

## 공조설비 최적 정지시각 결정에 관한 연구

양 인 호

서울대학교 공학연구소

### A Study on Determining the Optimal Stop Time of HVAC System

In-Ho Yang<sup>†</sup>

Research Institute of Engineering Science, Seoul National University, Seoul 151-742, Korea

(Received October 9, 2000; revision received November 10, 2000)

**ABSTRACT:** The purpose of this study is to present the method to determine the optimal stop time of HVAC using Artificial Neural Network model, one of the learning methods. For this, the performance of determining the stop time of HVAC for unexperienced learning data was evaluated, and time interval for measurement of input data and permissible error needed for practical application of ANN model were presented using the results of daily simulation.

**Key words:** ANN(Artificial Neural Network, 인공신경망), HVAC(공조설비), Optimal stop(최적 정지)

#### 1. 서 론

건물에서 에너지 사용의 주요 부분을 차지하는 공조설비에서 적절한 운전방법을 이용하면 효과적인 에너지 절약이 가능하다.

이를 위한 효과적인 방법으로는 사람들이 근무하는 재실 시간대에만 공조설비를 기동하여 운전하고, 비재실 시간대에는 공조설비를 정지시키는 방법이 있다. 여기서 공조설비의 최적 정지는 재실종료 시각 무렵에 미리 공조설비를 정지시키면서도, 건물의 축열효과를 이용하여 재실시간대에는 실온이 설정온도 범위에 있도록 하는 것이다. 이러한 공조설비 최적 정지를 위해서는 실온과 관련된 모든 요소들을 고려한 정확한 공조설비 정지시각에 대한 예측이 필요하다. 그러나 공조설비 최적 정지시각 결정에 영향을 미치는 인자들은 기기효율에서부터 외기조건에 이르기까지

많은 요소들이 있으며, 이러한 조건들은 계속 변하기 때문에 이들을 모두 고려하여 항상 최적의 조건으로 운전한다는 것은 어려운 일이다. 따라서 공조설비 결정이 정확하게 이루어지지 않아 재실종료 무렵 너무 늦게 공조설비를 정지시켜 에너지를 낭비하게 되고, 반대로 너무 일찍 공조설비를 정지시킴으로써 실의 설정온도 조건을 맞출 수 없게 되어 재실자들에게 쾌적한 열환경을 제공할 수 없게 된다. 그러므로 이와 같은 문제점을 효율적으로 해결하기 위해서는 공조설비 최적 정지시각을 결정하는 방법과 이를 건물에 효율적으로 적용할 수 있는 방법에 대한 연구가 필요하다고 본다.

따라서 본 연구에서는 건물, 설비기와 같은 시스템의 특성 변화에 대응하여 최적 값을 자기 탐색적으로 구하여 가고 이전의 운전경험을 패턴화하고 유사 패턴에 대하여 최적 해를 구할 수 있는 학습기법인 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN) 모델을 이용하여 난방시 건물 공조설비의 최적 정지시각 결정방법을 제시하고자 한다.

<sup>†</sup> Corresponding author

Tel.: +82-2-514-0383; fax: +82-2-514-0382

E-mail address: forinho@hanmail.net

## 2. 공조설비 최적 정지시각 결정의 개념

Fig. 1은 난방시 실온변화를 나타내고 있으며, 건물이 사용되어지는 재실시간 동안에는 제어기를 사용하여 설정실온  $t_d$ 를 기준으로 한 허용 설정온도범위(throttling range)를 유지하지만, 비재실 시간대에는 설정온도를 유지할 필요가 없으므로 공조설비를 정지시킨다.

여기서 열용량 및 열관성에 의한 실온의 감쇄 지연을 고려하면 재실종료 이전인  $T_1, T_2, T_3$ 에 공조설비를 정지시켜도 실내온도를 쾌적 범위 내에 유지시키는 것이 가능하다. 그러나 재실종료 시각  $T_4$ 에 공조설비를 정지시키면 건물의 열용량으로 인하여 실온은 비재실 시간이 지난 뒤에도 일정기간 동안 실온 허용 변동폭 이내로 실온이 유지되므로 에너지가 불필요하게 사용될 수 있음을 알 수 있다.

따라서 공조설비 최적 정지는 실온을 설정온도 범위 내에 유지하면서 재실종료 시각 이전에 공조설비를 정지시키는 것으로 이를 위한 가장 중요한 요소는 정확한  $T_1, T_2, T_3$ 을 결정하는 것이다.

## 3. 공조설비 최적 정지시각의 결정

### 3.1 공조설비 최적 정지시각 결정의 개요

신경망의 학습을 이용한 공조설비의 최적 정지시각 결정과정은 Fig. 2와 같다. 먼저, 이전의 선행경험인 건물의 운전자료가 필요하므로 초기에 일정 기간은 운전자료를 수집해야 한다.

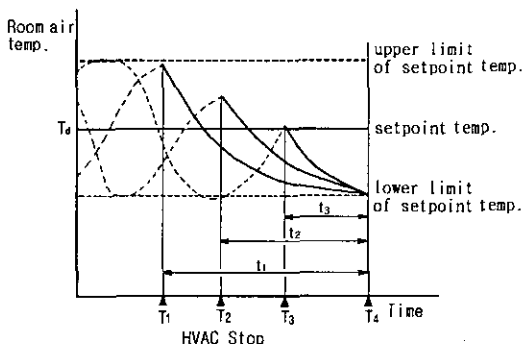


Fig. 1 Schematic diagram of the optimal stop.

자료를 수집하는 방법으로는 스케줄 제어나 수동적인 방법으로 공조설비를 운전하여 자료를 취득한다. 이렇게 해서 어느 정도의 운전자료가 수집되면 최적화된 신경망 모델을 이용하여 학습을 통해 정지시각을 결정하고, 매일의 운전자료를 추가하여 학습함으로써 더욱 정확한 정지시각의 결정이 가능해질 것이다.

따라서 본 연구에서는 신경망 모델을 건물에 적용하여 효율적인 공조설비 최적 정지시각 결정 방법을 제시하기 위하여 유한차분법을 이용한 실온예측 프로그램과 일반화된 델타규칙을 이용한 신경망 프로그램을 개발하고, 이를 이용한 시뮬레이션을 통해 신경망 모델의 공조설비 정지시각 결정성능을 평가한다.

아울러 실제상황의 시뮬레이션을 위해 실온예측 프로그램과 신경망 프로그램을 통합화시킨 프로그램을 이용하여 일별 공조설비 정지시각 결정 시뮬레이션을 통해 적정 측정간격 및 허용오차를 제시한다.

### 3.2 신경망 모델의 최적 정지시각 결정 성능평가

본 절에서는 학습자료의 수를 달리하며 신경망을 학습시킨 다음, 회상 결과를 평가함으로써 신경망 모델의 정지시각 결정에 대한 성능을 파악하고자 한다.

정지시각 계산 결과 평가를 위한 학습자료는 Table 1의 외벽 A타입, Table 2의 A타입에 대한

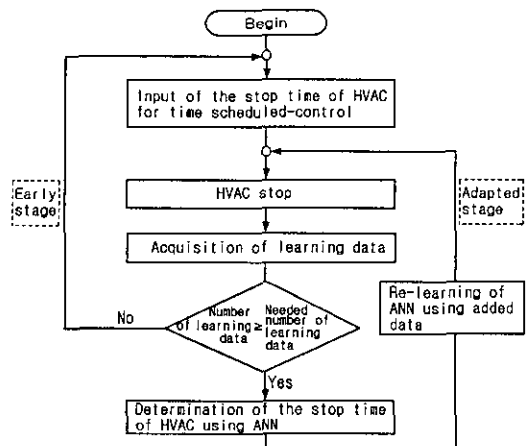


Fig. 2 Flow of determination of the stop time of HVAC using ANN.

Table 1 Structure of wall and slab in simulation room

type	section	composition of material			
		material	thick-ness (mm)	thermal conductance (W/m <sup>2</sup> ·°C)	thermal capacity (J/m <sup>3</sup> ·°C)
exterior wall	A	stone	30	2.349	1,997,093
		air	50	0.026	1,162
		styrofoam	50	0.036	37,681
		concrete	50	1.628	2,021,838
		plaster board	9	0.326	1,062,614
exterior wall	B	stone	30	203.525	2,439,906
		air	50	0.026	1,162
		concrete	70	1.628	2,021,838
		styrofoam	50	0.036	37,681
		plaster board	9	0.326	1,062,614
interior wall		plaster board	9	0.326	1,062,614
		styrofoam	40	0.036	37,681
		plaster board	9	0.326	1,062,614
slab		concrete	100	1.628	2,021,838

Table 2 Conditions for simulation


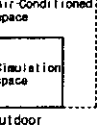
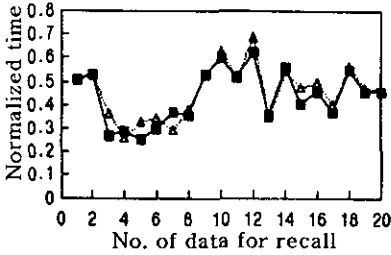
Type	Ambient Condition	Floor Area (m <sup>2</sup> )	Ceiling Height (m)	Window Transparency Ratio (%)	Indoor Heat Load (W/m <sup>2</sup> )	Lower Limit of Setpoint Temp. (°C)
A		250	2.6	0.85	15	20
B		250	2.8	0.50	35	19

Table 3 Comparison between learning and recall

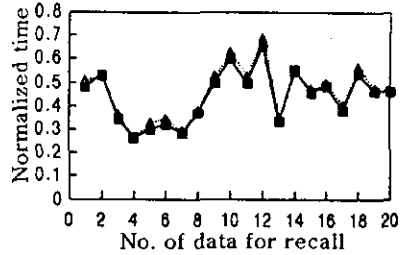
number of learning pattern	learning		recall			
	total error	mean error	RMS <sup>(2)</sup>	R <sup>2</sup> <sup>(3)</sup>	mean error	max. error
10	0.110	0.011	0.029	0.876	0.034	0.097
20	0.382	0.019	0.009	0.986	0.019	0.033
30	0.382	0.019	0.006	0.995	0.008	0.020
40	0.603	0.015	0.007	0.995	0.009	0.026
50	0.745	0.015	0.005	0.996	0.006	0.019
60	1.052	0.018	0.005	0.996	0.005	0.021

시뮬레이션 자료를 이용하였고, 60개 자료 중에서 40개를 10개 단위로 증가시켜 가며 신경망 모델을 학습시키고, 나머지 20개의 학습되지 않은 패턴을 신경망 모델에 제시하여, 회상시켜 정지 시각을 계산하고 그 결과를 평가하였다. 신경망의 학습은 최적화된 신경망 모델<sup>(1)</sup>인 학습률 0.4, 모멘트 0.85, 은닉층 2개, 은닉층 신경세포 4개, 바이어스 variable로 하여 5,000회 학습을 실시하였다.

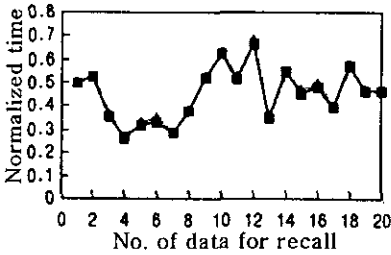
실온계산 프로그램의 시뮬레이션을 이용해 작성한 학습값과 신경망 회상을 통해 계산한 정지 시각 계산 결과가 Table 3(표에서 각 error들은



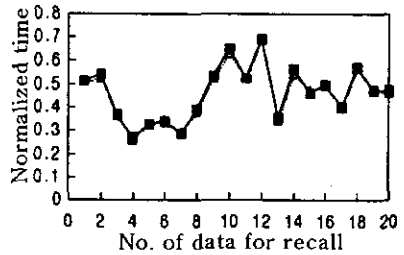
(a) Recall data after learning of 10 times.



(b) Recall data after learning of 20 times.



(c) Recall data after learning of 30 times.



(d) Recall data after learning of 40 times.

Fig. 3 Patterns of comparison between recall and simulation.

정규화된 값임) 및 Fig. 3에 나타나 있으며, 대상 공간에 대한 학습결과를 보면 평균에러는 0.011(1.2분)에서 0.019(2.1분)로 나타나고 있다.

또한 10개의 패턴을 학습하고 회상을 했을 때는 평균 에러가 0.034(3.8분)로 나타나지만, 30개를 학습시킨 이후부터는 평균 에러가 0.008(0.9분)로 현저하게 작아지며, 그림에 나타난 것처럼 미리 계산된 입력값과 예측값이 거의 일치하여 미지의 패턴에 대해 정확하게 정지시각을 결정할 수 있음을 보여주고 있다.

### 3.3 신경망 모델을 적용한 일별 정지시각 결정

#### 3.3.1 일별 정지시각 결정과정

본 연구에서 신경망 모델을 이용한 일별 정지시각의 결정은 Fig. 4와 같은 흐름으로 이루어진다. 그림에서 recall time은 신경망 모델에서 출력된 정지시각에서부터의 재실종료까지의 시간을 나타내고, real time은 측정 시점에서부터의 재실종료까지의 시간을 나타낸다.

먼저 측정을 시작하게 되면 각 측정간격에서 외기온과 실온값을 읽어서 저장을 하고, 20분이 지나면서부터 20분 전에 측정한 외기온, 실온값과 현재의 측정값을 이용하여 외기온 변동률과

실온 변동률을 계산한다. 이러한 값들을 이용하여 신경망 모델의 회상을 통해 각 측정시점에서 정지시각이 계산된다.

이때, 실온이 허용온도 변동폭 이내에서 하강 상태에 있으면 측정을 계속하게 되며, recall time과 실제 시간과의 차이를 나타내는 오차가 허용 오차 이내에 있으면 공조설비를 정지하게 되고, 그렇지 않으면 측정을 계속한다.

다시 측정을 계속하다가 오차가 허용오차 이내에 있으면 공조설비를 정지하게 되고, 재실종료 시각 이후에도 즉시 정지하도록 한다.

이렇게 해서 공조설비가 정지되면 이때의 외기온, 외기온 변동률, 실온, 실온 변동률을 저장하고, 실온이 목표온도까지 하강하면 이때의 시간을 저장한다. 이렇게 저장된 학습자료를 추가해서 신경망을 재학습시키면 정지시각 결정이 끝나게 된다.

#### 3.3.2 입력자료 측정시작 시간 및 측정시간 간격

정지시각을 결정하기 위해서는 일정 시간 간격으로 측정 및 계산된 값을 신경망 모델에 입력자료로 제시하여 매 측정 시점마다 시간을 계산하게 되므로 적절한 측정 시작시각 및 측정시간 간격을 결정할 필요가 있다.

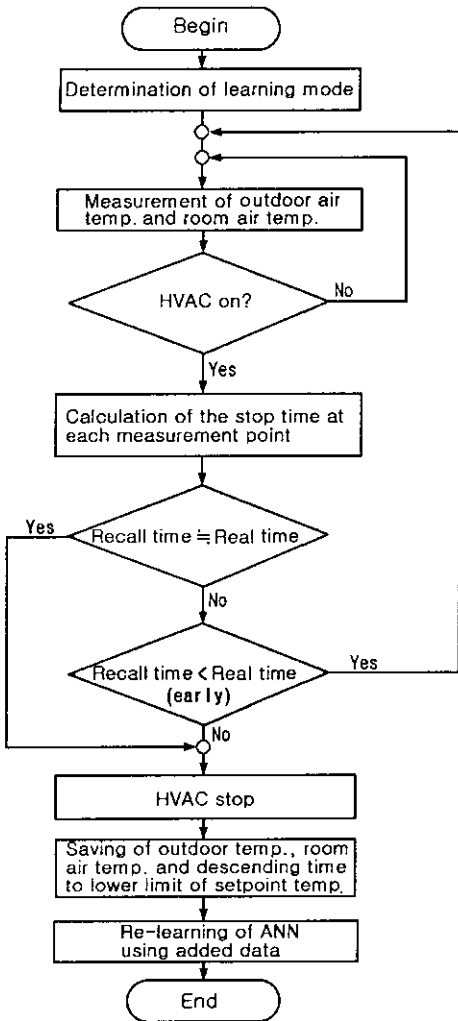


Fig. 4 Flow of daily determination of the stop time of HVAC using ANN.

본 연구의 실온예측 프로그램에 의한 목표온도까지의 하강시간의 최대값이 1.5시간으로 나타났으며, 이를 기준으로 볼 때, 외기온 및 실온 변동률을 계산하기 위해서는 20분 전의 자료가 필요하므로 재실종료 2시간 전부터 측정을 시작하면 적당할 것으로 생각된다.

또한 측정시간 간격의 경우, 필요 이상으로 짧은 시간 간격으로 할 경우, 순간적으로 실온, 외기온 등과 같은 요소들이 변하면 이에 영향을 받아 신경망 모델이 에러 값을 출력할 수도 있으므로, 이에 대한 적당한 값을 구하여 정지시각을 결정할 수 있도록 해야 한다.

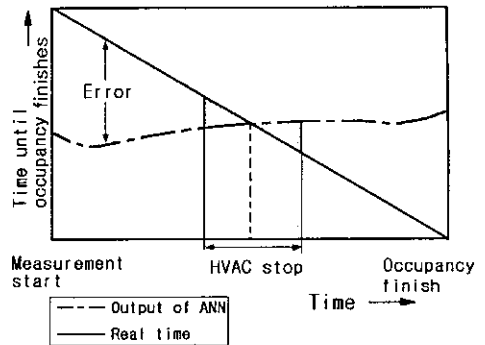


Fig. 5 Determination of the stop time using ANN model.

### 3.3.3 일별 적용시 정지시각의 허용오차

신경망 모델을 이용하여 정지시각을 결정할 때, 정해진 측정시점마다 계산된 정지시각이 그때의 시각에서 재실종료까지의 시간과 일치하면 공조설비를 정지하게 된다.

Fig. 5에 나타난 것처럼 측정시점에서 재실종료까지의 시간을 나타내는 실선과 신경망 모델 출력에 의한 시간 값을 나타내는 점선이 만나는 점이 정확한 정지시각이 된다. 그러나 그래프 상으로는 연속된 개념으로 나타나 있지만 실제로는 측정간격이 존재하므로 이전 측정간격에서 다음 측정간격으로 넘어갈 때 교점이 생기지 않을 수 있다.

따라서 항상 두 직선이 만나는 교점에서의 정지시각을 결정한다는 것은 현실적으로 어려운 일이므로 이러한 점들을 고려하여 정지시각을 결정하기 위해서는 어느 정도의 오차의 허용범위가 필요하다.

Fig. 5에서처럼 계속 측정을 하면서 오차가 허용범위 안에 들어오면 공조설비가 정지되도록 하는 것이다. 이러한 정지시각은 신경망 모델의 출력에 따라 약간 빠를 수도 있고 늦을 수도 있으므로 적절한 허용오차 값을 구할 필요가 있다.

### 3.3.4 일별 정지시각 결정 시뮬레이션

본 절에서는 신경망 모델을 이용하여 정지시각을 결정할 때의 적정 측정간격 및 허용오차를 구하기 위해 Table 1의 외벽 B타입, Table 2의 B타입에 대해, 최적화된 신경망 모델을 이용하여 측정시간 간격 및 허용오차를 변화시켜 가며 일별 정지시각을 결정하였다.

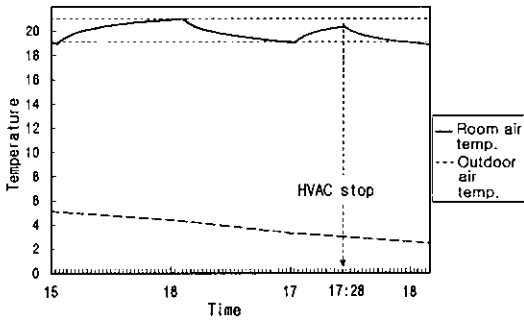


Fig. 6 Patterns of outdoor air and room air temperature.

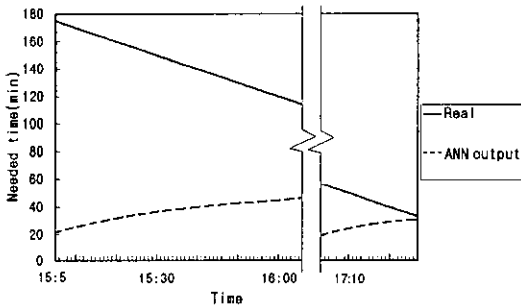


Fig. 7 Determination of the stop time using ANN recall.

제실종료 시각은 18시, 시뮬레이션 기간은 12월 1일부터 3월10까지로 하였다. 처음 10일간은 일정시간에 공조설비를 정지하여 10개의 학습자료를 수집하게 되며, 10일이 지난 후부터는 수집된 자료의 학습을 통해 90일 동안의 정지시각을 결정하게 된다.

Fig. 6은 제실시간대의 외기온, 실온 변화 및 공조설비를 정지한 이후의 실온 변화의 예를 나타내고 있다. 제실시간대의 실온이 설정온도(20℃)의 변동폭(±1℃) 이내에 유지되고 있음을 알 수 있다. 그림에서는 신경망 모델이 정지시각을 두 번 계산하는 것으로 나타나 있으며, 이것은 실온이 상승하고 있는 구간, 즉 열이 공급되고 있는 구간에서만 공조설비를 정지시킬 필요가 있기 때문이다.

Fig. 7에서 제실종료 시각까지의 실제 소요시간을 나타내는 선과 신경망 회상에 의한 시간의 차가 시간이 지남에 따라 계속해서 작아지다 조건(실온 상승 구간, 허용오차)을 만족시키는 지점

Table 4 Calculated days according to measurement interval and permissible error

permissible error(min) \ measurement interval(min)	1	2	3	4	5	6	7
1	51	51	51	51	51	51	51
2	24	51	51	51	51	51	51
4	28	38	41	44	51	51	51
5	17	39	49	48	51	51	51

이 없으므로 공조설비 정지시각을 결정하지 않게 된다. 16시 10분이 지나면 실온하강 구간이 되므로, 신경망이 정지시각을 계산하지 않고, 17시 3분부터 실온상승 구간이 되므로, 각 측정 시점에서 정지시각을 계산하고 실제소요 시간과 비교하여 오차를 계산하여 오차가 허용오차 이내가 되면 공조설비를 정지시킨다. 그림에서는 17시 28분에 공조설비를 정지하게 되며, 이때부터 실온은 계속 하강하다가 17시 58분에 목표온도 19℃에 도달하여 2분의 오차를 나타내고 있다.

Table 4는 시뮬레이션 기간 동안 측정간격 및 허용오차 변화에 따른 신경망에 의해 정지시각이 계산된 날수를 나타낸 것이다.

여기서, 열이 공급되어 실온이 상승하고 있는 구간에서만 정지시각을 결정하게 되므로 계산이 되지 않는 구간이 생기게 되고, 신경망 모델이 앞의 구간에서 정지시각을 계산하다가 계산오차가 허용오차 이내 값이 아닌 상태에서 실온하강 구간이 되면, 신경망 모델은 정지시각을 결정하지 않게 되고, 이 상태에서 제실 종료시각에 이르게 될 수도 있다. 따라서 Table 4에서 90일의 시뮬레이션 기간 동안 최대 51일간의 정지시각이 결정된 것이다.

따라서 시뮬레이션 조건을 만족하는 모든 날들에 대해서 신경망 모델을 이용하여 정지시각을 결정하기 위해서는, 공조설비 최적 기동시각 결정<sup>(4)</sup>과 마찬가지로 Table 4에 나타난 것처럼 허용오차를 측정간격 이상으로 해야 함을 알 수 있다.

(1) 측정시간 간격 변화에 따른 정지시각 계산 결과

본 연구에서는 신경망 모델을 이용하여 정지시각을 결정할 때의 적정 측정간격을 구하기 위해

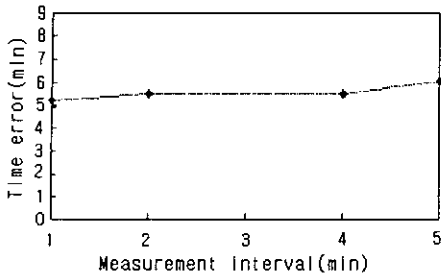


Fig. 8 Patterns of time error according to measurement interval.

여, 측정간격을 최대 5분으로 하고, 실은 및 외기는 변동률을 계산하기 위해서는 20분 전의 측정자료가 필요하므로 측정간격을 1분, 2분, 4분, 5분의 변화시켜 가며 정지시각 결정 시뮬레이션을 실시하였다.

Fig. 8은 측정시간 간격 변화에 따른 정지시각 계산 결과를 나타내고 있다. 그림에 나타난 시간오차(목표시각-계산시각)의 평균은 각 측정간격에서의 허용오차를 7단계(1분, 2분, 3분, 4분, 5분, 6분, 7분)로 달리하여 시뮬레이션을 실시한 결과의 오차의 평균을 나타내고 있다. 시뮬레이션 결과, 오차의 평균은 5.2~6.0분의 분포를 나타내며, 측정간격이 1분일 때 오차 평균은 5.2분으로 가장 작은 오차를 나타내며, 이 측정간격이 커질수록 오차가 커짐을 알 수 있다. 따라서 오차를 작게 하고 모든 경우에 대해서 해를 구할 수 있도록 하기 위해서는 측정간격을 1분으로 해야 함을 알 수 있다.

(2) 허용오차 변화에 따른 정지시각 계산 결과

Fig. 9는 각 측정간격에서의 허용오차를 1분, 2분, 3분, 4분, 5분, 6분, 7분의 7단계로 달리하여 시뮬레이션했을 때의 정지시각 계산 결과를 나타내고 있다.

각 측정간격에서 허용오차의 변화에 따른 시간오차의 값들은 측정간격이 1분일 경우, 3.8~6.0분, 측정간격이 2분일 경우, 4.0~6.4분, 측정간격이 4분일 경우, 3.9~7.0분, 측정간격이 5분일 경우, 4.8~6.3분으로 나타나고 있다.

시뮬레이션에서 시간오차의 평균값이 가장 작은 경우는 측정간격 1분인 경우의 허용오차 3분일 때이며, 이때 실제 오차의 평균값이 3.8분으로 나타나, 신경망 모델을 이용하여 대안들 중에서

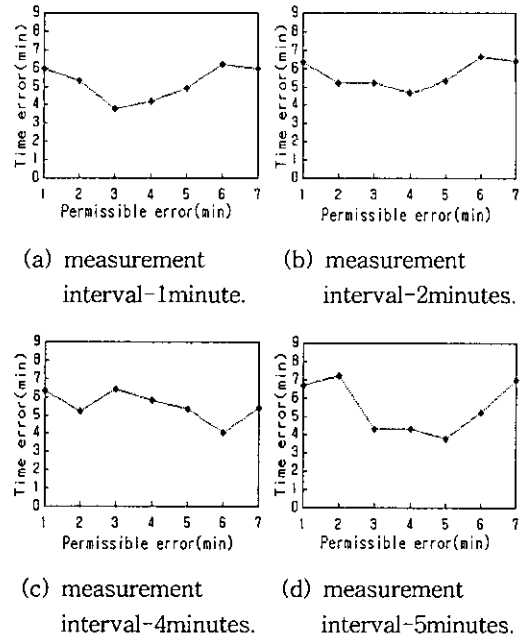


Fig. 9 Patterns of time error according to permissible error.

가장 정확한 정지시각을 결정할 수 있는 것으로 나타났다.

(3) 최적값을 이용한 일별 시뮬레이션 결과

Fig. 10은 Fig. 4와 같은 과정으로 앞에서 구한 적정 측정시간 간격 1분, 허용오차 3분으로 하여, 90일 동안 시뮬레이션했을 때, 정지시각 및 공조설비가 정지하여 실온이 목표온도 이내에 유지되는 시간과 재실종료 시간과의 오차를 나타내고

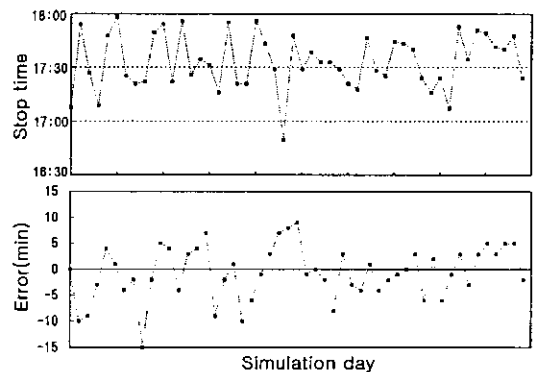


Fig. 10 Result of daily simulation.

있다. 그림에서 (+)값은 재실종료 시각 이전에 실온이 목표온도까지 하강했음을 의미하고, (-)값은 재실종료 시각 이후에도 실온이 목표온도 이내에 유지되는 경우를 의미한다. 그림에서 신경망 모델에 의해 정지시각이 결정되어 공조설비가 정지되고 목표온도까지 하강하는 시간과 재실종료 시각과의 실제오차들의 평균값이 4.2분으로 나타나 비교적 정확하게 정지시각을 결정할 수 있음을 알 수 있다.

#### 4. 결 론

본 연구는 신경망 모델을 이용하여 공조설비의 최적 정지시각을 결정하기 위한 것으로, 이를 위해 최적화된 신경망 모델의 정지시각 결정성능을 평가하고, 신경망 모델을 이용하여 일별 정지시각 결정 시뮬레이션을 통하여 실제 적용시 필요한 적정 측정간격 및 허용오차를 제시한 것으로 그 결과는 다음과 같다.

(1) 신경망 모델의 공조설비 정지시각 결정 성능을 평가하기 위해서, 대상공간에 대하여 학습 자료를 10개 단위로 증가시켜 가며 학습하여 학습하지 않은 미지의 자료를 제시하여 회상시켜 정지시각을 결정했을 때, 학습자료가 30개 이상일 때, 신경망 회상 결과의 결정계수가 0.94 이상, 평균에러가 1.6분 이하로 나타나며, 학습자료수가 증가함에 따라 오차가 현저하게 감소하는 것으로 나타나, 신경망 모델이 정확하게 정지시각을 결정할 수 있음을 알 수 있다.

(2) 측정시간 간격의 경우, 1분일 때 오차평균은 5.2분으로 나타나, 오차를 작게 하고 모든 경우에 대해서 해를 구할 수 있도록 하기 위해서는 측정간격을 1분으로 해야 함을 알 수 있다.

(3) 허용오차의 경우, 3분일 때 실제오차의 평균값이 3.8분으로 나타나, 신경망 모델을 이용하여 가장 정확한 정지시각을 결정할 수 있는 것으로 나타났다.

이상으로 볼 때, 최적화된 신경망 모델을 이용하여 미지의 입력자료에 대해서 정지시각을 결정하게 하고, 이를 실제 건물에 적용하여 온라인으로 측정 시점마다 정지시각을 계산하여 정확하게 공조설비의 정지 여부를 결정하는 데 유용하게 이용될 수 있을 것으로 생각된다.

#### 참고문헌

1. Yang, In Ho, 1996.2, A Study on Determining the Optimal Start/Stop Time for HVAC System Using Artificial Neural Network, Ph.D. Dissertation, Seoul National University, p. 125.
2. Anstett, M. and Kreider, J. F., 1993, Application of Neural Networking Models to Predict Energy Use, ASHRAE Transaction, Vol. 99, Part 1, p. 511.
3. Kreider, J. F. and Wang, X. A., 1991, Artificial Neural Networks Demonstration for Automated Generation of Energy Use Predictors for Commercial Buildings, ASHRAE Transaction, IN-91-9-3, p. 777.
4. Yang, In Ho, 1998.7, A Study on Determining the Optimal Preheating Time of Building Using Learning Method, JOURNAL OF THE ARCHITECTURAL INSTITUTE OF KOREA, Vol. 14, No. 7, p. 159.