회귀기준식 이용 공조기 부위별 고장검출

이 원 용†, 이 봉 도
한국에너지기술연구소

Regression Model-Based Fault Detection of an Air-Handling Unit

Won-Yong Lee†, Bong-Do Lee
Korea Institute of Energy Research, Taejon 305-343, Korea

(*Received March 27, 2000; revision received May 24, 2000*)

ABSTRACT: A scheme for fault detection on the subsystem level is presented. The method uses analytical redundancy and consists in generating residuals by comparing each measurement with an estimate computed from the reference models. In this study regression neural network models are used as reference models. The regression neural network is memory-based feed forward network that provides estimates of continuous variables. The simulation result demonstrated that the proposed method can effectively detect faults in an air handling unit(AHU). The results show that the regression models are accurate and reliable estimators of the highly nonlinear and complex AHU.

Key words: Fault detection(고장검출), Model-based(모델 기반), Air handling unit(공조기)

기 호 설 명

H : 공기습도[kg/kg(건조공기)]
P : 압력[Pa]
Q : 공기유량[m³/s]
R : 잔차(residual) 또는 관계(relation)
T : 온도[℃]
U : 제어신호

그리스 문자

ε : 고장 허용값

상첨자

T : 치환 행렬

하첨자

cc : 냉각코일온도 제어밸브
ci : 회수 순환공기
d : 급기 및 순환공기 차
dmp : 혼합공기 댐퍼
es : 예측값
fr : 외기
m : 혼합공기
p : 압력
re : 순환공기
s : 급기

1. 서 론

건물 에너지 설비의 규모가 커지고 운전방법이 복잡해짐에 따라 컴퓨터를 이용한 운영기술이 도

† Corresponding author
Tel.: +82-42-860-3574; fax: +82-42-860-3739
E-mail address: wy82lee@kier.re.kr

입되고 있다. 건물의 복합적인 공조설비를 최적으로 유지시키기 위해서는 자동제어는 물론 설비의 성능저하 및 고장을 적절하게 검출하여 처리할 수 있는 기술이 필요하다. 공조설비의 고장검출 및 진단기술은 설비의 안정성 문제 해결은 물론 고장 및 성능저하로 인한 에너지 낭비와 수명단축을 방지하여 운영효율을 향상시키기 위한 기술로 인식되고 있다.

이와 같은 기술은 컴퓨터와 전자기술의 발달과 더불어 실현이 가능하게 된 것으로, 컴퓨터를 이용한 건물 공조설비에 대한 고장검출 및 진단기술은 International Energy Agency(IEA)의 연구분과인 ANNEX25 및 ANNEX34에서 90년대 초부터 국제적인 과제로 집중적으로 연구되어 왔다.

고장검출을 위한 연구는 안전과 신뢰성이 요구되는 모든 분야에서 광범위하게 수행되고 있다. Wilsky[1]는 동적 시스템의 고장검출을 위해 통계적인 방법을 제시하였으며, Isermann[2]는 모델기반으로 상태변수 예측과 계수 예측방법을 이용한 고장검출방법을 정리 발표하였고, Patton et al.[3]도 여러 가지 고장진단과 검출방법을 정리하여 발표하였다. 이러한 연구결과들은 간단한 시스템을 위한 이론적인 결과들로서 복잡하고 종합적인 설비에 적용하기에는 무리가 있다.

공조설비에 대한 연구는 규칙기반과 전문가 시스템을 적용한 것이 있으며[4], 이것은 주로 운전규칙과 허용범위를 이용하는 것으로 상태변화가 큰 고장의 검출에 효과적이다. 고장검출에 대표적으로 사용되는 방법으로는 모델기반 고장검출방법이 있으며, 모델식으로 산출된 잔차(residual)를 이용하면 단순히 상태의 상·하한 허용값을 이용하는 것보다 검출성능이 향상되어 급격한 고장은 물론 서서히 발생하는 성능저하 현상도 미리 검출할 수 있는 장점이 있다. 잔차는 기준값과 직접 측정된 값과의 차로 정의되며, 기준값은 물리적으로 중첩된 복수개의 센서를 이용하거나 관련된 다른 센서의 측정값을 이용하여 함수적으로 예측된 값으로 구할 수 있다. 위험성이 크게 수반되지 않는 공조시스템의 경우 경제적인 면을 고려하여 관련 측정값과 모델식을 기초로 이론적인 중첩(analytical redundancy)으로 기준값을 구하는 것이 바람직하다.

모델기반 고장검출방법으로는 기존의 신경망회로[5]와 블랙박스 모델[6]이 이용되었는데, 신경망 회로 방식은 비선형 시스템을 비교적 정확하게 예측할 수 있는 장점이 있으나 학습을 위해 방대한 자료가 필요하고 학습시간이 많이 소요되는 단점이 있다. 급격한 고장에 주로 적용된 블랙박스 모델 방식은 고장검출에는 효과적이나 진단을 위한 정보를 제공하지 못하는 단점이 있었다.

본 연구에서는 이론적인 중첩값을 예측하기 위해 기존의 통계적 회귀식(이하 회귀식)과 회귀신경망(general regression neural network)[7]을 이용하였다. 회귀신경망이 고장검출에 적용된 예는 없으나 기존의 신경망과는 달리 반복적인 학습과정이 필요 없고, 예측값 산출에 사용되는 자료의 수가 적어 연산을 신속하게 수행할 수 있는 장점이 있어, 공조기의 부위(sub-system)별 고장을 검출하는데 필요한 주요 상태변수의 기준값을 실시간으로 예측하기 위해 본 연구에 적용하였다.

고장검출과 처리과정은 크게 검출, 진단, 평가 그리고 처리의 4단계로 구분될 수 있는데, 본 논문은 첫번째 단계인 검출과 부위별로 고장을 분류하기 위한 것이다. 고장검출의 대상으로는 크게는 건물 전체를, 그리고 작게는 요소부품을 고려할 수 있으나 본 논문은 고장검출을 위한 잔차 생성에 주안점을 둔 것으로 제어기 시스템별로 부위를 분류하여 주요 고장을 검출할 수 있도록 하였으며, 전산해석을 통해 본 방법의 유용성을 검증하였다.

2. 본 론

2.1 공조시스템 및 자동제어기 개요

고장분석을 위해 전산해석에 사용한 공조기의 개략도는 Fig. 1과 같으며, 실내온도 제어를 위한 가변풍량(variable air volume, VAV) 유닛을 제외하면 중앙공조기의 제어시스템은 4부분으로 구성되어 있다. 본 논문에서 다룬 시스템은 미국표준기술연구원(NIST)에 설치되어 있는 공조기를 기준으로 한 것이며, 고장검출 및 진단기술을 개발하기 위한 IEA ANNEX25에서 국제적인 공동연구의 기준 시스템으로 채택한 설비이다. 전체 공조기는 3개의 가변풍량 유닛을 비롯하여 2개의 송풍기와 3개의 혼합공기 댐퍼, 그리고 가열 및 냉각코일로 구성되어 있다.

급기온도, 정압, 유량차 그리고 실내온도 제어

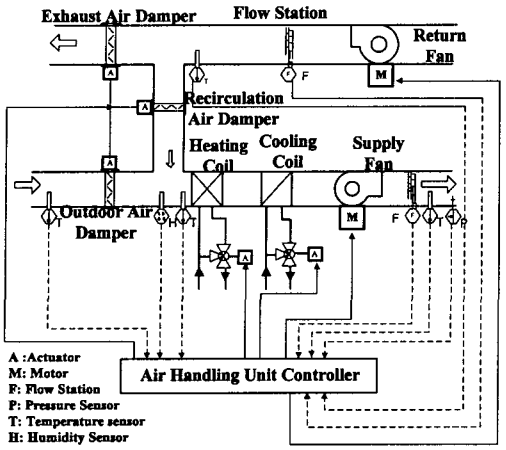

Fig. 1 Layout of an air handling unit.

를 위해 PID제어기를 사용하였다. 고장검출을 위한 부위로는 크게 제어기별로 급기온도 제어시스템, 혼합공기 제어시스템, 압력 제어시스템 그리고 유량차 제어시스템으로 구분하였으며, 이들 부위별로 고장을 검출할 수 있도록 하였다.

급기온도 제어시스템은 밸브를 이용하여 냉각코일로 공급되는 냉각수 양이나 냉각수 온도를 조절하여 열교환되는 급기온도를 제어하는 것으로 냉각코일, 가열코일 및 펌프 등으로 구성되어 있다.

압력제어기는 가변풍량 유닛에서 실내로 공급되는 유량의 변화에 관계없이 급기덕트에서 일정한 압력을 유지하기 위한 것으로 압력 제어시스템에 의해 급기덕트의 압력이 249 Pa(1inch H_2O)가 되도록 송풍기의 회전수를 조절하였다.

순환 송풍기는 급기 송풍기와 연동되어 순환공기유량과 실내 공급 공기유량의 차를 제어하기 위한 설비이며, 급기유량이 순환 공기유량보다 0.4 m³/sec 정도 더 많도록 제어하였다.

공조기를 실시간으로 제어하면서 성능을 감시하기 위해서는 많은 수의 센서가 사용될 수 있는데, 본 연구에서는 Fig. 1같이 8개의 센서를 해석적 중첩을 위한 관계식 유도에 사용하였다. 8개의 센서중에 6개는 제어를 위한 센서이며, 나머지 2개는 부위별 에너지 성능을 감시하기 위해 사용된 센서이다. 사용된 8개의 측정센서로는 급기온도(T_s), 순환공기온도(T_{ci}), 외기흡입온도(T_{fr}), 혼합공기온도(T_m) 등을 측정하기 위한 4개의 온도센서와 압력제어를 위한 급기압력(P_s) 센서, 급기유량(Q_s)과 순환유량(Q_{re})을 측정하기 위한 유량센서, 그리고 혼합공기습도(H_m)를 측정하기 위한 습도계가 사용되었다.

2.2 고장검출 및 진단방법

해석적 중첩은 다른 특성이나 위치가 다른 센서의 측정값을 이용하여 필요한 측정값을 예측하는 것으로 예측값과 실제값을 비교하여 고장을 검출하게 되며, 본 논문에서는 회귀방식으로 정상적인 상태(normal condition)의 기준값을 예측하였다. 회귀식의 경우는 미리 구한 정상적인 상태의 자료를 이용하여 주어진 식의 계수를 산출하여 예측식에 사용하며, 본 논문에서 제시한 회귀신경망의 경우 별도의 학습과정없이 정상적인 상태의 운전자료를 그대로 기준자료로 이용하게 된다. 따라서 계산결과는 정상적인 상태를 예측하게 되며, 고장이 발생한 경우 예측과 실제 결과와의 차이인 잔차가 발생할 수 있다. 고장검출을 위한 잔차 허용값은 정상적인 상태에서 외란과 예측오차가 포함된 잔차값을 이용하여 미리 구하게 된다. 본 논문에서는 품질관리에서 일반적으로 사용하는 기준으로 정상적인 상태에서 구한 잔차의 표준편차값 3배를 허용값으로 이용하였다. 마찬가지로 과도상태를 검출하기 위한 기울기의 허용값도 정상상태(steady state)에서 구한 기울기 변화의 표준편차를 구하여 3배 값을 사용하였다.

공조설비는 시동 및 정지시간과 특별한 부하변화상태를 제외하고는 대부분 완만하게 부하가 변하는 정상상태로 운전되기 때문에 정상상태의 자료만을 상태예측에 이용하였다. 이를 위해 주요 상태변수의 기울기를 이용한 과도상태 검출기를 사용하였으며, 운전중 정상상태인 경우에만 고장을 검출하였다. 상태변수 기울기 산출을 위한 지연이 발생할 수 있으나 상태예측을 위한 식이나 기준자료를 간이화시킬 수 있는 장점이 있다.

본 논문에서는 잔차를 산출하기 위하여 각 부위별 4개의 관계식을 사용하였으며, 4개의 관계식은 크게 4개 부위로 분류된 제어시스템의 고장을 검출하기 위한 것으로 급기온도 제어시스템(R_1), 혼합공기온도 제어시스템(R_2), 급기압력 제어시스템(R_3) 그리고 유량차 제어시스템(R_4)에

대한 것이다. 고장검출후 진단을 위한 분류기를 사용할 경우 2단계의 분류기를 사용하여 1단계에서는 부위별 고장을, 그리고 2단계에서는 고장으로 검출된 부위에서 정확한 고장 원인이나 위치를 진단할 수 있을 것이다.[8].

부위별 대표적인 기준값으로 급기온도 제어신호(U_{cc}), 혼합공기온도, 급기압력 제어신호(U_p) 그리고 순환유량으로 정하였으며, 기준값을 예측하기 위한 기준식의 입출력관계는 다음과 같다.

급기온도 제어시스템:

$$R_1=U_{cc}-U_{cc,es} \quad (1)$$
$$U_{cc,es}=F(T_s,\ T_m,\ H_m(k),\ Q_s(k))$$

혼합공기 온도제어시스템:

$$R_2=T_m-T_{m,es} \quad (2)$$
$$T_{m,es}=F(T_{fr},\ T_{ci},\ Q_s,\ Q_{re},\ U_{dmp})$$

급기압력 제어시스템:

$$R_3=U_p-U_{p,es} \quad (3)$$
$$U_{p,es}=F(Q_s,\ P_s,\ U_{dmp})$$

유량차(Q_d) 제어시스템:

$$R_4=Q_{re}-Q_{re,es} \quad (4)$$
$$Q_{re,es}=F(Q_s,\ U_{re},\ U_{dmp})$$

식 (1), (2), (3), (4)를 이용하여 고장과 증상과의 관계를 구할 수 있다. 예로서 R_1은 급기온도 제어시스템을 위한 관계식이며, R_1을 위한 신호, 즉 T_s, T_m, H_m, Q_s 그리고 U_{cc}에 이상이 발생한 경우 예측식과 잔차에 변화를 일으키게 되므로 R_1에 관계된 모든 센서와 구동기의 고장을 검출할 수 있다. 복수개의 관계식에 공통적으로 포함되어 있는 측정변수의 경우 센서에 고장이 생기면 관련된 관계식 모두가 영향을 받게된다. 설비 고장의 경우 운전상태의 변화로 인해 이를 보상해주기 위한 제어신호에 영향을 미치므로 해당 설비를 위한 제어신호가 포함되어 있는 관계식을 변화시키게 된다. R_1과 마찬가지로 R_2, R_3 그리고 R_4를 이용하여 각 부위에서 고장과 증상과의 관계를 Table 1과 같이 미리 확보할 수 있으며, 이를 부위별 고장검출의 자료로 사용할 수 있다. Table 1에서 각기 다른 8개의 패턴을 볼 수 있으며, 1번은 급기온도 제어시스템의 고장을, 2, 3, 7번은 혼합공기 온도제어시스템을, 4번은 급기압력 제어시스템을 그리고 나머지 5, 6, 8번은 유량차 제어시스템의 고장을 나타낸다. Table 1의 고장과 증상의 패턴을 이용하여 급기온도 제어시스템의 고장에서부터 혼합공기온도 제어시스템, 급기압력 제어시스템 그리고 유량차 제어시스템의 순서로 고장을 검출하려면 다음과 같은 *IF-THEN* 규칙을 생성할 수 있다.

Table 1 Fault and symptom relations

	R_1	R_2	R_3	R_4	관 계	패턴
T_s 센서	o				T_s 제어시스템	No.1
T_m 센서	o	o			T_m 제어시스템	No.2
T_{ci} 센서		o			T_m 제어시스템	No.3
T_{fr} 센서		o			T_m 제어시스템	No.3
P_s 센서			o		P_s 제어시스템	No.4
Q_s 센서	o	o	o	o	Q_d 제어시스템	No.5
Q_r 센서		o		o	Q_d 제어시스템	No.6
H_m 센서	o				T_s 제어시스템	No.1
U_{cc}	o				T_s 제어시스템	No.1
U_{dmp}		o	o	o	T_m 제어시스템	No.7
U_p			o		P_s 제어시스템	No.4
U_{re}				o	Q_d 제어시스템	No.8

1) *IF* $R_1>\varepsilon_1$ *and* $R_2<\varepsilon_2$
THEN 급기온도 제어시스템 고장 (*No.1*)

2) *IF*($R_1>\varepsilon_1$ *and* $R_2>\varepsilon_2$ *and* $R_3<\varepsilon_3$) (*No.2*)
or IF($R_2>\varepsilon_1$ *and* $R_4<\varepsilon_4$) (*No.3*)
or IF($R_1<\varepsilon_1$ *and* $R_2>\varepsilon_2$ *and* $R_4>\varepsilon_4$ (*No.7*)
and $R_4>\varepsilon_4$)
THEN 혼합공기 온도제어시스템 고장

3) *IF* $R_3>\varepsilon_1$ *and* $R_2<\varepsilon_2$
THEN 급기압력 제어시스템 고장 (*No.4*)

4) *IF*($R_1>\varepsilon_1$ *and* $R_2>\varepsilon_2$
and $R_3>\varepsilon_3$) (*No.5*)
or IF ($R_3<\varepsilon_4$ *and* $R_4>\varepsilon_4$) (*No.6, 8*)
THEN 유량차 제어시스템 고장

고장분류를 위한 규칙생성에 있어서 패턴 특성에 따라 필요없는 허용값 검사는 생략하였다.

2.3 회귀 모델

정상상태의 예측값을 구하기 위한 기준식으로 다중회귀식(multiple regression)과 새로운 방식으

로 회귀신경망을 이용하였다.

회귀방식은 한 개 또는 그 이상의 독립변수들과 하나의 종속변수간의 관계를 파악하기 위한 기법이다. 즉, 종속변수의 변화에 영향을 주는 몇 개의 독립변수들을 이용하여 종속변수의 변화를 추정하는 방법으로 미래예측을 가능케 하는 추측통계기법이다. 기존의 회귀방식은 실제 관측값과 회귀모형에 의한 예측값 차이의 제곱을 극소화시키는 방법, 즉 최소자승법에 의해 회귀식의 계수를 구하게 된다. 단순한 선형회귀모델로는 공조기의 주요상태를 예측하기 어려우므로 변수변형과 각 변수들이 곱해진 형태의 조합으로 회귀식을 구성하였으며, 또한 독립변수에 영향을 주는 모든 종속변수를 고려하기 위해 복수개의 입력이 사용되는 다중회귀분석 방법을 사용하였다.

회귀신경망은 기존의 회귀방식과 달리 주어진 회귀식을 사용하지 않고 소수의 기준자료(X_i, Y_i)를 이용하여 현재 입력자료 X에 대한 출력 $\hat{Y}$를 예측하는 것으로 기존의 일반적인 회귀식이나 신경망에 비해 학습과정이 거의 없이 1회 계산으로 학습을 완수할 수 있고, 일반 신경망과 같이 병렬처리 구조를 가지고 있어 신속한 계산처리를 할 수 있는 장점이 있다.

독립변수인 입력 X와 종속변수인 출력 Y의 결합확률밀도함수를 알고 있는 경우 조건확률함수와 예측값을 계산할 수가 있다. 벡터인 임의 독립변수 x와 스칼라인 임의의 종속변수 y의 결합확률밀도함수 $f(x, y)$를 알고 있는 경우 x중 특정한 입력변수 X에서의 조건평균, 즉 X에서의 회귀값은 기본적으로 다음과 같이 주어진다.

$$E[y/X] = \frac{\int_{\infty}^{-\infty} y\, f(X, y)dy}{\int_{\infty}^{-\infty} f(X, y)dy} \qquad (5)$$

여기서 $f(x, y)$가 정형화된 방정식 형태로 주어져 있지 않을 경우 확률밀도함수는 관측값 x와 y를 이용하여 예측되어야 한다. 계수를 이용하지 않는, 즉 식의 형태로 주어져 있지 않은 $f(x, y)$의 예측을 위해서는 다음과 같이 기준자료를 이용하는 방법을 채택할 수 있다. 입력 벡터 X와 스칼라 출력 Y의 샘플값 X_i와 Y_i를 이용하여 주어진 X에서의 예측값 $\hat{Y}$는 다음 식으로 된다.

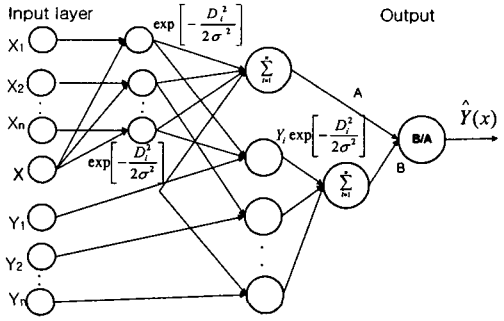

Fig. 2 General regression neural network architecture.

$$\hat{Y}(X) = \frac{\sum_{i=1}^{n} Y_i \exp(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2})}{\sum_{i=1}^{n} \exp(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2})} \qquad (6)$$

여기서 스칼라 함수 D_i는 유클리드 거리를 나타내는 것으로 다음 식으로 주어진다.

$$D_i^2 = (X-X_i)^T (X-X_i) \qquad (7)$$

σ는 평활인자라고 하며, 출력을 예측하기 위해 미리 값이 정해져 있어야 하는데, 기준값으로 X_i, Y_i가 정해지면 주어진 관측값과 예측값을 이용하여 두 값의 차이가 가장 작아지도록 한번의 연산을 통해 0과 1 사이의 값으로 정할 수 있다.

Fig. 2는 회귀신경망의 구조를 나타낸 것으로 일반 신경망구조와 유사한 형태를 보이고 있으나 식 (6), (7)에서 알 수 있는 바와 같이 기존의 신경망회로와는 달리 확률밀도함수와 유사한 식을 사용하고 있으며, 학습과정이 필요없다. 그림에서 X_i와 Y_i는 정상상태에서 구한 기준자료이며, X값이 출력 $\hat{Y}$를 예측하기 위한 입력값이다.

2.4 고장검출 및 진단결과 분석

성능을 검증하기 위하여 8개 센서와 6개 설비의 고장자료를 전산해석을 통해 산출하였다. 센서고장은 시스템이 정상적으로 작동하는 도중에 발생하였다고 가정하였으며, 온도센서와 압력센서를 제외하고는 센서에 10% 정도 편차가 생긴

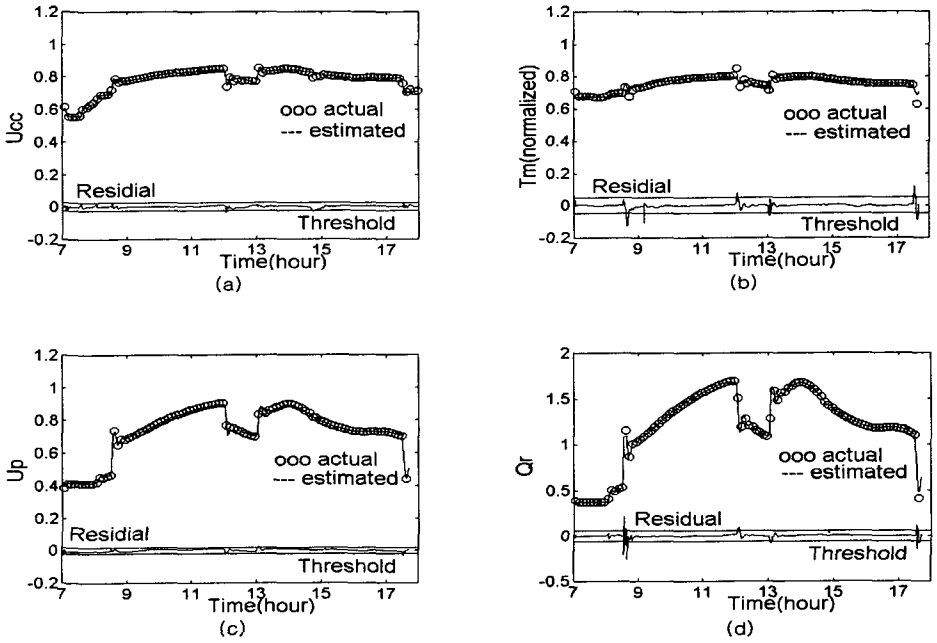

Fig. 3 Estimation results at normal condition with regression neural networks.

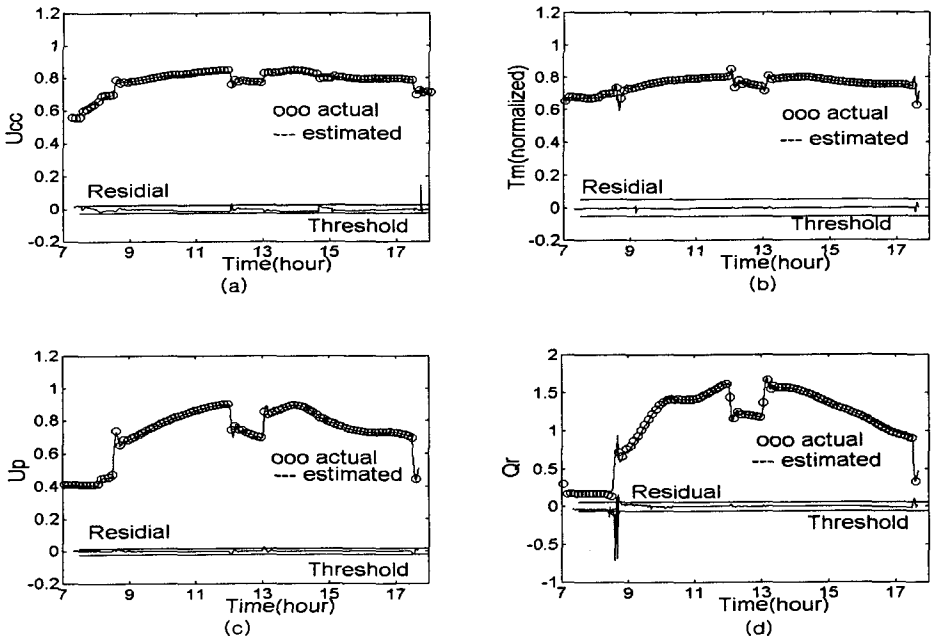

Fig. 4 Estimation results at normal condition with statistical regression equations.

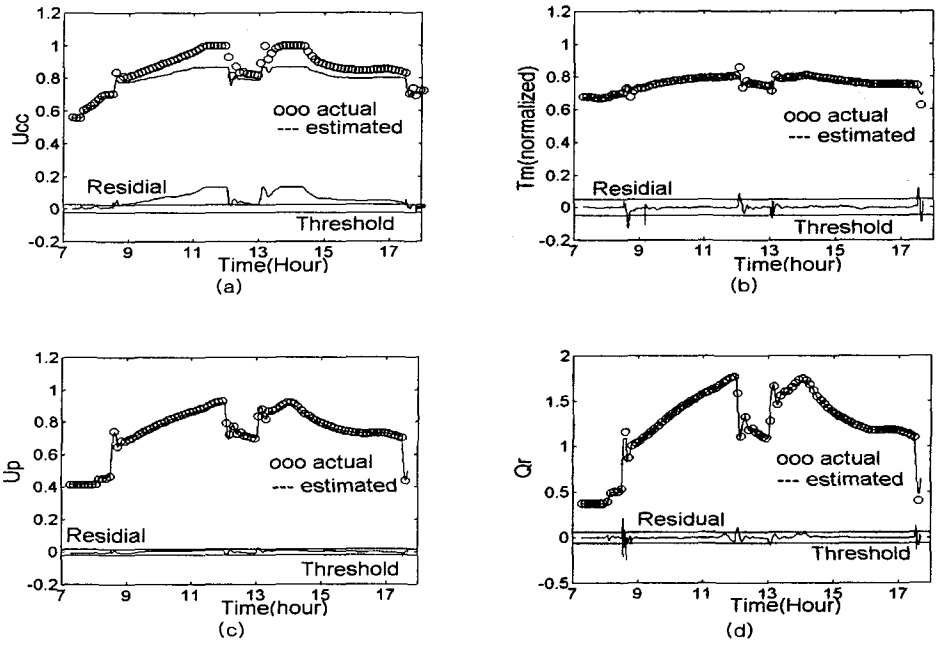

Fig. 5 Estimation results for the fouled cooling coil.

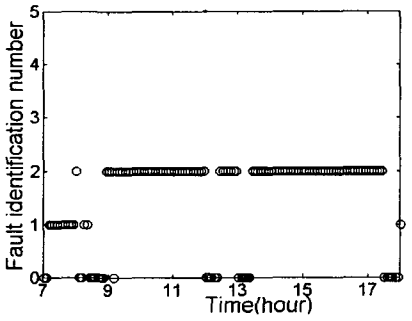

Fig. 6 Fault detection and classification for the fouled cooling coil.

것으로 가정하였다. 급기온도센서는 성능저하 현상을 분석하였으며, 전산해석을 위하여 성능저하를 가속시켰고, 시동후 10,000초부터 최대 편차가 2.5℃가 되도록 기울기를 2.5℃/35,000sec로 변화시켜 센서측정값이 실제보다 낮은 값이 되도록 하였다. 나머지 온도센서의 경우 시동후 10,000초 후에 실제값보다 1℃ 낮은 온도편차가 생긴 것으로 가정하였다. 압력센서의 경우는 정격값의 5% 정도 편차가 이루어지도록 하였으며, 센서고장과 별도로 6개의 설비고장을 해석하였다. 6개의 설비고장은 냉각코일 밸브가 운전중 고정된 상태와 냉각코일에 스케일이 생긴 상태(열저항이 공기측은 0.4 m^2K/kW, 물측은 0.5 m^2K/kW 증가한 것으로 가정)와 가열코일 밸브가 1% 정도 누수되는 상태, 순환공기 댐퍼가 10% 정도 열린채 고정된 상태 그리고 급기 송풍기와 순환 송풍기의 성능이 10% 정도 저하된 상태를 고려하였다.

Fig. 3과 Fig. 4는 회귀신경망과 회귀식을 이용하여 공조기의 정상상태를 예측한 결과이다. 두 방식 모두 4개의 주요 변수를 정확하게 예측하고 있으며, 잔차 발생이 거의 없음을 알 수 있다. 두 가지 방식에 따른 4개 변수의 평균 예측오차는 약 1.3%로 회귀방식에 관계없이 거의 일정하다.

고장검출 결과를 분석한 예로서 실제 시스템에서 실험적으로 구현이 어렵고 고장검출도 어려운 성능저하 현상을 다음에 주로 설명하였다.

Fig. 5와 Fig. 6은 냉각코일의 스케일로 인하여 성능 저하가 발생하였을 경우 회귀신경망을 이용하여 상태를 예측하고 고장을 검출한 결과이다. Fig. 6에서 고장검출 분류번호 0, 1, 2, 3, 4, 5는 각각 과도 상태, 정상적인 상태, 급기온도 제어시

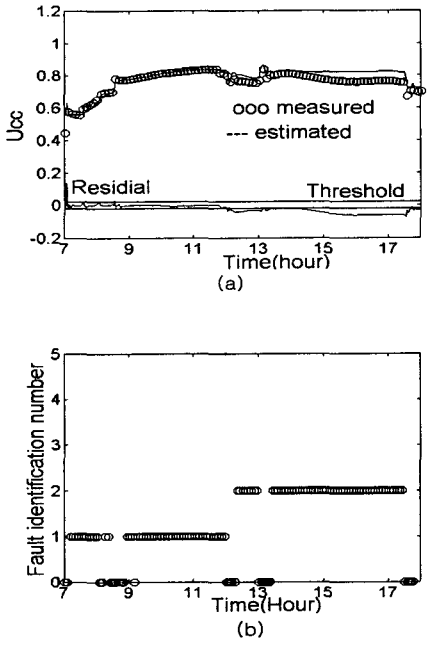

Fig. 7 Estimation and fault classification when T_s sensor is degraded.

스템, 혼합공기온도 제어시스템, 급기압력 제어시스템 그리고 유량차 제어시스템을 나타낸다. Fig. 5에서 알 수 있는 바와 같이 고장이 발생한 경우 관련 설비가 포함된 부위를 대표하는 잔차가 변화하는 것을 알 수 있다.

Fig. 6은 이와 같은 잔차변화를 이용하여 고장을 검출, 분류한 것으로 대부분 구간에서 고장번호 2를 표시하고 있는데, 이것은 급기온도 제어시스템의 고장을 나타내는 것이다. 일부구간에서 분류결과가 0과 1을 나타내는 것은 시동과 정지시에는 부하가 상대적으로 작아 예측결과와 실제결과의 차인 잔차의 절대값이 작거나 과도특성에 의해 고장검출이 안된 경우이다. 이것은 정상상태 검출기에서 과도상태로 판별된 경우는 고장검출을 수행하지 않기 때문으로 0은 이상 유무의 판단을 유보한 상태로 고장에 의한 변화인지, 급격한 부하변화에 의한 과도특성인지를 판단하기 어렵기 때문에 잘못 진단되는 것을 막기 위해 고장검출에서 제외한 것이다. 점심시간을 전후한 부하변화시에도 과도특성이 나타나고 있다.

Fig. 7은 급기온도센서에 성능저하가 나타난

Table 2 Residual changes after faults

	R_1	R_2	R_3	R_4	고 장
T_s 센서	o				T_s 제어시스템
T_m 센서	o	o			T_m 제어시스템
T_{ci} 센서		o			T_m 제어시스템
T_{fr} 센서		o			T_m 제어시스템
P_s 센서			o		P_s 제어시스템
Q_s 센서	o	o	o	o	Q_d 제어시스템
Q_r 센서		o		o	Q_d 제어시스템
H_m 센서	o				T_s 제어시스템
냉각코일 밸브	o				T_s 제어시스템
냉각코일 스케일	o				T_s 제어시스템
가열코일 밸브 누수	o				T_s 제어시스템
댐퍼 고장		o	o	o	T_m 제어시스템
급기 송풍기			o		P_s 제어시스템
순환 송풍기				o	Q_d 제어시스템

경우의 예측결과와 고장검출의 결과이다. 고장초기에는 증상이 미약하여 산출된 잔차가 외란과 예측오차에 의한 것과 구분이 어려우며, 이 구간에서는 정상적인 상태로 분류되었고, 고장이 어느 정도 진행되어 정해진 허용범위를 초과하면 고장이 검출되는 것을 확인할 수 있다.

나머지 고장은 Fig. 5와 Fig. 7의 경우보다 검출이 비교적 쉬운 경우로 예측을 통해 산출한 잔차변화가 허용범위를 벗어날 경우를 Table 2에 "O" 로 표시하였다. Table 2에서 나타나 있는 바와 같이 Table 1에서 예측한 증상과 실제 결과가 정확하게 일치하는 것을 알 수 있으며, 4개 부위별로 고장을 분류할 수 있다.

Table 2에서 일부 센서와 설비고장의 경우 다른 고장과 구별되는 패턴에 의해 부품별 정확한 고장진단도 가능한 것을 알 수 있으나 전체 시스템의 요소별 진단이 필요할 경우에는 측정센서의 숫자나 관계식을 증가시켜 서로 구별되는 증상패턴을 생성시킬 필요가 있다.

회귀식이나 회귀신경망을 이용하여 공조기의 정상적인 상태를 예측하고 고장에 따른 잔차를 생성할 경우 적용된 2가지 방식에 관계없이 거의 동일한 결과를 얻을 수 있으므로 고장에 따른 잔차의 허용범위 초과여부를 하나의 Table 2로 표시한 것이다.

그러나 통계적 회귀식의 경우 특성을 정확하게

나타낼 수 있는 특성방정식이 주어져 있지 않은 경우 시행착오를 거쳐 식의 형태와 계수를 구해야 하며, 정확한 예측값을 산출하기 위해서는 수많은 반복을 통해 회귀식을 결정할 수 있다. 본 논문에서도 많은 시행착오를 거쳐 다항식의 형태로 비선형 회귀식을 결정한 후 상태 예측에 사용하였다. 그러나 회귀신경망은 일반 회귀식과는 달리 시스템 특성에 대한 특별한 전문지식이 없어도 입출력 관계만 파악되면 기준자료를 그대로 이용하여 학습과정 없이 출력을 예측할 수 있는 장점이 있다.

시스템을 예측하기 위해 기준자료가 많이 필요한 경우 예측 과정에서 기존의 회귀방식에 비해 연산시간이 많이 소요될 수 있으나 소수의 대표값만을 사용하여 문제를 해결할 수 있다. 본 연구에서도 각 상태값들을 예측하기 위해 35개 정도의 입력벡터를 회귀신경망의 기준 자료로 이용하였다. 회귀식 학습을 위해서는 1,000개 이상의 학습자료가 이용되었다. 실제 본 연구에서는 예로서 3일간의 자료를 이용하였으며, 매 10초당 낮시간동안 1일당 4,500개의 정상상태의 자료를 산출하여 이중에서 일부의 자료를 기준값으로 사용한 것이다. 기준값의 선정을 위해서는 시간에 따른 부하상태별로 대표적인 상태값을 선택할 수 있으나 본 연구에서는 군집화 알고리즘을 이용하여 회귀신경망의 대표값을 선정하였다[8].

3. 결 론

이론적 중첩법을 이용한 공조설비의 고장검출 방법을 제시하였다. 정상상태의 기준값인 중첩값을 예측하기 위해 회귀식을 사용하였으며, 예측결과와 실제값과의 차인 잔차를 이용하여 고장을 검출하였다. 예측값은 회귀식과 회귀신경망을 적용하여 산출하였는데, 적합하게 유도된 회귀식을 사용할 경우 예측의 정확도에는 큰 차이가 없으나 회귀신경망이 기준식 유도를 위한 반복적인 학습과정이 필요 없어 실제 적용에 매우 유리한 장점이 있다.

본 논문에서 제시한 방법은 고장검출과 진단을 위한 1단계 과정으로 크게 제어시스템별로 고장을 검출하여 실시간으로 운전자에게 부위별 상태정보를 제공할 수 있도록 한 것이다. 부품별 고장진단을 원할 경우 고장으로 검출된 부위에서 다시 고장의 위치와 원인을 정밀하게 진단할 필요가 있으며, 이에 대한 연구가 더 필요하다.

후 기

본 연구는 과학기술부의 국제공동연구과제(I-03-079)로 수행되었으며, 연구에 도움을 준 미국 국립표준기술연구원의 J. M. House에게 감사드립니다.

참고문헌

1. Wilsky, A. S., 1976, A survey of design methods for failure detection in dynamic systems, Automatica, Vol. 12, pp. 601-611.
2. Isermann, R., 1984, Process fault detection based on modeling and estimation methods, Automatica, Vol., 20, pp. 387-404.
3. Patton, R. P., Frank, P.M., and Clark, R., 1989, Fault Diagnosis in Dynamic Systems Theory and Application. NewYork, Prentice Hall.
4. Liu, S. T., and Kelly, G. E., 1989, Rule based diagnostic method for HVAC fault detection, Proceedings of Building Simulation '89, Vancouver.
5. Ruxandra, D., and Dominique M., 1994, Neural networks for fault detection in an HVAC system-Mixing section and coils, IEA ANNEX 25 working paper, Stuttgart.
6. Yoshida, H. and Kumari, S., 1999, ARX and AFRM model-based on-line real-time data base diagnosis of sudden fault in AHU of VAV system, Energy Conv. and Mgmt., Vol. 40, pp. 1191-1206.
7. Specht, D. F., 1991, A general regression neural network, IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 2, pp. 568-576.
8. House, J. M., Lee, W. Y., and Shin, D. R., 1999, Classification techniques for fault detection and diagnosis of an air handling unit, ASHRAE Trans., Vol. 103, pp. 1087-1097.