
INPUT: 입력층 뉴런 값
$INPUT_{ACT}$: 실제 입력 값
$INPUT_{MAX}$: 최대 입력 값
$INPUT_{MIN}$: 최소 입력 값
n_i: 입력층 뉴런 수
n_h: 숨겨진층 뉴런 수
n_o: 출력층 뉴런 수
n_d: 학습데이터 수
$TEMP_{IN}$: 실내온도(℃)
$\Delta TEMP_{IN}$: 이전 제어사이클 이후의 실내온도 변화(℃)
$TEMP_{CAV}$: 중공층온도(℃)
$TEMP_{OUT}$: 외기온도(℃)
$TEMP_{PR}$: 예측된 실내온도(℃)
T_{NEW} :현 제어사이클에서의 실내온도(° C)
T_{SET} :난방시스템의 셋팅온도(℃)
U: 출력값, 난방시스템의 작동비
U_{NEW}: 현재 제어사이클에서의 U
U_{OLD}: 이전 제어사이클에서의 U
U_{TRN}: 인공신경망 학습을 위한 U

1. 서론

최근 건물에 적용이 증가되고 있는 이중외피는 실내 열환경 제어 및 건물 에너지 성능 향상에 효과적인 것으로 밝혀졌다. 건물의 성능 향상은 계절에 따른 실내외측 개구부 및 차양장치의 적절한 작동을 통하여 이루어지며, 적절한 작동을 위한 다양한 제어방법이 연구되고 있다[1-10].

이중외피 건물 개구부의 제어방법은 두 가지 대표적인 접근으로

pISSN 2288-968X, eISSN 2288-9698
http://dx.doi.org/10.12813/kieae.2014.14.3.071

이루어지고 있다. 첫 번째는 규칙기반제어방법이며 두 번째는 최적제어방법이다. 규칙기반제어방법은 특정한 규칙을 기반으로 개구부 및 차양장치를 작동시키는 것을 의미한다. 예를 들어, 여름철 중공층 공기온도가 28℃를 넘어서면 실내측 개구부는 모두 폐쇄하고 실외측 개구부는 모두 개방하여 과열된 중공층 공기를 외부로 배출하게 된다. 같은 조건에 대하여 겨울철의 경우에는 실외측 개구부를 모두 폐쇄하여 중공층을 열적완충공간(thermal buffer zone)으로 사용하거나 실내측 개구부를 개방하여 태양열이 축적된 가열된 중공층 공기를 실내로 도입하게 된다[11]. 이러한 규칙들을 적용함으로써 건물 실내의 열 환경을 보다 쾌적하게 조성하고 냉난방시스템의 작동을 에너지 효율적으로 조절하는 효과를 가지게 된다.

이러한 규칙기반제어법은 규칙의 단순성과 적용의 용이함이라는 장점을 가지고 있다. 하지만, 이 방법은 적용된 규칙이 관리자 혹은 재실자의 경험이나 직관에 의하여 개발되고 있는 한계점이 있다. 즉, 건물 열 환경의 보다 쾌적하고 에너지 효율적인 제어를 가능하게 하는 새로운 접근의 필요성이 존재한다.

이러한 측면에서 최근 연구되고 있는 접근법은 최적제어방법이다. 최적제어방법은 이상적인 제어를 위하여 최적제어 알고리즘을 개발하여 적용함으로써 보다 개선된 환경과 에너지 성능을 구현을 목적으로 한다. 최근 인공신경망(artificial neural network) 모델을 적용한 로직은 이러한 접근법의 한 예이다.

인공신경망은 입력층, 숨겨진층, 출력층의 뉴런(neuron)들과 각 뉴런간의 관계(weight)에 기반하여 결과값을 도출하는 방법으로써 비선형 모델 혹은 수학적 관계성이 명확하지 않은 모델들에 안정적으로 적용할 수 있다. 계산된 출력값은 주로 미래에 발생할 결과에 대한 예측된 결과를 생산하게 되며, 이렇게 생산된 값은 각종 건물관련 시스템의 예측제어를 가능하게 한다. 또한, 신경망 모델은 적용 후 스스로의 학습을 지속적으로 진행함으로써 주변 환경의 변화에 대한 적응제어가 이루어질 수 있다.

이러한 인공신경망에 근간한 이중외피건물에서의 개구부 및 냉난방시스템의 제어를 위한 다양한 연구가 진행되었다[1-3,12]. 연구에서는 실내외측 개구부의 개방상태의 조합에 의한 미래의 실내온도 예측을 위하여 인공신경망 모델이 적용되었으며 예측된 미래의 온도에 근간하여 최적의 개방상태를 결정하고 실행하는 과정이 수행되었다. 또한, 냉난방시스템의 작동여부는 개구부의 작동결과를 고려하여 결정되었다. 이 때, 예측된 미래의 온도를 적용하기 때문에 냉난방시스템은 실내온도가 쾌적범위를 벗어나기 전에 작동과 멈춤을 결정함으로써 보다 안정적인 온도를 유지할 수 있게 하였다. 그 결과 기존의 규칙기반제어법에 비하여 열 쾌적 기간은 증가하였으며 냉난방을 위한 에너지 성능은 향상된 것으로 나타났다.

기존에 개발된 인공신경망기반 제어법은 발정제어(two-position controls)시스템을 위한 로직이었다. 하지만, 최근의 건물은 가변제어(variable controls)시스템의 적용이 증가되어가고 있는 추세이다. 그러므로, 최적제어로직은 발정제어 뿐만이 아니라 가변제어되는 시스템을 위하여 개발될 필요성이 있다.

따라서, 본 연구는 이중외피 건물에서 가변제어형 시스템과 개구부를 최적제어할 수 있는 로직을 개발하고 적용가능성을 평가하는 것을 목적으로 한다. 특히, 가변제어되는 난방시스템을 제어하기 위한 인공신경망 모델을 개발, 적용하며 기존의 발정제어형 시스템을 위한 최적제어법과의 성능을 비교분석한다. 이를 통하여 열 쾌적 측면 및 에너지 성능 면에서 우수한 제어법을 제시하고자 한다. 이를 위한 연구의 진행방향은 다음과 같다.

(1) 발정제어 난방시스템 및 개구부 통합 제어를 위한 로직의 개발
(2) 가변제어 난방시스템 및 개구부 통합 제어를 위한 로직의 개발
(3) 컴퓨터 시뮬레이션을 통한 성능 평가
(4) 결과 분석 및 결론

2. 발정제어 및 가변제어로직의 개발

이중외피 건물의 개구부와 난방시스템의 통합제어를 위한 로직이 개발되었다. 각 로직은 발정제어 혹은 가변제어 되는 난방시스템을 위한 로직이며 이중외피의 개구부는 개방과 폐쇄만이 가능한 시스템으로 가정되었다.

Fig. 1은 발정제어시스템을 위한 최적제어로직의 알고리즘을 나타낸다. 로직의 흐름은 크게 두 단계로 구성되며 각 단계는 개구부의 개방상태를 결정하기 위한 것과 난방시스템의 작동을 결정하기 위한 것으로 나뉠 수 있다.

첫 번째 단계인 개구부 작동을 위하여 인공신경망 모델이 적용되었다. 적용된 신경망 모델은 매 제어사이클마다 스스로의 학습을 진행하는 과정을 우선 실시한 후, 실내외측 개구부의 각 개방상태에 대하여 다음 제어사이클까지의 실내온도 변화를 예측하도록 계획되었다. 개구부의 개방상태는 Table 1에 정리되어있다. 예측된 각각의 온도에 기반하여 최적의 개방상태를 결정하게 된다. 최적의 개방상태는 겨울철 난방기간의 경우 실내의 온도를 가장 높게 유지할 수 있는 방법으로 볼 수 있다. 예를 들어, 각 개방조건에 대한 예측된 실내온도 변화값이 각각 0.2℃ (Case 1), -0.2℃ (Case 2), 0.1℃ (Case 3), -2.0℃ (Case 4)인 것으로 계산되었을 경우 최적의 개방상태는 실내외측 개구부가 모두 폐쇄된 Case 1로 예상할 수 있다. 즉, Case 1을 적용함으로써 실내 온도를 가장 따듯하게 유지할 수 있다. 이렇게 결정된 방법의 최적의 결과로써 실내외측 개구부를 작동시키게 된다.

두 번째 단계는 난방시스템을 작동시키는 단계이다. 이 단계에서는 현재 난방시스템의 작동상태와 이전 단계에서 결정된 개구부의 최적 작동의 결과($TEMP_{PR}$) 및 현재실내온도($TEMP_{IN}$)이 결정요소로 작동하게 된다. 예를 들어, 현재 난방시스템이 작동하지 않으며 $TEMP_{PR}$이 0.2℃, $TEMP_{IN}$이 19.5℃일 경우 $TEMP_{PR}$와 $TEMP_{IN}$의 합은 19.7℃이다. 이값이 쾌적영역(예를 들어, 20~23℃)의 최소온도인 20℃보다 낮으므로 난방시스템의 작동 시작을 명령하게 된다. 즉, 인공신경망으로부터 예측된 미래의 온도는 개구부의 개방상태 뿐만 아니라 발정제어되는 난방시스템의 제어에도 사용되게 된다.

개발된 인공신경망 모델의 구조가 Fig. 2에 나타나 있다. 개발된 모델은 한 층의 입력층(1), 네 층의 숨겨진층(4), 하나의 출력층으로 구성되어 있다. 각 층의 수는 선행연구에서 성능분석을 바탕으로 도출된 최적의 수를 적용하였다[1,12,13]. 6개의 입력변수를 위한 뉴런이 입력층에 적용되었으며, 입력변수는 각각 실내측면 개구부의

개방상태(1: 개방, 0: 폐쇄), 실외측면 개구부의 개방상태(1: 개방, 0: 폐쇄), 실내온도($TEMP_{IN}$, −10~40℃), 이전 제어사이클 이후의 실내온도 변화($\Delta TEMP_{IN}$, −10~10℃), 외기온도($TEMP_{OUT}$, −20~80℃), 그리고 중공층온도($TEMP_{CAV}$, −20~40℃)이다. 입력값은 계산의 정확성을 위하여 0~1사이의 값을 가지도록 식 (1)을 이용하여 치환되어 적용된다[16]. 예를 들어 실내온도가 20℃일 경우 실제 입력값은 (20℃−(−10℃))/(40℃−(−10℃)) = 0.6 이다.

$$INPUT=(INPUT_{ACT}-INPUT_{MIN})/(INPUT_{MAX}-INPUT_{MIN}) \quad (1)$$

숨겨진층의 뉴런수는 선행연구에서 최적으로 제안된 10개로 하였으며, 출력층의 뉴런은 예측된 미래의 실내온도를 위한 하나로 구성되어있다[1,12,13]. 숨겨진층의 뉴런과 출력층 뉴런을 위한 전이함수로는 Tangent Sigmoid와 Pure Linear 방법이 적용되었다.

학습을 위한 요소들은 Levenberg- Marquardt 알고리즘, 0.75 learning rate, 0.30 moment, 0.01K^2 goal, 1,000번의 epoch를 사용하였으며 learning rate과 moment는 선행연구의 최적화 결과를 도입하였다[1,12,13]. 또한 43세트의 학습데이터가 식 (2)에 따라 구성되었으며 데이터 관리는 sliding-window 방법을 이용하였다.

$$n_d=(n_h-(n_i+n_o)/2)^2 \quad (2)$$

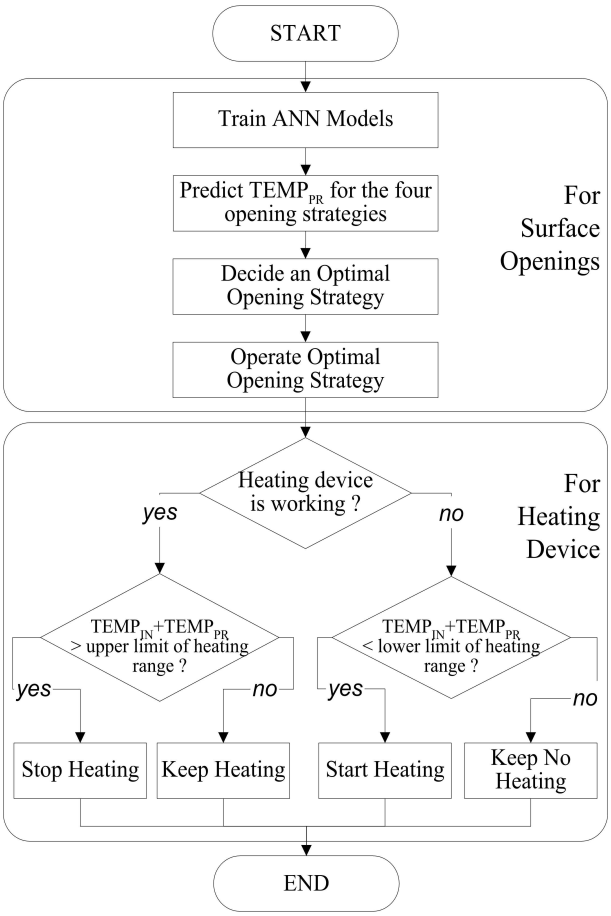

Fig. 1. Control logic for the two-position heating system

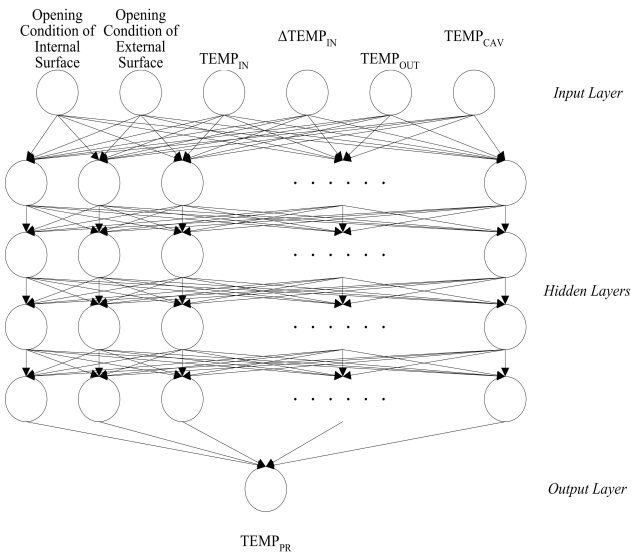

Fig. 2. ANN model for predicting future indoor temperature.

Table 1. Opening conditions of the inlets and outlets of the double skin facade.

Facade Locations / Opening Conditions	Internal Facade	External Facade
Case 1	Closed	Closed
Case 2	Closed	Opened
Case 3	Opened	Closed
Case 4	Opened	Opened

Fig. 3은 가변제어시스템을 위한 최적제어로직의 알고리즘을 나타낸다. 발정제어시스템을 위한 로직과 동일하게 난방시스템의 작동과 이중외피 개구부의 작동을 위한 두 단계로 구성되어 있다. 각 단계에서는 개별적 인공신경망모델을 적용하여 최적의 작동을 실시하게 된다.

첫 번째 단계에서 실시되는 개구부의 개방조건 결정은 발정제어시스템에서 적용되는 과정과 동일하다. 즉, 동일한 구조의 인공신경망 모델이 적용되어 최적의 실내외측면 개구부의 개방상태를 결정하게 된다.

두 번째 단계는 가변형난방시스템을 제어하기 위한 것으로써 독립적인 인공신경망모델을 적용하게 된다. Fig. 4는 적용된 인공신경망을 나타내며, 이 모델의 목적은 가변난방시스템의 최적 작동비 U를 계산하는 것이다. 계산된 값은 0~1사이이며 이는 0~100%의 시스템 가동비를 의미한다.

개발된 모델은 한 층의 입력층, 한 층의 숨겨진층, 한 층의 출력층으로 구성되어있다. 입력층에는 두 개의 뉴런이 포함되어 있으며, 각각 셋팅온도와의 차이(E)와 이전 제어사이클 이후 E의 변화량(ΔE)이다. 숨겨진층은 뉴런은 식 (3)에 근간하여 다섯 개로 결정되었다[14,15]. 출력층은 하나의 뉴런으로 구성되며 가변난방시스템의 최적 작동비이다. 개구부 개방으로 위한 신경망모델과 동일하게 숨겨진층 뉴런과 출력층 뉴런의 전이함수(transfer functions)로써

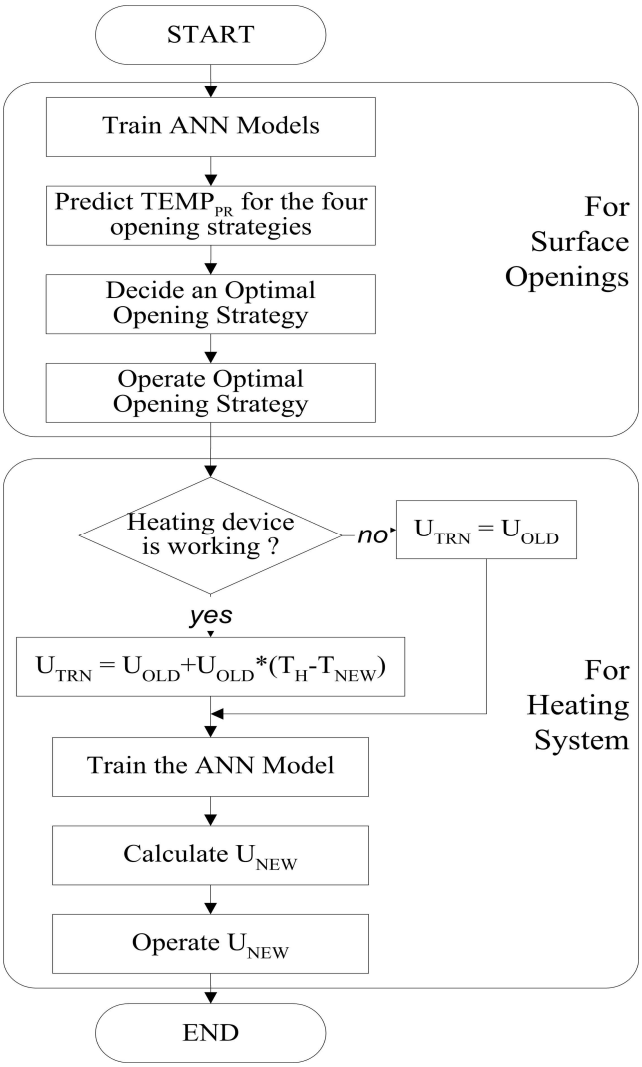

Fig. 3. Control logic for the variable heating system

Tangent Sigmoid와 Pure Linear 방법이 적용되었다.

신경망모델의 학습을 위하여 선행연구를 바탕으로 Levenberg-Marquardt 알고리즘, 0.75 learning rate, 0.90 moment, 0.00 K^2 goal, 1,000번의 epoch가 적용되었다[16]. 또한, 또한 앞선 식 (2)에 근거하여 15세트의 학습 데이터가 사용되었으며 학습 데이터의 유지를 위하여 동일한 sliding-window 관리법이 적용되었다 [1,13,16].

$$n_h = 2 \times n_i + 1 \tag{3}$$

가변난방시스템의 작동을 위한 과정은 다음과 같이 진행된다.

(1) U_{TRN} 계산: (식 (4) 이용)

$$U_{TRN} = U_{OLD} + U_{OLD} * (T_{SET} - T_{NEW}) \tag{4}$$

예로써, 난방시스템의 셋팅온도가 21.5℃, 현재 실내온도가 22.0℃, 현재 난방시스템 작동비가 0.15이면 U_{TRN}은 0.15+0.15*(21.5-22.0) = 0.075로 계산된다. 이것은 작동비가 0.15가 아닌 0.075이었

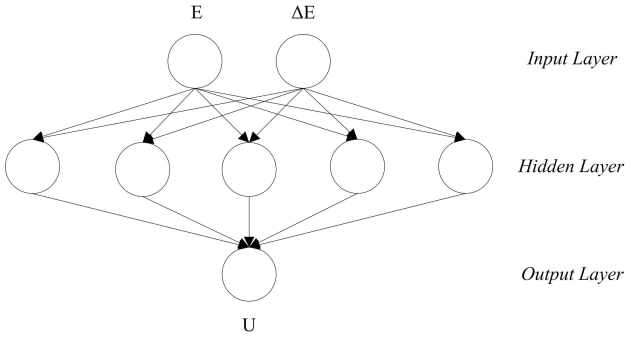

Fig. 4. ANN model for predicting working ratio of the variable heating system.

어야 현재의 실내온도가 셋팅온도에 보다 가까워졌을 수 있었음을 의미한다.

(2) E_{OLD} 및 ΔE_{OLD} 계산

예로써, 이전 제어사이클(n-1)과 그 이전 제어사이클(n-2)의 실내온도가 각각 21.3℃와 21.0℃ 였다면 E_{OLD}는 21.3℃-21.5℃ = -0.2℃, ΔE_{OLD}는 ((21.3℃-21.5℃)-(21.0℃-21.5℃)) = 0.3℃이다. 산출된 E_{OLD}, ΔE_{OLD}, U_{TRN}의 의미는 이전 제어사이클은 각각 -0.2℃의 E_{OLD}와 0.3℃의 ΔE_{OLD}의 상태를 보이고 있었으며 이 경우 인공신경망모델은 0.075의 U_{TRN}으로 결과값을 산출했어야 함을 뜻한다. 신경망모델은 이 값들은 새로운 학습 데이터로 추가한다.

(3) 추가된 새로운 학습 데이터세트들로 신경망모델 학습

(4) 학습된 신경망모델을 이용하여 U_{NEW} 계산

(5) 계산된 U_{NEW} 값에 따라 가변난방시스템 작동

이와 같이 계산된 U값에 따라 난방시스템을 작동시킴으로써 난방시스템은 실내온도를 셋팅온도에 근접하게 유지시킬 수 있다. 따라서, 기존의 발정제어법에 비하여 보다 안정적인 온도 환경을 제공할 수 있을 것으로 예상된다.

3. 성능 평가

개발된 두 가지 제어법은 컴퓨터 시뮬레이션을 통한 성능 평가가 실시되었다. 성능 평가는 테스트 모듈에서 진행되었으며 모듈은 북위 37.56°, 동경 126.98° 의 대한민국 서울에 위치한 것으로 가정된 1층의 건물이다. 테스트 기간은 난방기간인 2013년 1월 1일부터 2월 28일까지였다.

Fig. 5는 성능평가가 실시된 테스트 모듈의 입면과 평면을 보여준다. 모듈은 높이 3.05m, 너비 4.2m, 깊이 4.5m의 크기를 가지며 중공층의 깊이는 0.9m이다. 실내외측면 상부와 하부에는 일련의 개구부들이 설치되어 환기를 위하여 사용된다. 앞서 설명된 제어로직들이 이 개구부를 작동시키게 된다. 각 개구부의 크기는 높이 0.3m, 너비 0.5m이며 상하부에 각각 8개의 개구부가 설치된다.

외피요소의 단열성능은 외벽, 지붕 바닥이 각각 2.78 m^2K/W, 5.00 m^2K/W, 그리고 2.44 m^2K/W로 구성되었으며이중외피의 내측면 창은 0.18 m^2K/W, 외측면 창은 0.77 m^2K/W이다. 실내 발생

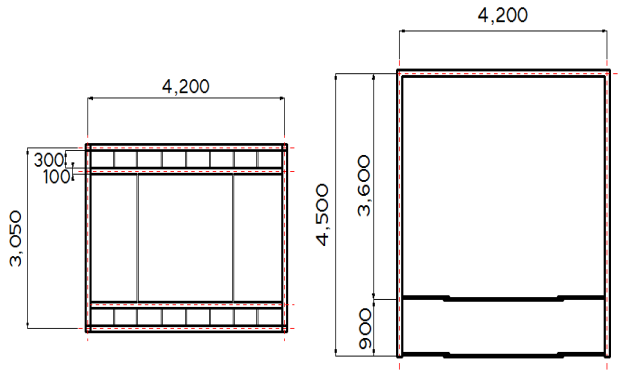

Fig. 5. Test module (front elevation & plan)

부하는 2명의 가벼운 일을 하고 있는 재실자, 5W/m²의 조명기기, 2대의 컴퓨터 및 프린터로 가정하였다. 난방시스템은 7,172 kJ/hr의 열 공급 성능을 가졌으며, 발정제어의 경우는 0 kJ/hr 혹은 7,172 kJ/hr로 작동하고 가변제어의 경우 0kJ/hr ~ 7,172 kJ/hr 사이에서 작동한다. 발정제어시스템의 작동온도는 20-23℃이며 가변제어시스템의 셋포인트 온도는 21.5℃로 설정되었다. 환기 및 침기량은 0.7 ACH (air change rate per hour)로 사용하였고 외부방해물이나 차양장치는 설치되지 않은 것으로 가정하였다.

성능평가를 위한 시뮬레이션 툴은 MATLAB[17]과 TRNSYS [18]를 함께 사용하였다. Fig. 6은 두 시뮬레이션 툴의 역할 및 관계를 설명한다. MATLAB은 Neural Nework Toolbox를 이용하여 인공신경망모델을 개발하고 제어로직에 적용한다. 또한 개발된 신경망모델을 이용하여 최적의 개구부 개방상태 및 난방시스템의 작동상태를 결정한다. 결정된 개방상태 및 계산된 난방시스템 작동상태는 TRNSYS 로 전달되어 실행되게 된다. TRNSYS는 테스트 모듈과 관련된 요소들을 모델링하고 MATLAB으로부터 전달된 개방상태 및 난방시스템을 작동하여 새로운 실내온도를 계산한다. 계산된 결과는 MATLAB으로 전달되며 같은 과정이 반복된다. 이러한 과정은 매 1분마다 실시된다.

MATLAB과 TRNSYS를 함께 사용한 연구방법의 신뢰도 확보를 위한 예비연구가 진행되었다[1,12,19]. 예비연구에서는 시뮬레이션에서 계산된 실내온도와 실제건물에서 측정된 온도의 유사성 분석을 실시하였는데 통계적 유사성을 Root mean square of errors

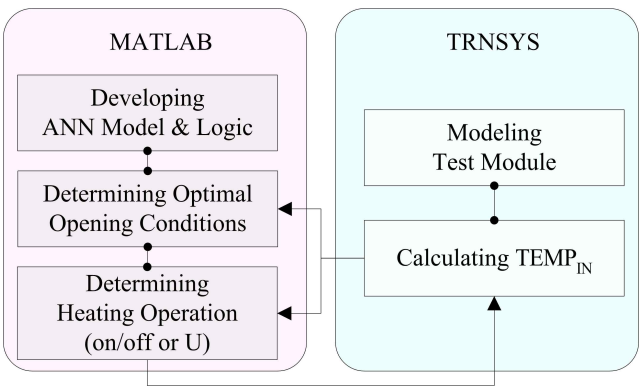

Fig. 6. Incorporative simulation method.

(RMS) 값으로 분석하였다. 분석 결과 계산된 온도와 측정된 온도의 RMS 값이 0.0259 K로써 개발된 신경망모델의 목적인 0.1 K 보다 작은 것으로 나타났다. 즉, 적용된 방법의 신뢰도가 확보되었으며 이를 바탕으로 본 연구에서의 성능평가를 위한 기반이 마련되었다.

4. 결과 분석

4.1. 열 환경

각 로직에 의해 조성되는 열 환경을 분석하기 위하여 평균실내온도, 쾌적영역의 중심으로부터의 표준편차, 쾌적기간, 그리고 개구부의 개방기간 등을 비교하였다. Fig. 7은 테스트 기간 중 일부분(1월 11일 ~ 20일)에 대한 결과를 보여준다.

발정시스템 제어법은 난방시스템을 작동, 멈춤을 반복시킴으로써 실내온도를 쾌적영역인 20~23℃ 부근에서 반복적으로 상승 및 하강을 반복하였고 평균실내온도는 22.1℃였다. 반면, 가변시스템 제어법의 경우 실내온도를 셋포인트 온도인 21.5℃ 근처에서 유지하였으며 평균실내온도는 다소 낮아진 21.8℃였다. 가변시스템 제어법이 실내온도를 셋포인트 근처에서 유지하였다는 사실은 쾌적영역의 중심인 셋포인트 온도(21.5℃)로부터의 표준편차를 비교하였을 경우 명확해진다. 가변시스템의 경우 0.7℃로써 발정시스템의 1.8℃ 보다 현저히 작은 결과를 보여주며 이는 실내온도를 보다 안정적으로 유지하고 있음을 의미한다(Table 2).

쾌적기간의 분석 결과(Table 2) 가변시스템 제어법이 실내 온도를 보다 쾌적하게 유지할 수 있는 것으로 나타났다. 쾌적기간은 가변시스템의 경우 88.3%로써 발정시스템 제어법의 86.1%에 비하여 2.2% 증가되었다. 이는 신경망모델에 의한 계산된 작동비를 바탕으로 난방시스템이 실내온도를 셋포인트 온도 부근으로 유지하려 했기 때문인 것으로 판단된다. 또한, 추운 기간은 1.2% 증가되었으며 더운기간은 3.4% 감소되었는데 이는 평균실내온도가 낮게 유지된 것과 일맥상통한다.

중공층 온도의 경우 발정시스템 및 가변시스템에 의해 가각 평균 4.9℃와 4.5℃로 유지되었다. 발정시스템에 의하여 다소 높게 형성된 중공층 온도는 상대적으로 높은 실내온도 때문인 것으로 판단된다. 마지막으로 두 가지 제어로직 모두 실내측 개구부는 개방하지 않았던 것으로 분석되었다.

이러한 열 성능에 대한 분석 결과 가변제어시스템을 위한 최적제어법이 실내온도를 보다 쾌적하고 안정적으로 유지할 수 있는 것으로 판단된다.

Table 2. Thermal performance results.

	Average TEMP$_{IN}$ (℃)	SD of TEMP$_{IN}$ from 21.5℃ (℃)	Comfortable Period (%)			Surface Opening Periods (minutes)
			Cold	Comfortable	Hot	
Two-Position Logic	22.1	1.8	0.1	86.1	13.8	0
Variable Logic	21.8	0.7	1.3	88.3	10.4	0

ⓒCopyright Korea Institute of Ecological Architecture and Environment

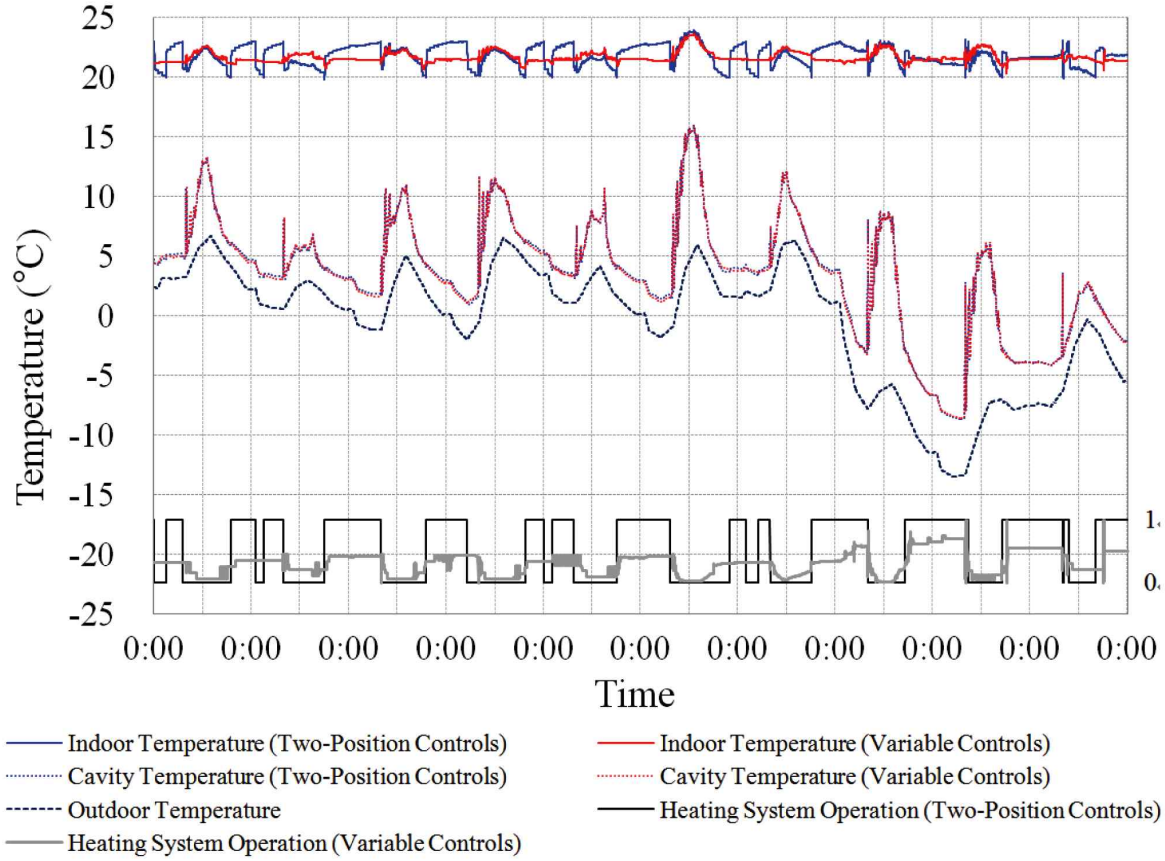

Fig. 7. Operating results by two developed logics.

4.2. 에너지 성능

두 가지 제어로직에 의한 열 공급량 및 시스템의 작동 개시 및 멈춤의 횟수가 Fig. 8에 비교되어 있다. 발정제어시스템과 가변제어시스템에 의하여 각각 1,247.8 KWh와 774.4 KWh의 열이 실내로 공급되었는데, 가변제어시스템에 의하여 약 37.9% 감소하였다. 이는 가변제어시스템을 위한 최적제어로직을 적용함으로써 난방을 위한 에너지 성능이 향상될 수 있음을 의미한다.

난방시스템의 작동 및 멈춤의 횟수 역시 가변제어시스템에 의하여 현저히 감소하였다. 발정시스템과 가변시스템 가각의 횟수는 310번과 146번인 것으로 분석되었다. 시스템 작동의 변화가 적다는 것은 잦은 작동 및 멈춤에 의한 에너지소비, 퇴화 및 고장의 원인이 감소할 수 있다는 것을 의미한다. 즉, 가변제어시스템 및 최적제어를 적용함으로써 시스템의 에너지 성능향상과 수명 연장이 가능할 것으로 판단된다.

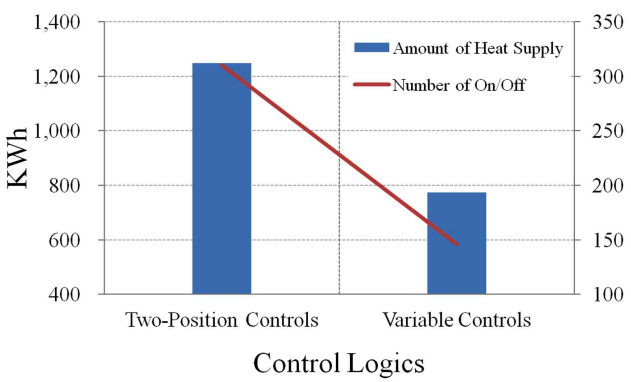

Fig. 8. Amount of heat supply and number of system's on/off

5. 결론

본 연구는 이중외피건물에서의 쾌적한 실내 열 환경 조성을 위하여 난방시스템 및 개구부 작동을 위한 최적제어로직을 개발하는 것을 목적으로 하였다. 이를 위하여 발정제어 되는 난방시스템과 가변제어 되는 난방시스템을 위한 인공신경망기반 최적제어로직을 개발하였다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 성능 비교분석을 실시하였으며 이를 통하여 밝혀진 사실은 다음과 같다.

(1) 실내온도 분포는 발정시스템 제어법의 경우 쾌적영역인 20~23℃ 부근에서 반복적으로 상승 및 하강을 반복하였고 가변시스템 제어법의 경우 셋포인트 온도인 21.5℃ 근처에서 유지하였다.

(2) 가변시스템 제어법이 실내온도를 보다 안정적으로 유지하였다는데 쾌적영역의 중심인 셋포인트 온도(21.5℃)로부터의 표준편차가 0.7℃로써 발정시스템의 1.8℃ 보다 현저히 작은 결과를 나타냈다.

(3) 가변시스템 제어법에 의해 실내온도의 쾌적기간이 증가되었으며 이는 인공신경망 모델에 의하여 난방시스템이 실내온도를 셋포인트 온도 부근으로 유지하려 했기 때문이다.

(4) 난방시스템에 의한 실내로의 열 공급량은 가변제어시스템 제어법에 의하여 현저히 감소하여 감소비는 약 37.9%에 이르렀다. 이는 가변제어시스템을 위한 최적제어로직을 적용함으로써 난방을 위한 에너지 성능이 향상될 수 있음을 의미한다.

(5) 난방시스템의 작동 및 멈춤의 횟수 역시 가변제어시스템에 의하여 현저히 감소하였다. 시스템 작동의 변화가 적음으로써 잦은 작동 및 멈춤에 의한 에너지소비, 퇴화 및 고장의 원인이 감소할 수 있을 것으로 예상된다.

이러한 열 환경 및 에너지 성능 분석을 통하여 가변제어시스템을 위한 최적제어를 적용함으로써 실내온도를 보다 쾌적하고 안정적으로 유지할 수 있으며 에너지 성능향상과 시스템의 수명 연장이 가능할 것으로 결론지을 수 있다.

본 연구는 겨울철 난방시스템 및 이중외피 개구부의 작동을 위한 최적제어로직을 개발, 평가하는 것을 목적으로 하였다. 추후 연구에서는 여름철 냉방시스템 제어를 위한 로직 및 중간기를 위한 종합적 로직을 개발할 필요성이 있다. 또한, 컴퓨터 시뮬레이션 외에도 실험실 적용 및 실제 건물 및 시스템의 적용 후 평가하는 과정이 요구된다. 이러한 추후 연구 결과를 바탕으로 온도조절기 및 중앙제어패널 등을 위한 독립적인 프로그래밍이 진행될 예정이다.

Acknowledgements

본 논문은 2014년도 서일대학교 학술연구비에 의해 연구되었음.

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; 61,149-159, 2013.
[2] 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.
[3] 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.
[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] Shameri, M.A., Alghoul, M.A., Sopian, K.,Fauzi, M., Zain, M. Omkalthum Elayeb. Perspectives of double skin façade systems in buildings and energy saving, Renewable and Sustainable Energy Reviews; 15, 1468-75, 2011.
[6] Fallahi, A., Haghighat, F., Elsadi, H. Energy performance assessment of double-skin façade with thermal mass, Energy and Buildings; 4, 1499-1509, 2010.
[7] 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 winte, Building and Environment; 44, 2236-2244, 2009.
[8] Saelens, D., Roels, S., Hens, H. Strategies to improve the energy performance of multiple-skin facades, Building and Environment; 43, 638–650, 2008.
[9] Gratia, E., Herde, A.F. Are energy consumption decreased with the addition of a double-ski, Energy and Buildings; 39, 605–619, 2007.
[10] Lee E.S., Selkowitz, S., Bazjanac, S.V., Kholer, C. High-performance commercial building facades, LBNL Report-50502. Berkeley: Lawrence Berkeley National Laboratory, 2002.
[11] Evans, B. Lower Energy in a City Street, The Architects's Journal; 200, 31-33, 1994.
[12] 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.
[13] 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.
[14] Yang, J., Rivard, H., Zmeureanu, R. On-line building energy prediction using adaptive artificial neural networks, Energy and Buildings; 37, 1250-1259, 2005.
[15] 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.
[16] 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.
[17] MathWorks. MATLAB 14, vol. 26; 2010-3, http://www.mathworks.com;2010
[18] University of Wisconsin. TRNSYS16.1, http://sel.me.wisc.edu/trnsys/;2010.
[19] 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.L Report-50502. Berkeley: Lawrence Berkeley National Laboratory, 2002.

ⓒCopyright Korea Institute of Ecological Architecture and Environment