



## 이중외피 개구부 및 냉방시스템 제어를 위한 규칙기반 및 예측제어의 온도 및 작동 성능비교

*Comparative Analysis on the Temperature and Operating Performance of Rule-based- and Predictive-Algorithms for the Openings and Cooling System in the Double Skin Buildings*

박보랑\* · 최은지\*\* · 양영권\*\*\* · 문진우\*\*\*

Park, Bo Rang\* · Choi, Eun Ji\*\* · Yang, Young Kwon\*\*\* · Moon, Jin Woo\*\*\*\*

\* School of Architecture and Building Science, Chung-Ang Univ, South Korea (pbr\_1123@naver.com)

\*\* Coauthor, School of Architecture and Building Science, Chung-Ang Univ, South Korea (ejjch177@gmail.com)

\*\*\* Coauthor, School of Architecture and Building Science, Chung-Ang Univ, South Korea (dora84@naver.com)

\*\*\*\* Corresponding author, School of Architecture and Building Science, Chung-Ang Univ, South Korea (gilerbert73@gmail.com)

### ABSTRACT

**Purpose:** This study aimed at proposing a predictive algorithm for the optimal control of the cooling system and openings of the double skin building in an integrated manner. **Method:** Two artificial neural network models were developed and employed in the predictive algorithm - the one is for controlling the cooling system and the other is for operating envelope openings. The thermal- and system operating performance were tested using the Transient Systems Simulation (TRNSYS) and Matrix Laboratory (MATLAB) softwares. The performance was compared with that of a conventional rule-based algorithm. **Result:** The predictive control algorithm presented more comfortable thermal environment with remarkable increase of the comfortable period up to 27% of whole period. In addition, the cooling system worked more stably decreasing the number of system's on and off. The analysis results demonstrated a potential of the proposed algorithm as an advanced thermal control strategy in the double skin building.

© 2018 KIEAE Journal

### KEY WORD

규칙기반제어  
예측제어  
인공신경망

Rule-based Control  
Predictive Control  
Artificial Neural Network

### ACCEPTANCE INFO

Received Jan 08, 2018

Final revision received Mar 05, 2018

Accepted Mar 10, 2018

## 1. 서론

최근 인간의 실내 거주시간이 증가함에 따라 쾌적한 실내환경의 제공은 삶의 질을 결정짓는 중요한 요소가 되었다 [1]. 특히, 열환경은 실내환경상태를 결정짓는 가장 중요한 요소 중 하나이며, 적절한 열환경 제공을 위한 다양한 방법들이 연구, 제안되고 있다. 공간 및 외피의 효율적 구성, 자연형 요소의 도입, 제어시스템의 성능향상 및 효율적 제어 등이 그러한 예로 볼 수 있다.

이중외피는 쾌적하고 효율적 실내환경 제공을 위한 성공적인 접근법으로 인식되어 있다. 실내/외측의 이중외피, 개구부, 차양장치 등이 주요 구성요소로써, 개구부 및 차양장치의 적절한 작동을 통하여 열환경의 쾌적성 및 시스템의 에너지 성능을 향상시킬 수 있는 가능성을 제공한다 [2~8]. 또한, 중공층은 전도(conduction) 및 대류(convective)에 의한 실내외 열전달을 제어할 수 있는 장점이 있다.

이중외피 개구부의 작동을 위한 방법은 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 첫 번째는 규칙기반 제어법(rule-based control method)이다. 이 제어법은 개구부의 개폐를 위하여 정해진 규칙

을 따른다. 예를 들어, 여름철 중공층 온도가 28°C 이상이면 실내측 개구부는 닫고, 실외측 개구부는 개방하여 중공층의 가열된 공기를 외부로 배출시킨다. 하지만 동일한 조건에 대하여 겨울철에 일 경우에는 실외측은 닫고, 실내측의 개방하여 가열된 공기를 실내로 유입시킨다 [9].

이러한 규칙기반 제어법은 규칙의 단순성, 적용의 용이성 등의 장점을 가지고 있다. 하지만, 적용된 규칙은 건물 관리자 혹은 사용자의 경험, 직관 등에 의해 결정된다는 한계점을 가지고 있다. 다시 말해 최적의 규칙이 도출된 것이 아니며, 보다 효율적인 대안이 존재할 수 있는 가능성성이 존재한다.

두 번째 방법은 최적제어방법으로서 기존의 규칙기반 제어법의 한계점을 개선할 수 있다. 최적제어 알고리즘을 적용함으로써 개구부를 이상적으로 작동할 수 있는 장점이 있으며, 최근 인공신경망(artificial neural network, ANN) 등의 적용 등이 시도되고 있다.

인공신경망은 인간의 신경전달과정과 학습 및 판단의 과정을 공학적 모델로 구현한 것으로써 입력층, 숨겨진층, 출력층으로 구성되어 있다. 각 층은 일련의 뉴런들로 구성되어 있으며, 각 층 뉴런들 사이에는 가중치가 할당되어 뉴런들 간의 관계성이 결정된다. 일련의 입력뉴런에 사용되는 입력값들과 가중치, 전이함

수 등을 사용하여 숨겨진 층의 뉴런들로 결과값이 전달되며 숨겨진 층에서도 유사한 과정을 통하여 출력층의 뉴런으로 전달되어 결과값을 도출하게 된다. 또한, 결과값의 오차를 사용하여 가중치를 수정하는 자가학습을 통하여 보다 안정적이고 정확한 결과값을 도출하게 된다.

인공신경망을 적용한 이중외피건물의 개구부 작동제어에 관한 연구가 다양하게 진행되고 있다 [10-16]. 이들 연구에서는 실내외측 개구부의 개구부 상태에 따른 실내온도를 예측하는 신경망모델이 제안되었다. 특히, 개발된 신경망 모델은 실내외 온도 조건 및 4 가지의 개방상태(실내외측 모두 닫힘, 실내측 열리고 실외측 닫힘, 실내측 닫히고 실외측 열림, 실내외측 모두 열림)에 대한 다음 제어 사이클까지의 실내온도 변화를 예측하도록 계획되었다.

예측된 실내온도를 사용하여 최적의 개구부 상태를 결정함과 동시에, 최적 개구부 상태를 반영한 on-off two-position 냉난방시스템 작동을 결정하는 알고리즘이 개발되었다. 예를 들어 겨울철 4 가지 개방조건에 대하여 예측된 온도가 각각  $1.0^{\circ}\text{C}$ ,  $0.5^{\circ}\text{C}$ ,  $-0.5^{\circ}\text{C}$ , 그리고  $-2.0^{\circ}\text{C}$ 일 경우, 최적의 개방상태는 실내외측이 모두 닫힌  $1.0^{\circ}\text{C}$ 로 결정된다. 따라서 이중외피의 개구부는 모두 닫히게 된다. 기존 연구에서의 분석 결과, 제안된 모델과 알고리즘은 기존의 규칙기반 제어법보다 쾌적한 열환경을 제공하는 것으로 분석되었다.

기존의 연구에서는 이중외피 개구부 및 단순한 two-position on/off 냉난방 시스템의 통합제어를 위한 인공신경망 모델 및 알고리즘이 개발되었다. 기존의 연구 결과를 바탕으로 본 연구는 이중외기 개구부 및 가변적(variable) 냉방시스템의 최적제어를 위한 신경망모델과 예측제어 알고리즘을 개발하는 것을 목적으로 한다. 이를 위하여 두 개의 신경망 모델이 개발되며, 이는 각각 개구부의 개방상태와 가변냉방시스템의 작동상태를 결정하게 된다. 또한, 이들 두 예측 모델이 내재된 예측알고리즘의 성능은 기존의 규칙기반제어법과의 비교를 통하여 우수성이 증명된다. 성능증명은 컴퓨터시뮬레이션 기법을 이용하여 실시되었다.

## 2. 예측제어 모델 및 알고리즘 개발

### 2.1. 인공신경망 모델 개발

두 가지의 인공신경망 모델이 개발되었다. 모델들은 MATLAB의 Neural Network Toolbox[17]를 이용하여 구성되었다. 첫 번째 모델은 가변냉방시스템의 최적 작동비( $U$ )를 산출하는 모델이다. 최적 작동비는 실내온도를 설정된 set-point 온도에 도달하여 유지되기 위한 냉방시스템의 작동비를 의미하는 것으로써, 이의 도출을 위한 모델의 구조는 <그림1>에 나타나 있다. 모델은 두 개의 입력뉴런, 다섯 개의 숨겨진 뉴런과 하나의 출력뉴런으로 구성되어 있다. 입력뉴런은 Error와  $\Delta\text{Error}$ 로써 이는 현재 실내온도와 set-point 온도와의 차이(Error), 그리고 지난 제어사이클로부터 그 차이의 변화량( $\Delta\text{Error}$ )을 의미한다. 입력값은 0~1 사이의 값을 가지도록 정규화되어 입력값으로 사용된다. 숨겨진 뉴런의 수는 <식1>을 이용하여 다섯 개로 결정되었다 [18,19]. Tangent-sigmoid와 pure linear 방법이 숨겨진 뉴런과 출력뉴런에 전이함수로써 각각 적용되었다.

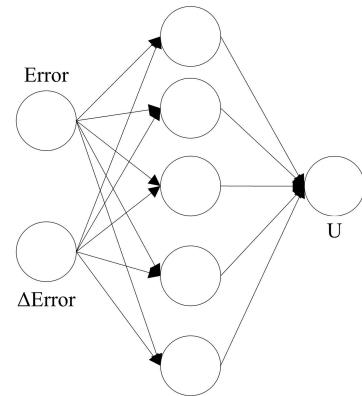


Fig. 1. ANN model for calculating  $U$

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

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

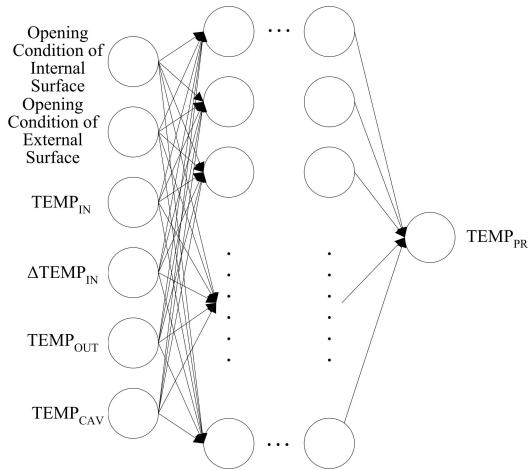
모델의 학습을 위하여 Levenberg-Marquardt 알고리즘과, 0.75의 학습률, 0.90의 모멘트를 적용하였으며, 이 값들은 선행 연구를 통하여 최적의 결과값을 도출하는 것으로 나타났다 [20]. 학습을 위한 데이터세트의 수는 25개로써 이는 <식2>를 이용하여 결정되었으며[18,19], 0.00 K2의 학습목표와 1,000회의 Epoch로써 학습을 실시하였다. 학습데이터의 관리를 위하여 Sliding-window 기법을 적용함으로써 새로운 데이터세트가 획득될 시 가장 오래된 데이터세트를 제거한 후 학습이 실시되었다. 새로운 데이터세트의 획들을 위한 다음의 예로써 설명될 수 있다.

(1)  $U_{\text{TRN}}$ 의 획득: 이전 제어사이클에서의 작동비( $U_{\text{OLD}}$ )가 0.3이었고, 현재실내온도( $T_{\text{NEW}}$ )가  $26.0^{\circ}\text{C}$ , set-point 온도( $T_C$ )가  $24.5^{\circ}\text{C}$ 일 경우,  $U_{\text{TRN}}$ 은  $0.3 + 0.3 \cdot (26.0 - 24.5) = 0.75$ 이다. 이는 지난 사이클에서의 작동비는 0.3이 아닌 0.75였어야 했음을 의미한다.

(2)  $E_{\text{OLD}}$ 와  $\Delta E_{\text{OLD}}$ 의 계산: 이전 제어사이클의 온도가  $26.5^{\circ}\text{C}$ 이고 그 이전 제어사이클의 실내온도가  $27.0^{\circ}\text{C}$ 일 경우  $E_{\text{OLD}}$ 는  $26.5^{\circ}\text{C} - 24.5^{\circ}\text{C} = 2.0^{\circ}\text{C}$ ,  $\Delta E_{\text{OLD}}$ 는  $((26.5^{\circ}\text{C} - 24.5^{\circ}\text{C}) - (27.0^{\circ}\text{C} - 24.5^{\circ}\text{C})) = -0.5^{\circ}\text{C}$ 이다. 이는 지난 사이클에서의 실내온도는 set-point 온도보다  $2.0^{\circ}\text{C}$  높았지만, 그 전 사이클에 비하여  $0.5^{\circ}\text{C}$  하강하여 set-point 온도에 가까워지고 있음을 의미한다.

(3) 새로운 학습데이터세트의 획득: 위의 두 단계를 통하여 새로운 학습데이터는  $2.0^{\circ}\text{C}$ (Error),  $-0.5^{\circ}\text{C}$ ( $\Delta\text{Error}$ )의 입력값과 0.75( $U$ )로 구성되게 된다.

두 번째 모델은 개구부의 개방상태에 따른 다음 제어 사이클 까지의 실내온도변화량( $\text{TEM}_{\text{PPR}}$ )을 예측하도록 계획되었으며 그 구조는 <그림 2>에 나타나 있다. 모델은 여섯 개의 입력뉴런으로 구성된 입력층, 각 13개의 뉴런으로 구성된 6층의 숨겨진 층, 그리고 1개의 뉴런으로 구성된 출력층으로 구성되어 있다. 숨겨진 층의 수는 선행연구의 결과를 따랐다 [21].

Fig. 2. ANN model for calculating TEMP<sub>PR</sub>

입력뉴런은 실내측 개구부 개방상태(0: 닫힘, 1: 열림), 실외측 개구부 개방상태(0: 닫힘, 1: 열림), 실내온도(TEMP<sub>IN</sub>), 실내온도변화량( $\Delta$ TEMP<sub>IN</sub>), 실외온도(TEMP<sub>OUT</sub>), 그리고 중공총온도(TEMP<sub>CAV</sub>)로 구성된다. 첫 번째 모델과 동일한 전이함수가 숨겨진뉴런과 출력뉴런에 적용되었다. 또한, 동일한 학습알고리즘 및 0.60 학습률, 0.40 모멘트가 적용되었다.

## 2.2. 예측제어 알고리즘 개발

냉방시스템 및 개구부의 작동을 위하여 두 가지의 알고리즘이 개발되었다. 개발된 알고리즘의 목적은 냉방시스템 및 개구부의 통합적 제어를 통하여 실내 열환경의 최적제어이다. <그림3>은 첫 번째 알고리즘인 규칙기반 제어알고리즘의 흐름을 보여준다. 이 제어알고리즘은 현재 가장 널리 사용되고 있는 기존의 제어법을 의미한다.

알고리즘은 냉방시스템을 제어하기 위한 부분과 개구부의 개방상태를 결정하기 위한 부분으로 구성되어 있다. 냉방시스템의 작동을 결정하기 위하여 현재실내온도와 냉방을 위한 범위(dead-band)의 비교를 실시한다. 이를 통하여 실내온도가 일정 범위 내에 형성될 수 있도록 유도하게 된다. 개구부 개방상태의 경우 중공총온도와 실내온도 및 dead-band의 비교를 통하여 결정된다. 중공총온도가 실내온도와 dead-band보다 낮을 경우 실내측 개구부를 개방하여 시원한 중공총공기를 실내에 도입하도록 한다.

두 번째 알고리즘은 개발된 두 개의 인공신경망 모델을 내재한 예측제어 알고리즘으로 그 구성은 <그림4>에 나타나 있다. 규칙기반 제어알고리즘과 동일하게 두 단계로 구성되어 있으며, 냉방시스템 제어를 위한 첫 번째 단계에서는 작동비( $U, 0\sim 1$ )를 산출하는 첫 번째 신경망모델이 적용된다. 반복적 자가학습이 진행되며, 학습된 모델로부터 새로운 작동비( $U_{NEW}$ )가 산출되어 냉방시스템의 최적작동을 위하여 적용된다. 이러한 작동비를 적용함으로써 다음 제어사이클의 실내온도가 set-point 온도에 보다 접근할 수 있도록 유도한다.

두 번째 단계는 실내외측 개구부의 개방상태를 결정하는 단계로써 앞서 개발된 두 번째 신경망 모델을 적용한다. 개구부의 최적 개방조건을 적용함으로써 쾌적한 실내 열환경을 조성하게 된다. 최적 개방조건은 4가지의 개방조건 1) 내외측개구부 모두 열림, 2) 내측개구부 열림 및 외측개구부 닫힘, 3) 내측개구부 닫힘 및 외측개구부 열림, 4) 내외측개구부 모두 닫힘에 대한 예측실내온도를 비교함으로써 결정된다. 4 가지의 개방조건에 대하여 냉방을 위한 가장 유리한 개방상태가 결정된다.

## 3. 성능분석방법

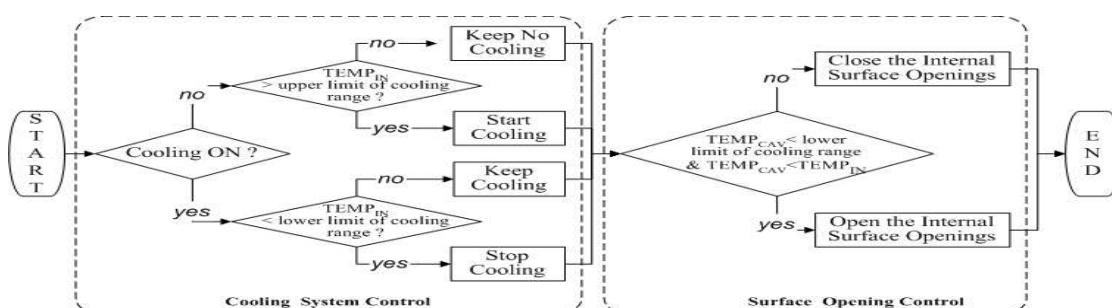


Fig. 3. Predictive control algorithm

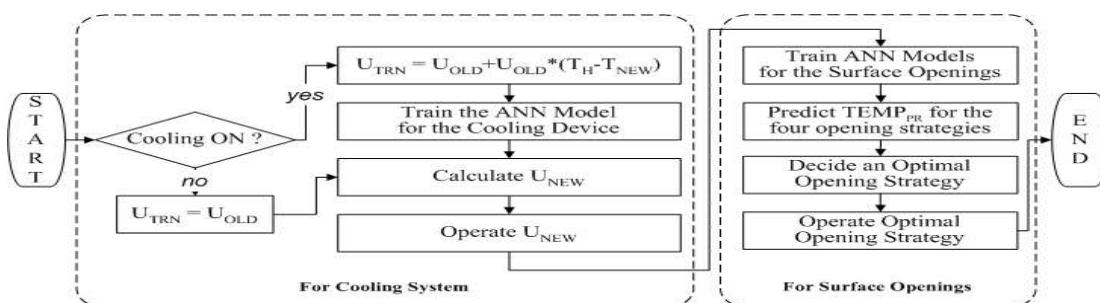


Fig. 4. Predictive control algorithm

두 알고리즘의 성능분석은 컴퓨터 시뮬레이션을 적용하여 단층의 건물에서 진행되었다. <그림5> 건물의 기본적 구성을 보여 준다. 건물은 대한민국 서울(위도 37.56° : 경도: 126.98° E)에 위치하며, 대상 지역 기후에 대한 TMY2 기상데이터가 적용되었다. 남쪽을 향한 건물의 높이, 폭, 깊이는 각각 3.05m, 4.2m, 4.5m이며, 남측면에는 이중외피가 설치되어 0.9m 폭의 중공층이 형성되어 있다. 이중외피는 전창으로 구성되어 있으며, 상부와 하부에 개구부가 위치한다.

각 외피의 단열성능은 외벽 2.78, 지붕 5.00, 바닥 2.44 ° K•m<sup>2</sup>/W이며, 내외측 유리창의 경우 각각 0.18과 0.77 ° K•M<sup>2</sup>/W로 구성되어 있다. 실내부하는 앉아서 가벼운 일을 하고 있는 2인, 5W/m<sup>2</sup>의 조명, 2대의 컴퓨터와 프린터로 가정되었으며 0.7ACH (air change per hour)의 침기 및 환기가 설정되었다. 또한, 6,315 kJ/hr의 열제거 능력을 가진 대류형 냉방시스템이 적용되었고 작동을 위한 dead-band는 23~26° C로 설정되었다. 성능분석은 6월 1일부터 9월 30일까지의 기간 동안 진행되었다.

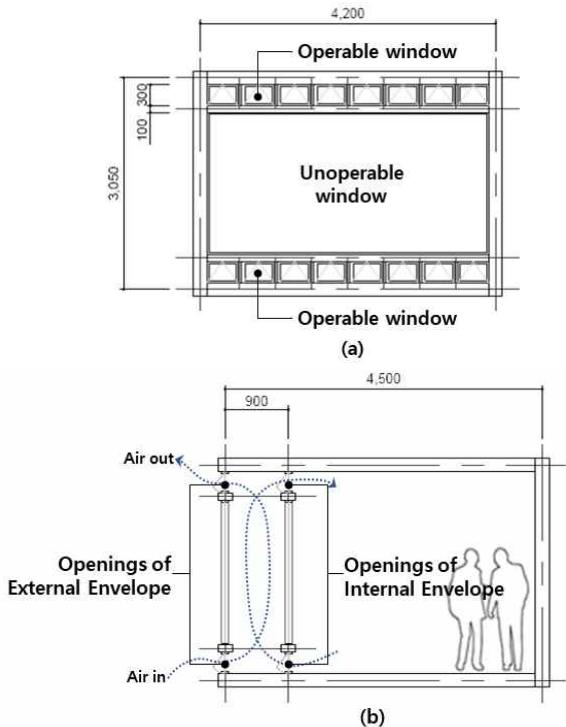


Fig. 5. The test building, (a)front elevation (b)section, unit: mm.

건물의 모델링을 위하여 TRNSYS (Transient Systems Simulation) [22]와 MATLAB (Matrix Laboratory) [17] 소프트웨어가 적용되었다. 모델링결과는 <그림6>에 나타나 있다. TRNSYS 소프트웨어는 건물의 모델링과 시스템 작동에 따른 실내온도의 변화를 계산하기 위하여 사용되었으며, MATLAB은 알고리즘의 개발과 인공신경망모델의 내재 및 최적 냉방시스템, 개구부 작동상태를 결정하기 위하여 적용되었다.

모델링을 위하여 일곱 가지의 TRNSYS 요소가 적용되었다. Type9c는 건물 위치 지역의 TMY2 기상데이터를 획득하여 이후 필요로 하는 Type에 전달하는 역할을 한다. Type33e는 실외의 온도, 습도를 기반으로 이슬점온도를 계산하여 Type69b,

Type56a, Type155에 전달한다. Type16a는 건물 각 면에 도달하는 태양복사에너지를 도출하여 Type56a 및 Type155에 전달하며, 천공온도를 Type69b에 전달한다. Type56a과 Type155는 각각 대상건물의 모델링결과와 제어알고리즘과 연결된다. 마지막으로, Type65d는 시스템작동결과 및 작동에 따른 실내 열환경을 저장하게 된다.

모델링 결과의 신뢰도 확보를 위하여 수행된 연구결과 실제건물에서 측정된 실내온도와 본 연구에서 모델링된 건물에서 계산된 실내온도는 통계적 유사성이 확보되었다.[2,13] 대상기간 중 두 방법으로부터의 도출된 실내온도는 0.0259 K RMSE (root mean square of errors)로써 학습의 목표로 세워진 0.1 K RMSE 보다 현저히 적은 값을 나타내었다.

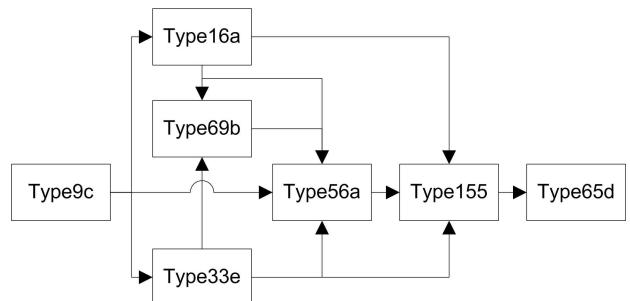


Fig. 6. Modeling result of the test building

#### 4. 결과분석

규칙기반 알고리즘과 예측기반 알고리즘의 성능분석은 열환경 및 시스템작동 측면에서 분석되었다. <그림7>과 <그림8>은 전체 평가 기간 중 샘플 기간(8월 9일~13일)에 대한 각 제어 알고리즘 적용 결과를 보여준다.

각 그림에서의 외기온도는 18.50~29.99° C로 변화하고 있다. 실내온도의 경우, 규칙기반 알고리즘을 적용함에 따라 dead-band인 23.0~26.0° C를 기준으로 상승과 하강을 반복하는 결과를 보이고 있다<그림7>. 이는 냉방시스템의 작동여부가 dead-band에 기반한 규칙에 의하여 작동되기 때문이며, 이는 온도의 상승 및 하강 현상이 냉방시스템의 작동과 일치하는 것으로 방증된다. 실외측 개구부는 항상 개방상태인 것으로 나타났으며, 실내 개구부의 경우 실외온도가 낮은 새벽에 개방되는 것으로 분석되었다. 이를 통하여 차가운 외부공기의 실내유입을 가능하게 하여 시원한 실내환경을 유지하는 긍정적 측면이 있는 반면, 일부의 경우(8월 13일) 지나치게 차가운 외부 공기의 도입으로 실내온도가 폐적범위 아래로 출현되는 결과를 나타내기도 하였다.

예측기반 알고리즘의 경우 <그림8>에서 나타나듯이 냉방시스템의 작동비가 0~1 사이에 가변적으로 유지되고 있는 것으로 나타났다. 이는 냉방시스템의 최적 작동비를 예측하기 위한 인공신경망의 작동 결과이다. 그 결과 실내온도의 변동폭이 대폭 감소되어 dead-band의 중간값인 24.5° C에 보다 가깝게 안정적으로 유지되고 있는 것으로 분석되었다. 외측개구부의 경우 규칙기반제어법과 동일하게 항상 개방되어 있는 것으로 나타났으며, 실내측 개구부의 경우 샘플기간 중 항상 닫혀있는 것으로 분석되었다. 이 역시 신경망

모델의 예측에 근거하여  $24.5^{\circ}\text{C}$ 를 유지하기 위해선 지나치게 차가운 외부공기가 도입되는 것을 방지하기 위함인 것으로 사료된다. 그 결과, 실내온도는 dead-band 이하로 비쾌적하게 유지되는 기간이 발생하지 않는 것으로 분석되었다.

으로 나타났다. 하지만, 규칙기반제어법의 경우 같은 범위에 대하여 34.89%로 현저히 적으며 다양한 범위에 상대적으로 넓게 분포되어 있는 것으로 분석되었다. 이러한 분석결과는 예측제어법의 안정적 실내온도환경 조성의 가능성을 증명하는 것으로 판단할 수 있다.

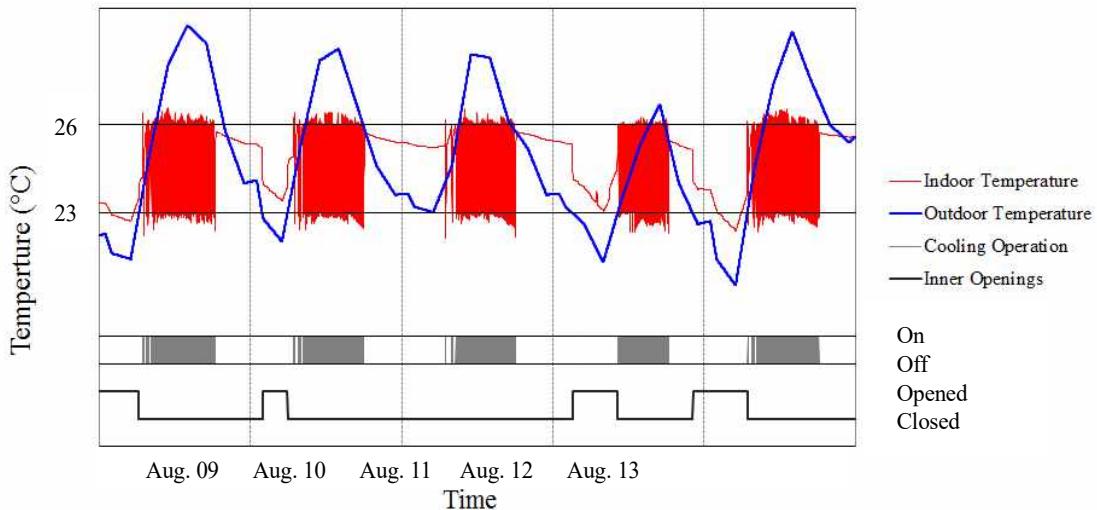


Fig. 7. Operating results by rule-based control algorithm

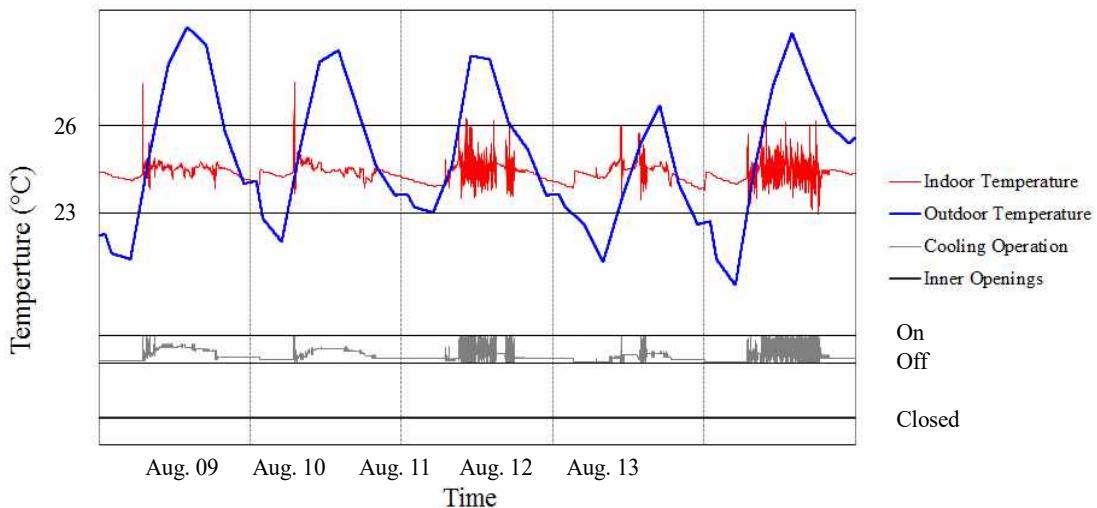


Fig. 8. Operating results by predictive control algorithm

전체 평가 기간에 대한 분석결과는 <표1>에 정리되어 있다. 실내온도의 경우 예측기반 알고리즘을 적용함에 따라 설정된 온도범위에 존재하는 기간이 대폭 상승한 것으로 나타났으며 그 증가폭은 27.83%에 달했다. 반면, 설정영역보다 춥거나 더운 기간은 현저히 감소되었다. 이는 가변냉방시스템의 적절한 작동에 의한 것으로 사료된다. 또한, 예측기반 알고리즘을 적용함으로써 실내온도가 보다 안정적으로 유지되고 있으며, 이는 dead-band의 중간값인  $24.5^{\circ}\text{C}$ 를 기준으로 한 표준편차가 현저히 줄어든 것으로 확인할 수 있다. <그림9>은 실내온도와 dead-band의 중간값인  $24.5^{\circ}\text{C}$ 와의 차이를 정도에 따른 발생횟수를 보여준다. 예측제어의 경우 대부분의 경우( $152,957\text{분}/175,676\text{분} \times 100 = 87.1\%$ )  $-1\sim 1^{\circ}\text{C}$  사이에 존재하는 반면 차이가 커짐에 따라 발생 횟수가 현저히 줄어드는 것

냉방시스템의 on/off 횟수의 경우 예측기반 제어법에 의하여 현저히 감소되는 것으로 나타났다 <표1>. 감소비율은 67.07%에 달하며, 이러한 결과는 예측제어법을 적용함으로써 냉방시스템이 보다 안정적으로 작동될 수 있을 것으로 사료된다.

Table 1. Summary of temperature- and system operating conditions

Division	Rule-based algorithm	Predictive algorithm
Temperature conditions (%)	Higher	2.85
	Within the designated range	65.11
	Lower	32.04
SD from the 24.5°C	5.41	0.61
On/off changing moments	8,570	2,736

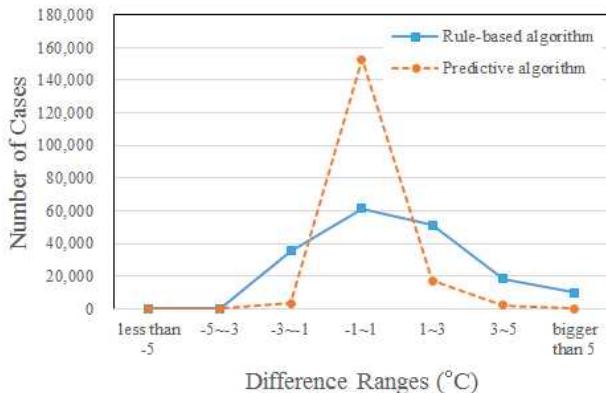


Fig. 9. Distribution of temperature difference from 24.5°C (indoor temperature - 24.5°C)

## 5. 결론

본 연구에서는 이중외피 개구부와 냉방시스템의 통합적 최적 제어를 위하여 예측제어 알고리즘을 개발하는 것을 목적으로 하였다. 예측제어를 위해 두 가지의 인공신경망이 개발되어 알고리즘에 내재되었다. 개발된 알고리즘의 성능평가를 위하여 기존의 규칙기반 알고리즘과의 작동결과를 비교, 분석하였다. 성능 평가는 컴퓨터 시뮬레이션 기법을 이용하여 진행되었으며, 그 결과는 다음과 같이 정리된다.

(1) 규칙기반 알고리즘을 적용할 경우 실내측 개구부를 개방하여 지나치게 차가운 외부 공기를 도입함으로써 실내 공기가 설정범위 이하로 차갑게 유지되는 경우가 발생하는 것으로 나타났다. 반면, 예측제어 알고리즘의 경우 이러한 현상이 현저히 감소하는 것으로 나타났으며, 이는 외부공기가 지나치게 차가울 경우 실내측 개구부를 닫는 것이 설정온도유지에 유리하다는 판단에 의한 것으로 사료된다.

(2) 그 결과, 예측기반 알고리즘이 적용될 경우 쾌적한 열환경 기간이 대폭 증가한 것으로 분석되었다. 냉방시스템의 가변작동 또한 이러한 결과의 긍정적 원인이 되는 것으로 나타났다. 또한, 실내 공기온도는 보다 안정적으로 유지되는 것으로 나타났으며, 특히 dead-band의 중간값에 매우 근접한 경우가 대부분을 차지하는 것으로 분석되었다.

(3) 예측제어 알고리즘이 냉방시스템을 보다 안정적으로 작동 할 수 있는 것으로 분석되었다. 이는 평가 기간 중 시스템의 on/off 회수가 현저히 감소하는 것으로 증명되었으며, 이러한 결과는 시스템의 고장 및 퇴화 방지에 보다 효과적일 것으로 예상된다.

이러한 열환경 및 시스템 작동 결과 분석을 통하여 예측기반 알고

리즘이 보다 우수한 성능을 보이는 것으로 결론지을 수 있다.

본 연구는 컴퓨터 시뮬레이션 기법을 적용한 성능분석을 실시하였으며, 추후 실제 테스트 모듈 혹은 건물로의 적용 및 성능평가가 진행되어야 한다. 또한, 난방기간 및 중간기의 제어 전략을 통합한 알고리즘의 개발이 필요할 것으로 사료된다.

## Acknowledgement

This work was supported by the National Research Foundation of Korea(NRF) grant funded by the Korea government(MSIT) (No. 2015R1A1A1A05001142).

## Reference

- [1] J.W. Moon, J.J. Kim, ANN-based thermal control models for residential buildings, *Build. Environ.* vol. 45, 2010
- [2] M.A. Shameri, M.A. Alghoul, K. Sopian, M. Fauzi, M. Zain, E. Omkalthum, Perspectives of double skin façade systems in buildings and energy saving, *Renew. Sustain. Energy Rev.* vol. 15, 2011
- [3] Y.M. Kim, J.H. Lee, S.M. Kim, S. Kim, Effect of double skin envelopes on natural ventilation and heating in office buildings, *Energy Build.* vol. 43, 2011
- [4] A. Fallahi, F. Haghigat, H. Elsadi, Energy performance assessment of double-skin façade with thermal mass, *Energy Build.* vol. 4, 2010
- [5] Y.M. Kim, S. Kim, S.W. Shin, J.Y. Sohn, Contribution of natural ventilation in a double skin envelope to heating load reduction in winter, *Build. Environ.* vol. 44, 2009
- [6] D. Saelens, S. Roels, H. Hens, Strategies to improve the energy performance of multiple-skin facades, *Build. Environ.* vol. 43, 2008
- [7] E. Gratia, A.F. Herde, Are energy consumption decreased with the addition of a double-skin, *Energy Build.* vol. 39, 2007
- [8] E.S. Lee, S. Selkowitz, S.V. Bazjanac, C. Kholer, High-performance commercial building facades, LBNL Report-50502. Berkeley: Lawrence Berkeley National Laboratory, 2002
- [9] D.W. Kim, C.S. Park, Energy Performance Assessment of a Double Skin Façade with Different Control Strategies, *J. Archit. Inst. Korea* vol. 26, 2010
- [10] Jin Woo Moon, Kyung-Il Chin, Sooyoung Kim, Optimum Application of Thermal Factors to Artificial Neural Network Models for Improvement of Control Performance in Double Skin-Envelope Buildings, *Energies* vol. 6, 2013
- [11] J.W. Moon, S.H. Yoon, S. Kim, Development of an artificial neural network model based thermal control logic for double skin envelopes in winter, *Build. Environ.* vol. 61, 2013
- [12] J.W. Moon, J.D. Chang, S. Kim, Artificial neural network for controlling the openings of double skin envelopes and cooling systems, International Conference on Sustainable Design and Construction, 2012
- [13] J.W. Moon, S. Kim, Artificial neural network for the control of the openings and cooling systems of the double skin envelope buildings, *Adv. Materials Res.* vol. 610-613, 2013
- [14] J.W. Moon, J.H. Lee, J.D. Chang, S. Kim, Preliminary performance tests on artificial neural network models for opening strategies of double skin envelopes in winter, *Energy and Buildings* vol. 75, 2014
- [15] Jin Woo Moon, Ji-Hyun Lee, Sooyoung Kim, Evaluation of Artificial Neural Network-Based Temperature Control for Optimum Operation of Building Envelopes, *Energies* vol. 7, 2014
- [16] Jin Woo Moon, Ji-Hyun Lee, Sooyoung Kim, Application of control logic for optimum indoor thermal environment in buildings with double skin envelope systems, *Energy and Buildings* vol. 85, 2014
- [17] MathWorks. MATLAB 14, vol. 26. <http://www.mathworks.com/>, 2012.12
- [18] J. Yang, H. Rivard, R. Zmeureanu, On-line building energy prediction using adaptive artificial neural networks, *Energy Build.* vol. 37, 2005
- [19] D. Datta, S.A. Tassou, D. Marriott, Application of Neural Networks for the Prediction of the Energy Consumption in a Supermarket. *Clima* 2000, Brussels (Belgium), 1997

- [20] J.W. Moon, S.K. Jung, Y. Kim, S.H. Han, Comparative study of artificial intelligence-based building thermal control methods – Application of fuzzy, adaptive neuro-fuzzy inference system, and artificial neural network, *App. Thermal Eng.* vol. 31, 2011
- [21] J.W. Moon, J.H. Lee, Y. Yoon, S. Kim, Determining optimum control of double skin envelope for indoor thermal environment based on artificial neural network, *Energy Build.* vol. 69, 2014
- [22] University of Wisconsin. TRNSYS16.1, <http://sel.me.wisc.edu/trnsys/>, 2011.01

### Nomenclature

- U: operating ratio of the cooling system (ratio, unitless)
- $U_{TRN}$ : U for a new training dataset (ratio, unitless)
- $U_{OLD}$ : U of the previous cycle (ratio, unitless)
- $U_{NEW}$ : U of the current cycle (ratio, unitless)
- $T_{NEW}$ : air temperature of the current cycle ( $^{\circ}\text{C}$ )
- $T_C$ : set-point temperature for the cooling system ( $^{\circ}\text{C}$ )
- $E_{OLD}$ : E of the previous cycle ( $^{\circ}\text{C}$ )
- $\Delta E_{OLD}$ : amount of change in  $E_{OLD}$  from the previous cycle ( $^{\circ}\text{C}$ )
- $TEMP_{IN}$ : current indoor air temperature ( $^{\circ}\text{C}$ )
- $\Delta TEMP_{IN}$ : amount of change in indoor air temperature from the preceding control cycle ( $^{\circ}\text{C}$ )
- $TEMP_{CAV}$ : current cavity air temperature ( $^{\circ}\text{C}$ )
- $TEMP_{OUT}$ : current outdoor air temperature ( $^{\circ}\text{C}$ )
- $TEMP_{PR}$ : predicted amount of change in indoor air temperature by the next control cycle( $^{\circ}\text{C}$ )
- $n_i$ : number of input neurons
- $n_h$ : number of hidden neurons
- $n_o$ : number of output neuron
- $n_d$ : number of datasets