

자동 공조설비의 고장 검출 기술

論 文

48A - 4 - 9

Fault Detection in an Automatic Central Air-Handling Unit

李 元 龍*, 申 東 烈**
(Won-Yong Lee · Dong-Ryul Shin)

Abstract - This paper describes the use of residual and parameter identification methods for fault detection in an air handling unit. Faults can be detected by comparing expected condition with the measured faulty data using residuals. Faults can also be detected by examining unmeasurable parameter changes in a model of a controlled system using a system identification technique. In this study, AutoRegressive Moving Average with eXternal input(ARMAX) and AutoRegressive with eXternal input(ARX) models with both single-input/single-output and multi-input/single-output structures are examined. Model parameters are determined using the Kalman filter recursive identification method. Regression equations are calculated from normal experimental data and are used to compute expected operating variables. These approaches are tested using experimental data from a laboratory's variable-air-volume air-handling-unit.

Key Words : Fault Detection, Air handling Unit, Residual, Parameter Identification

1. 서 론

가까운 장래에 공조설비의 에너지 및 운영비 절감 방법을 관리기술에서 찾게될 것이다. 에너지 설비가 대형화되면서 종합적인 설비의 운영체계를 일반적인 운전자가 이해하기가 점점 어려워지고 있어 컴퓨터를 이용한 자동화 시스템이 도입되고 있으나 유지 운영상의 문제점이 제기되고 있어 이를 위한 새로운 기술이 필요하게 되었다. 설비를 항상 최적상태로 유지시키기 위해서는 성능 제어는 물론 에너지의 주요 낭비요인이 되는 성능저하 및 고장을 검출하여 처리할 수 있는 기술의 도입이 필요하다.

에너지 시스템의 자동 고장 검출시스템의 목적은 에너지 소비를 증가시키거나 환경을 저해시킬 수 있는 비효율적인 운전 상태를 조기에 발견하는 것으로, 운전자가 직접 검출하기 어려운 고장을 신속하게 검출할 수 있어야 한다. 이러한 기능은 현재 사용되는 에너지관리시스템에 추가되어야 할 것이다.

고장 발견을 위한 이론 연구는 매우 광범위하게 이루어졌으며 다양한 방법이 제시되었다. Wilsky는 동적 시스템의 고장 검출을 위하여 통계적인 방법을 제시하였다[1]. Isermann는 모델 기반으로 상태변수 예측과 계수 예측 방법을 이용한 고장 검출 방법을 정리하였다[2]. Patton 등은 적

용 사례를 포함한 여러 가지 고장 진단과 검출 방법을 정리하여 발표하였다[3]. Frank는 해석적 중첩을 이용한 고장 검출과 진단 방법을 발표하였다[4].

공조설비에 대한 연구는 Liu에 의한 규칙기반 진단 방법을 적용한 것이 있으며[5], 마찬가지로 Anderson 등에 의한 규칙 기반과 통계적인 방법을 공기조화 시스템의 모니터링과 진단에 적용한 것이 있다[6]. Pape 등은 최적제어 이론에 의한 고장 진단법을 제시하였다[7]. Norford는 사용 전력 모델을 이용한 고장 진단법을 제시하였다[8]. 국내에서는 허용값과 규칙기반을 기초로 작성된 다단계 신경망을 적용한 고장 검출 및 진단방법이 발표된 적이 있다[9]. 여기서 나타난 바와 같이 에너지 설비에 대한 연구는 시스템의 복잡성에 의해 이론적인 해석보다는 시스템의 지식 기반에 의존하는 규칙 기반 기술이나 실험적 모델을 이용하는 방식이 일반적으로 채택되고 있다.

본 논문에서는 고장이나 결함을 상태값 잔차의 변화를 이용하거나, 시스템 모델식의 계수변화를 이용하여 검출하는 방법에 대해 제시하였다. 이러한 방법을 대형건물에 사용되는 중앙 자동 공조시스템에 적용하여 고장을 검출하는 과정과 결과를 논의하였다.

시스템의 고장을 나타내기 위해 정상운전의 범위를 정하고 이 정해진 범위를 초과했을 때 고장이라고 간주하였다. 정상범위의 허용값은 품질관리에서 주로 사용되는 통계적인 방법 즉 3σ 한계값(3배의 표준 편차값)이 사용되었다[10].

공조기의 경우 각 제어시스템을 구성하는 센서와 구동기의 내구 특성이 달라 단시간에 동시에 복합적인 고장이 일어나는 경우가 실제로는 거의 없으며, 하나의 고장이 다른 부품에 미치는 파급효과도 크지 않으므로 본 논문에서는 단일 고장에 대해서만 다루었다.

* 正 會 員 : 韓國에너지기술研究所 先任研究員 · 工博

** 正 會 員 : 韓國에너지기술研究所 研究部長, 工博

接受日字 : 1998年 9月 11日

最終完了 : 1999年 2月 11日

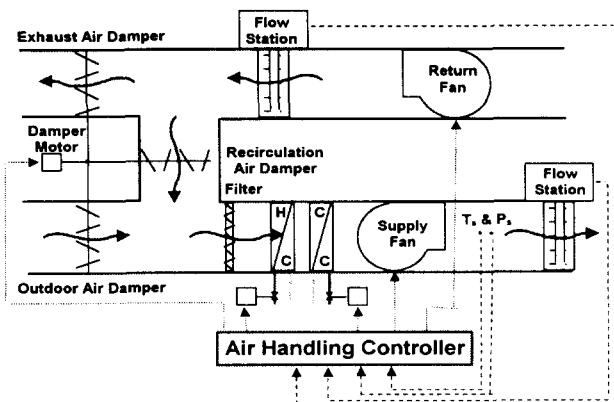


그림 1 시스템 구성도
Fig. 1 System layout

2. 시스템 개요 및 고장 종류

고장검출의 실험 대상으로서 그림 1과 같이 자동 제어되는 가변풍량 공조기(Variable air volume air handling unit)를 선정하였다[11]. 이 시스템은 실내에 공급되는 공기의 유량을 가변 풍량 유닛의 댐퍼를 통해 개별적으로 제어함으로서 부하변동에 대한 제어성이 우수하며, 에너지 절약 효과가 커서 자동으로 운영되는 대형 건물의 중앙 공조시스템으로 설치되고 있다.

일반적으로 에너지 시스템에서 고장은 완전한 손상과 서서히 진행하는 성능저하의 2종류로 구분 할 수 있는데, 여기에서는 단시간에 발생시킬 수 있는 급격한 손상만을 실험하였다. 실험으로 구현한 고장의 종류를 정리하면 그림 2와 같다.

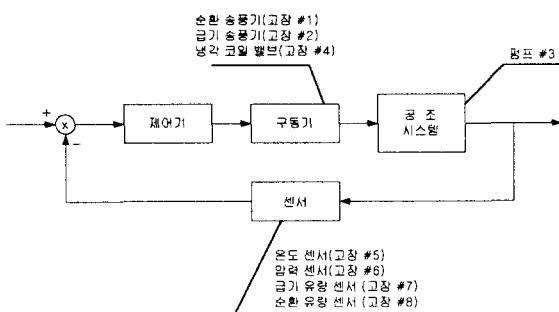


그림 2 고장의 종류
Fig. 2 Kind of faults introduced

공조기는 컴퓨터를 이용하여 자동 제어하였으며 급기온도 제어를 위해서는 PID 제어기를 급기덕트의 압력과 급기 및 환기 송풍기의 유량차를 제어를 위해서는 PI 제어기를 사용하였다. 제어기의 샘플링 주기는 10초로 하였다. 제어기의 설정값은 급기온도 $T_s=14.5^{\circ}\text{C}$ 급기 덕트 압력 $P_s=249\text{Pa}$ 그리고 공기 유량차 $Q_D=0.472 \text{ m}^3/\text{s}$ 이다. 제어기

의 설계를 위하여 시스템을 자연항을 갖는 1차 전달함수식으로 가정하여 실험적인 근사식을 구하였다. 실험으로 구한 온도제어 시스템의 이득은 $1.02^{\circ}\text{C}/\text{V}$, 시정수는 80초, 자연 시간은 20초로 이 값들을 이용하여 일차적으로 ITAE(Integral of time multiplied absolute error criterion) 오차가 최소가 되도록 PID 제어계수를 설정하였으며, 실제 실험을 통해 시스템의 전체 운전범위에서 안정성을 유지하도록 제어계수를 수정하였다. 최종적으로 사용된 PID 온도제어기 계수는 $K_p = 1.5 \text{ V}/^{\circ}\text{C}$, $K_i = 0.0157\text{V}/\text{s} \cdot ^{\circ}\text{C}$ 그리고 $K_d = 10.6 \text{ V.s}/^{\circ}\text{C}$ 이다. 제어기의 튜닝과 고장검출 실험을 위해 사용된 공조설비의 운전 조건으로는 급기 유량 $1.5 \text{ m}^3/\text{sec}$, 냉각코일 입구 냉각수온도 10.2°C , 혼합공기온도 22°C , 그리고 혼합공기 습도는 이슬점 온도로 환산하여 12.5°C 이다.

3. 고장 검출 기술

3.1 상태값 잔차 이용

시스템의 운전상태에서 고장은 측정 상태값의 변화를 초래한다. 고장은 정상상태의 운전에서 예측되는 값과 실제 고장 상태에서 측정된 값의 차이로 정의되는 잔차를 이용하여 검출할 수 있다. 고장을 효과적으로 검출하기 위해서는 잔차의 정의가 매우 중요하며, 최소 변수로 전체 시스템의 상태를 감시할 수 있도록 잔차를 설정할 필요가 있다. 본 연구에서는 전체적인 시스템을 3개의 부위, 즉 온도 제어시스템, 압력 제어시스템, 그리고 유량차 제어시스템으로 구분하였으며, 각 부위별 대표적인 상태 변수인 급기온도, 급기 압력, 그리고 유량차에 대한 잔차를 이용하여 1차적으로 부위별로 고장을 검출하였다. 부위별로 고장이 검출되면 2단계에서 추가적인 잔차를 이용하여 주요 고장을 분류 검출 할 수 있도록 하였다. 급기온도, 압력, 그리고 유량차에 대한 잔차식은 다음과 같이 정의하였다.

$$R_{TS} = T_S - T_{S,R} \quad (1)$$

$$R_{PS} = P_S - P_{S,R} \quad (2)$$

$$R_{Qd} = Q_D - Q_{D,R} \quad (3)$$

여기서 $T_{S,R}$ 는 기준 급기 온도이며, $P_{S,R}$ 은 기준 압력이다. $Q_{D,R}$ 은 기준 유량차이다. 기준값으로는 제어기의 설정값이나 정상상태의 예측값을 사용할 수 있다. 급격한 고장이 발생하여 제어기에 의해 보상이 되지 않는 경우 제어기의 설정값을 기준값으로 사용하여 고장을 검출할 수 있으나, 열교환기의 스케일 생성이나, 부품 마모, 그리고 센서의 성능저하와 같은 결함이 생긴 경우 제어기에 의해 보상되어 시스템이 정상적으로 작동되는 것처럼 보여, 고장을 검출하기가 어렵다. 이런 고장을 검출하기 위해서는 정상상태를 예측할 수 있는 예측 모델식이 필요하다.

본 논문에서는 예측식에 의한 기준값을 우선적으로 사용하였으며, 서로 다른 고장 패턴을 생성하기 위해 필요할 경우 제어 설정값을 이용한 잔차를 사용하였다. 중요 변수인 급기온도, 압력, 그리고 유량차에 대한 예측식을 회귀식을 이용하여 실험적으로 구했다. 기준식으로 사용된 회귀식의

입출력 변수는 식(4)와 같다.

$$\begin{aligned} T_{S,EV} &= F(Q_S, T_M, H_M, U_{CC}) \\ P_{S,EV} &= F(Q_S, U_P, U_{Dmp}) \\ Q_{D,EV} &= F(Q_S, U_Q, U_P, U_{Dmp}) \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 하첨자 EV는 예측값을 나타내며, Q_S 는 급기 유량, T_M 은 혼합공기온도, H_M 은 혼합공기 습도, 그리고 U_{CC} , U_P , U_Q 는 각각 냉각코일밸브, 급기 송풍기, 그리고 순환송풍기의 제어신호이다.

식(1) (2) (3)을 이용하여 부위별로 온도제어계, 압력제어계, 유량제어계에 대한 고장을 발견할 수 있으며, 각 제어계에서 구동기의 고장을 구분하기 위해 추가로 구동기 잔차를 이용할 수 있다. 구동기의 잔차는 실제 구동기의 물리적 변위를 정규화한 값과 제어 신호와의 차로 구하였다. 냉각코일의 제어밸브와, 급기 송풍기, 환기 송풍기의 잔차는 다음과 같다.

$$R_V = V_P - U_{CC} \quad (5)$$

$$R_{NS} = N_S - U_P \quad (6)$$

$$R_{NR} = N_R - U_Q \quad (7)$$

여기서 V_P 는 밸브 축에 연결되어 있는 가변 저항에 의해 측정된 위치 신호이며, N_S 와 N_R 는 급기 송풍기와 환기 송풍기의 회전 속도로 제어신호와의 크기를 일치시키기 위해 정규화시킨 값이다.

3.2 시스템 예측식과 예측 계수 변화

시스템이 정상적으로 작동되는 경우 계속 예측되는 시스템 모델식 계수도 정상 범위를 유지하나, 정상에서 벗어나서 고장에 이르면 프로세스의 물리적인 변화가 생겨서 모델의 계수도 변하게 된다. 이러한 방법으로 그림 3과 같이 고장을 검출할 수 있다.

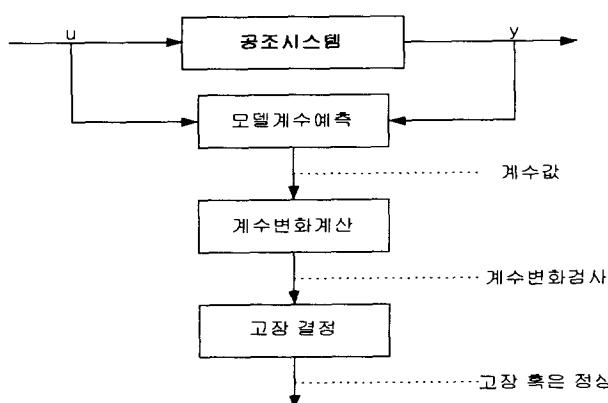


그림 3 계수 변화를 이용한 고장 검출 방법

Fig. 3 Fault detection using parameter identification

본 논문에서는 모델로서 ARMAX 와 ARX 모델의 다중입력 단일출력(MISO), 단일입력 단일출력(SISO) 구조가 사용되었으며, 모델 계수는 칼만 필터를 이용하여 재귀적으로 구하였다.

ARMAX 모델식은 일반적으로 다음과 같이 주어진다[12].

$$A(q) y(t) = B(q) U(t-nk) + C(q) e(t) \quad (8)$$

여기서 n 값은 입력에서부터 출력까지의 지연 시간을 샘플 시간으로 나눈 정수값이다. $A(q)$ 와 $C(q)$ 는 자연 연산자 q^{-1} 로 표시되는 다항식이다.

$$A(q) = 1 + a_1 q^{-1} + \cdots + a_{na} q^{-na}$$

$$C(q) = 1 + c_1 q^{-1} + \cdots + c_{nc} q^{-nc}$$

그리고 $B(q)$ 는 $nb \times nu$ 차원의 매트릭스이다.

$$B(q) = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots \\ b_{21} q^{-1} & b_{22} q^{-1} & \cdots \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ b_{nb1} q^{-nb-1} & b_{nb2} q^{-nb-1} & \cdots & b_{nbnu} q^{-nb-1} \end{bmatrix}$$

na , nb , nc 는 다항식의 차수이며, nu 는 입력변수의 개수이다. SISO의 경우 $nu=1$ 이다.

ARX 모델은 다음과 같이 주어진다.

$$A(q) y(t) = B(q) U(t-nk) + e(t) \quad (9)$$

모델식 계수 계산에 필요한 재귀적 계수 예측 알고리즘으로는 칼만 필터 알고리즘을 사용하였다[12, 13]. 계수 예측에서 실제 계수의 변화 모델의 설정이 매우 중요하다. 여기서는 계수의 실제 값 $\theta_0(t)$ 은 상수가 아닌, 식(10)과 같이 랜덤하게 변하는 식으로 나타났다[12].

$$\theta_0(t) = \theta_0(t-1) + w(t) \quad (10)$$

정상상태에서 $w(t)$ 는 상호 분산, $R_I = E(w(t) w(t)^T)$ 은 White Gaussian 노이즈이다. R_I 은 고장 발생과 같은 상태 변화시에는 계수의 변화 정도를 나타낼 수 있는 척도로도 사용될 수 있다.

선형 시스템에서 측정 모델은 식 (11)로 나타낼 수 있다.

$$y(t) = \Psi(t)^T \theta_0 + e(t) \quad (11)$$

$y(t)$ 는 시간 t 에서의 측정값, $\Psi(t)$ 는 측정된 입출력의 전 단계값으로 구성된 회귀벡터(Regression vector)이며, $e(t)$ 는 측정 오차 분산으로($R_2 = E(e(t)^2)$) 갖는 White Gaussian 노이즈이다.

전형적인 재귀적 계수 예측 알고리즘은 다음과 같다.

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + K(t)(y(t) + \hat{e}(t)) \quad (12)$$

여기서 $\hat{\theta}(t)$ 는 시간 t에서의 예측 계수값이며, $\hat{y}(t)$ 는 시간 t-1까지의 관측값과 t-1시간에서의 모델에 기초해 구한 $y(t)$ 의 예측 값으로 다음 식으로 주어진다.

$$\hat{y}(t) = \psi^T(t) \hat{\theta}(t-1) \quad (13)$$

$K(t)$ 는 현재 예측 오차 ($y(t) - \hat{y}(t-1)$)로부터 계수예측값을 개선하기 위한 것으로 다음과 같이 구한다.

$$k(t) = Q(t) \psi(t) \quad (14)$$

$Q(t)$ 를 위한 칼만 필터 알고리즘은 다음과 같다.

$$Q(t) = \frac{P(t-1)}{R_2 + \psi^T(t) P(t-1) \psi(t)} \quad (15)$$

$$P(t) = P(t-1) + R_1 - \frac{P(t-1) \psi(t) \psi^T(t) P(t-1)}{R_2 + \psi^T(t) P(t-1) \psi(t)} \quad (16)$$

식(12)에서 (16)의 계산을 통해 모델식 계수를 예측할 수 있다. 이 알고리즘은 R_1 , R_2 , $P(0)$, $\theta(0)$ 와 측정값 $y(t)$, 측정 입출력 회귀벡터 $\psi(t)$ 로 구해질 수 있다.

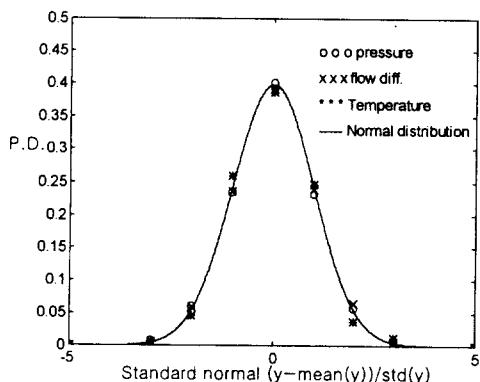


그림 4 상태변수 노이즈 확률 밀도 분포
Fig. 4 Noise distribution of state variables

칼만 필터 알고리즘을 이용하기 위해 측정 오차와 시스템 오차를 White Gaussian 노이즈로 가정하였는데 그림 4가 정상 상태에서 실제 시스템의 변수를 확률분포(Probability Density, P.D.)로 나타낸 것으로 Gaussian 노이즈와 같이 정규 분포하는 것을 알 수 있다.

온도, 압력 유량의 측정값에 대한 평균값은 제어기의 목표 설정값과 같으며, 표준 편차는 각각 0.073°C , 3.4Pa , 그리고 $0.126\text{m}^3/\text{sec}$ 이다. 식(12)의 $\hat{\theta}(t)$ 값은 R_1 , R_2 , $P(0)$ 가 같은 값으로 나눠질 경우 결과에 영향을 받지 않으므로 R_2 값을 이용하여 정규화시켰다. 계산 프로그램에서 R_2 값은 항상 1로 사용하였으며 $P(0)$ 값과 R_1 값은 R_2 로 정규화된 값을 사용하였다. R_1 은 계수의 노이즈정도와 변화정도를 나타내는 항으로 R_1/R_2 의 비가 클 경우 측정 노이즈가 그대로 예측 계수에 반영되는 단점이 있으며, 이것을 고려하지 않을

경우 정적상태에서 노이즈의 효과는 줄어드나 고장에 따른 계수 변화가 느리게 나타나는 경향이 있으므로 노이즈의 효과를 가능한 줄여 평균 경향을 나타내면서도 변화를 추종할 수 있도록 설정할 필요가 있다. 상대적으로 노이즈가 적은 온도와 압력의 경우 예측식의 노이즈 크기 즉 표준 편차가 평균값의 1% 이하가 되도록, 그리고 유량의 경우 10% 이하가 되도록 조정하였다. 이를 위해 실험에서 구한 정격 상태의 R_2 자료를 기준으로 R_1 의 크기가 1% 정도가 되는 값으로 최종적으로 사용하였다. 초기값 $\hat{\theta}(0)$ 는 0값을 이와 반대로 $P(0)$ 의 정규화된 값은 충분히 큰 값 10,000을 사용하였다. 이들 초기값에 의해 고장 발생시 예측식의 결과가 정적상태에 도달하는 시간이 실제 결과에 비해 1분 정도의 지연이 발생하였다.

먼저 시스템 고장 전후의 모델 계수의 변화를 예측하기 위하여 1차 시스템 모델인 ARMAX식과 ARX식을 사용하였다.

사용된 MISO ARMAX 시스템 모델은 다음과 같다.

$$P_S(t) = -a_{p1} P_S(t-1) + b_{p1} U_p(t) + b_{p2} U_Q(t) + b_{p3} \theta(t) + e(t) + c_{p1} e(t-1) \quad (17)$$

$$Q_D(t) = -a_{Q1} Q_D(t-1) + b_{Q1} U_p(t) + b_{Q2} U_Q(t) + b_{Q3} \theta(t) + e(t) + c_{Q1} e(t-1) \quad (18)$$

$$T_S(t) = -a_{T1} T_S(t-1) + b_{T1} U_{cd}(t-2) + b_{T2} Q_S(t-2) + b_{T3} T_M(t-2) + b_{T4} H_M(t-2) + e(t) + c_{T1} e(t-1) \quad (19)$$

변수 $\theta(t)$ 는 혼합공기 냉동기의 위치신호 또는 제어신호이다.

노이즈를 고려하지 않는 경우 식 (17), (18), (19)는 ARX 모델이 된다. 시스템의 상태는 부하가 일정할 경우 구동기 즉 제어 신호만의 함수로 표현될 수 있으므로 제어 신호와 케이블 신호에 의한 다음과 같은 SISO 모델을 구성할 수 있다.

$$P_S(t) = -a_{p1} P_S(t-1) + b_{p1} U_p(t) + e(t) \quad (20)$$

$$Q_D(t) = -a_{Q1} Q_D(t-1) + b_{Q1} U_Q(t) + e(t) \quad (21)$$

$$T_S(t) = -a_{T1} T_S(t-1) + b_{T1} U_T(t-2) + e(t) \quad (22)$$

모델식 예측 결과의 정확도를 비교하기 위하여 평균 절대오차(Average Absolute Error, AAE)를 사용하였다.

$$AAE(y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (23)$$

여기서 y_i 와 \hat{y}_i 는 측정 및 예측된 값이다.

식 (23)을 사용하여 정격 부하조건에서 계수 예측방법으로 계산한 예측식의 오차값을 표 1에 정리하였다.

표 1에서 알 수 있는 바와 같이 4가지 모델식의 결과가 거의 비슷한 예측결과를 보이는 것을 알 수 있다. 따라서 본 논문에서는 가장 간단한 구조인 SISO ARX 모델인, 식 (20)-(22)를 적용하여 결과를 논의하였다. 그림 5가 SISO ARX 모델로 펌프고장(1,500초) 전후의 상태를 예측한 것으로 정확하게 평균 경향을 예측하고 있다.

표 1 펌프 고장의 경우 예측 모델의 오차 비교
Table 1 Estimation error comparison of ARMAX and ARX models(Pump failure)

모델 구조		AAE(T_s) °C	AAE(P_s) kPa	AAE(Q_d) m ³ /sec
ARMAX	MISO	0.0243	0.0028	0.0988
	SISO	0.0282	0.0030	0.0977
ARX	MISO	0.0256	0.0028	0.0976
	SISO	0.0256	0.0030	0.1010

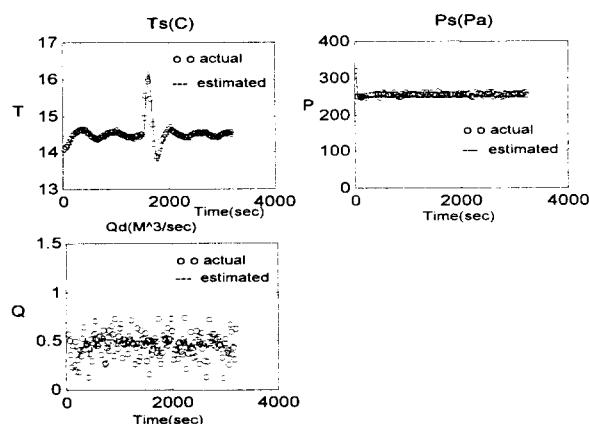


그림 5 펌프 고장시 SISO ARX 모델 예측 결과

Fig. 5 Parameter identification result of SISO ARX model for the pump failure

상태값 측정을 위하여 온도는 K-type 열전대를 그리고 압력과 유량은 압력 트랜스듀서를 이용하였는데, 유량차의 경우 상대적으로 온도나 압력에 비해 심한 노이즈로 인하여 예측값의 정확도가 그림 5에서 알 수 있는 바와 같이 떨어진다. 이것은 유량제어를 위한 기준값과 노이즈의 상대적인 크기에 관계되는 문제로 압력이나 유량을 측정할 때 나타나는 노이즈의 크기는 같은 압력 센서를 사용함으로 동일한 값이나 환산식과 기준값의 차이로 인해 상대적으로 유량에 미치는 영향이 크게 나타난다. 유량은 유체의 전압과 정압의 차로 구한 속도로 계산한 값으로와 압력 측정에서 생기는 노이즈가 유량 산출에 영향을 미치게 된다. 유량 계산에 사용되는 압력은 압력제어를 위한 값에 비해 1/10 이상 적어 상대적으로 노이즈의 효과가 크게 나타난다. 본 논문에서는 유량의 경우 정상상태에서 구한 예측식의 결과에서 노이즈의 효과가 기준값의 10%이하가 되도록 칼만 필터의 R_1 값을 입력하여 예측식의 계수를 설정하였으며 이에 따라 평균값에는 차이가 없으나, 실제 측정값과 예측 순시값은 노이즈로 인해 차이가 생긴다.

4. 고장 검출 결과 논의

공조기에서 실험을 통해 3,000초 동안 10초 간격으로 300개의 데이터를 측정하였으며 고장은 1,500초에서 발생하였다. 고장을 정의하기 위한 허용값의 선택이 중요하며 본 논문에서는 3σ 값을 사용하였다. 측정값 x 가 정규 분포되어 있고 평균값이 \bar{x} , 그리고 표준 편차가 σ 이면 고정된 간격 내에 있을 x 의 확률값을 구할 수 있다. 본 논문에서는 고장의 한계값으로 $|x - \bar{x}| = 3\sigma$ 을 사용하였다. 여기서 \bar{x} 와 σ 는 예측 평균값과 표준 편차이다. x 값이 $[\bar{x} - 3\sigma, \bar{x} + 3\sigma]$ 의 범위에 있을 확률은 99.73%이다. \bar{x} 와 σ 는 정상적인 실험 자료를 이용하여 구하였다. 고장 진단에 상태값을 이용할 경우 $|x - \bar{x}|$ 는 상태값 잔차이며, 계수 예측방법을 사용할 경우는 정상 상태에서 예측된 계수의 평균값과 실제 예측 계수의 차이다.

본 연구에서는 주어진 허용치 범위를 벗어나는 순간적인 변화, 즉 임펄스변화는 고려하지 않았으며 정적 상태(Steady state)의 값을 이용하여 고장을 검출하였다. 이것은 정적 상태에 도달하기 전의 과도현상을 고장 검출에 포함시킬 경우 순간적인 부하 변화에 따른 과도현상과 구별이 어려워지기 때문이다. 고장에 따른 상태값의 변화 정도는 고장에 따라 다른데, 열교환기 특성에 의해 응답이 느린 온도제어시스템의 고장인 경우 빠른 경우 20초에서 느린 경우 최대 10분 이상 경과한 후에 정적 상태에 도달하게 된다. 그러나 압력과 유량 제어시스템의 경우 반응 속도가 빨라 30초 정도면 정적 상태에 도달하게 된다. 실제 공조시스템에서는 순간적인 부하 변화보다는 하루 주기로 바뀌는 부하에 대한 상태감시를 위해 분단위로 자료를 수집하여 감시하고 있으며, 특정한 시간대의 순간적인 부하변화를 제외하고는 전체적으로 상태가 정적 상태를 유지하므로 공조기의 특성상 정적상태의 값만을 위주로 고장을 검출할 수 있다. 시스템 시동시에는 급격한 부하 변동에 의해 상태 예측과 계수 예측의 어려움으로 고장 검출에 어려움이 있으며 정적 상태에 도달한 후 고장 검출이 가능하다. 예측식의 계수 변화를 이용할 경우 잔차를 이용할 때보다 이동 평균(Moving average)의 효과에 의해 자연시간 만큼 정적 상태에 도달하는 시간이 느린데 반해 시간에 대한 평균효과에 의해 노이즈의 효과가 상태 잔차를 사용할 때 보다 작게 나타난다. 정상적인 시동상태에서 예측식의 계수가 정적 상태에 도달하는 시간은 온도의 경우 약 7분, 압력의 경우 3.5분, 그리고 유량의 경우 약 4.5분이 소요된다. 이 사이에 고장이 발생하는 경우 고장과 시동에 따른 중첩되는 계수변화에 의해 고장 발견이 어렵다. 정적 상태에서 고장이 발생하여 고장에 따른 예측식의 해당 계수가 정적 상태에 도달하는 시간은 온도의 경우 고장에 따라 1분에서 약 10분, 압력의 경우 40초, 그리고 유량의 경우 약 5분이 소요된다. 공조시스템의 일반적인 상태감시 모니터링 시간 간격이 분단위인 것을 고려하면 고장 발생 후 1번이나 10번의 샘플링후 고장을 발견할 수 있음을 의미한다.

그림 2에서 분류된 고장 #1은 순환 송풍기의 고장 상태로 구동 모터나 연결벨트 등의 고장으로 인해 회전속도가 현저하게 감소된 상태이다. 순환 송풍기는 급기 유량과 순환 유

량과의 차를 제어하는 기능을 수행하므로, 순환 송풍기의 고장은 유량차에 변화를 초래한다. 잔차를 이용한 방법으로 고장을 검출한 결과를 그림 6에 나타냈다. 그림 6에서 (A),(B),(C)는 급기온도, 정압, 유량차 등에 대한 측정 결과와 회귀식에 의한 예측결과를 나타낸 것이며 (D)에서 (F)까지는 급기온도, 급기압력, 유량차에 대한 잔차를 나타낸 것이다. 그림 6(F)에서 알 수 있는 바와 같이 순환 송풍기의 고장은 유량차를 크게 변화시키나, 온도와 압력은 거의 변화가 없음을 알 수 있다. 중요한 고장 증상은 1단계로 그림 5(F)에서 볼 수 있듯이 유량차의 잔차값에서 찾을 수 있으며, 2단계로 순환 송풍기의 구동기 잔차에서 고장을 검출할 수 있다. 순환 송풍기의 회전수가 감소하면, 제어기는 유량을 복원시키기 위하여 제어 신호를 증가시키게 되며, 반면에 송풍기 회전수는 고장에 의해 제어신호에 비례하여 증가하지 않기 때문에 제어 신호와 실제 회전수사이에 차이가 발생한다. 따라서 식(4)에서 제어기 신호를 이용하여 예측한 값과 실제 측정값 사이에 차이가 생기게 되어 고장을 검출할 수 있다. 또한 회전수를 검출할 수 있는 경우 식(7)을 이용하여 실제 회전수와 제어값으로 예측된 회전수의 차를 이용하여 고장을 검출할 수 있다.

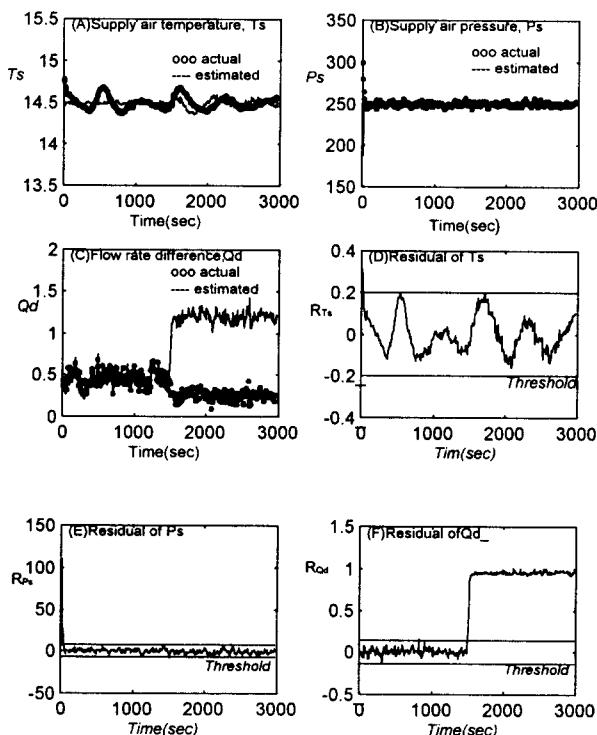


그림 6 순환 송풍기 고장시의 잔차 변화

Fig. 6 Residuals for the return air fan failure(Fault #1)

고장에 따른 예측식 계수변화를 계산한 결과가 그림 7이다. 그림 7(F)에서 보면 순환송풍기에 고장이 생긴 경우 유량차 예측식의 계수가 변해 한계값을 크게 벗어나게 되나, 그림 7(D)의 압력 예측식 계수는 허용 범위내에 있다. 급기온도는 약간 한계값을 벗어나고 있으나, 상대적으로 유량차에 관계된 계수보다는 변화가 매우 적음을 알 수 있다. 이

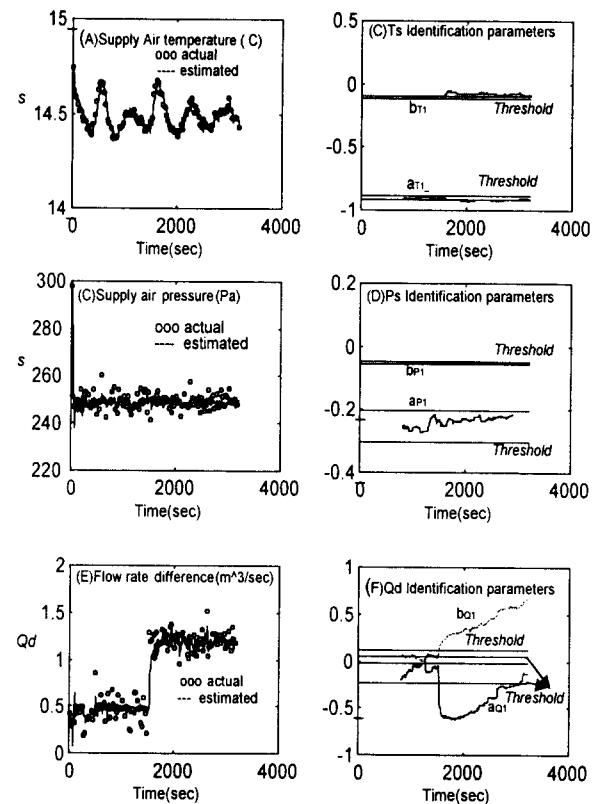


그림 7 순환 송풍기 고장시의 예측식의 계수 변화

Fig. 7 System identification result and identification parameters for the Fault #1

결과는 앞의 잔차를 이용한 경향과 거의 일치한다.

그림 2에 분류된 다른 고장들도 이와 같이 2가지 방법으로 검출할 수 있으며, 그 결과도 거의 일치한다.

그림 2에 표시된 고장에 의한 잔차 변화와 모델계수 변화를 각각 표 2와 표 3에 정리하였다. 표 2에서 R_{Ts2} 는 제어 설정값을 이용하여 계산된 잔차로 R_{Ts} 와 더불어 온도 제어 계 내에서 급격한 고장과 미소한 고장을 구분하기 위해 사용하였다. 마찬가지로 유량과 압력 제어 시스템에 대해서도 예측식을 이용한 잔차와 더불어 제어 설정값을 이용한 잔차를 사용할 수 있다.

고장 #2는 급기 송풍기의 고장으로서 급기 송풍기의 고장으로 속도가 거의 0 상태로 감소된 상태이다. 급기 덕트에서의 정압이 급기 송풍기에 의해 제어되므로, 급기 송풍기의 고장은 압력에 가장 큰 영향을 미친다. 급기 송풍기의 고장은 각 실내로 공급되는 냉각 공기를 적절하게 공급할 수 없는 상태로 순환송풍기의 고장과는 달리 전체시스템에 영향을 미친다. 급기 송풍기의 고장은 전체적인 시스템의 변수에 영향을 미치지만 압력의 잔차를 이용하여 쉽게 검출할 수 있다.

또한 표 3에 나타나 있는 바와 같이 예측식의 계수 변화로도 고장을 검출할 수 있다. 표 3에 나타나 있는 바와 같이 압력, 유량, 그리고 온도에 관련된 계수들에 전체적으로 변화가 생기는 것을 알 수 있다.

표 2 고장 발생후의 잔차값

Table 2 Residual values after faults

Fault	R_{Ps} (Pa)	R_{Qd} (m ³ /s)	R_{Ts} (°C)	R_{Ts2} (°C)	R_{NS} (V)	R_{NR} (V)	R_V (V)
Flt No.1	-0.8	0.954	-0.03	-0.018	0	-10.0	0
Flt No.2	638	-8.92	4.31	1.29	-10	0	0
Flt No.3	-0.63	0.006	-0.32	-0.02	0	0	0
Flt No.4	0.28	0.002	-0.76	-0.138	0	0	1.2
Flt No.5	0.27	0.016	-15.35	-14.5	0	0	0
Flt No.6	64.39	1.792	-0.09	-0.135	0	0	0
Flt No.7	314	-0.318	-0.87	-0.014	0	0	0
Flt No.8	0.27	1.249	-0.05	-0.278	0	0	0

표 3 고장 발생 후 예측식 계수 변화 (SISO ARX)

Table 3 Changes in identification parameters after faults(SISO ARX)

	a_{T1}	b_{T1}	a_{P1}	b_{P1}	a_{Q1}	b_{Q1}
Flt No.1	0	-0.03	0	0	-0.4	0.42
Flt No.2	-0.18	-0.043	-0.843	0.031	-0.96	0
Flt No.3	-0.178(i)	-0.05	0.05	0	0	0
Flt No.4	-0.055	-0.044	0.071	0	0	0
Flt No.5	0.7(i)	-3.586	05	0	0	0
Flt No.6	-0.25(i)	-0.05	-0.77	0.01	0	0
Flt No.7	-0.05	0.05	0.05	0	-1.0	-0.15(i)
Flt No.8	-0.04	0	0.2	-0.06(i)	-0.6	0.6

* (i) : 임펄스 변화

고장 #3은 온도제어시스템에 사용되는 냉각수 순환 보조 펌프의 고장이다. 펌프가 정상적인 상태에서 기계적, 전기적 원인에 의해 정지된 경우이다. 그림 5에서 알 수 있는 바와 같이 급기온도가 고장 후에 변화가 나타났다가 다시 냉각코일밸브의 제어 작용에 의해 정상적으로 복원되는 것을 알 수 있다. 보조 펌프가 고장나면 순간적으로 3-방향 밸브를 통하는 혼합 냉각수의 양이 감소하며, 이에 따라 일시적으로 급기온도가 변화하며, 이를 복원하기 위해 제어신호에 의해 냉각 밸브의 조절되어 급기온도가 정상적으로 돌아올 수 있다. 따라서 제어 설정값을 이용한 온도 잔차(R_{Ts2})에는 변화가 없다. 이것은 제어 밸브에서 충분히 공급 냉각수를 처리할 수 있는 경우로, 그렇지 않은 경우 급기온도는 복원이 되지 않는다. 제어신호의 변화에 의해 식(5)에 의한 급기온도 예측식의 결과가 변하게 되어 온도에 대한 잔차(R_{Ts})가 발생하게 된다. 모델식 계수 변화를 이용할 경우, 그림 8과 표3에서 알 수 있는 바와 같이 온도에 관련된 예측식의 계수(b_{T1})에 변화가 있어 허용값을 벗어나나, 압력과 유량에 대한 계수는 허용값 범위에 있다. 따라서 온도제어계에 고장이 발생한 것을 알 수 있다.

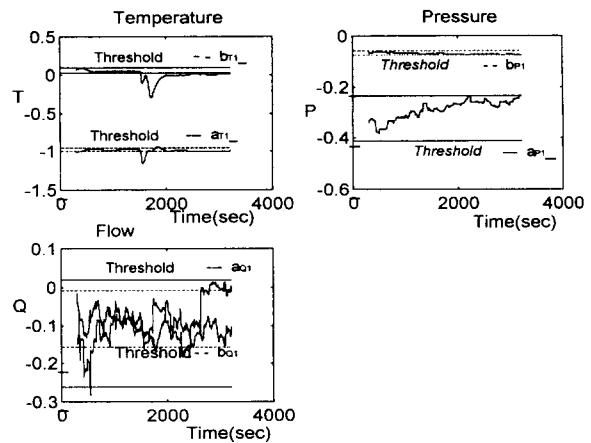


그림 8 펌프 고장시의 예측식의 계수 변화

Fig. 8 System identification parameters for the pump failure

고장 #4는 냉각코일 제어 밸브의 정상적인 작동중에 특정 위치에서 고정된 경우이다. 이 경우는 고장이 발생한 후에 잔차의 변화가 크게 나타나지 않는다. 만약 부하의 변화가 없으면, 정상적인 경우와 차이가 없게 된다. 실제 시스템의 외기에 의한 부하는 하루 주기로 서서히 변하기 때문에, 내부 부하가 일정하면 다른 고장과는 달리 고장 검출이 어렵다. 그러나 서서히 변화는 외기 조건과 내부 부하변동에 의해 급기온도 설정값과 측정값 사이에 약간의 변화가 생기면 PID 제어기의 적분항에 의해 제어 신호가 계속 누적되게 된다. 따라서 제어 신호를 이용하여 예측된 예측온도와의 차를 이용하여 고장을 검출 할 수가 있다. 표 2와 3에서 급기온도와 관계된 잔차나 계수에는 변화가 있으나 유량이나 압력에 관계된 항은 큰 변화가 없는 것을 알 수 있다. 이와 같은 변화에 의해 온도 제어계통의 고장임을 알 수 있다.

고장 #5는 궤환되는 급기온도 센서가 고장난 경우이다. 시스템의 특성에 의해 미리 운영 범위를 알 수 있으므로, 센서의 측정값이 이 범위를 벗어나는 경우 고장을 쉽게 검출 할 수 있다. 그러나 장시간에 걸친 센서의 성능저하의 경우, 이 방법을 사용할 수 없으며, 예측식을 이용하여 고장을 검출 할 수 있다. 본 논문에서는 센서의 출력이 설정된 범위를 벗어나는 경우 컴퓨터 연산에 의해 0 값으로 설정하였다. 표 3과 표 4에서 알 수 있는 바와 같이 급기온도와 온도제어와 관련된 잔차에 변화가 있음을 알 수 있으며 다른 잔차에는 큰 변화가 없다.

고장 #6은 압력센서의 고장을 나타낸다. 급기 턱트의 압력은 급기 송풍기로 제어되는 양이므로 센서의 고장은 측정량의 변화뿐만 아니라 실제 상태값에도 영향을 미친다. 표 2에서 알 수 있는 바와 같이 압력과 관계되는 잔차에 큰 변화가 있는 것을 알 수 있으며, 식(4)의 유량 예측식에서 알 수 있는 바와 같이 급기 송풍기 제어신호의 함수로 표시되는 유량 예측식의 변화에 의해 유량 잔차에도 변화가 생긴다. 그러나 온도에 관련된 잔차에는 변화가 없다. 급기 송

풍기의 고장과는 달리 운전 범위에 따라 급기온도는 정상적으로 유지된다. 마찬가지로 계수의 변화를 살펴보면 압력에 관계된 잔차에는 변화가 있으나, 온도와 유량차와 관련된 항은 변화가 크지 않다.

고장 #7은 급기 유량 계측기의 고장이다. 급기 유량 계측기는 연결부나 차압 트랜스듀서에 문제가 생겨 정상 상태에서 센서 출력이 감소한 경우를 고려하였다. 급기 유량은 순환 유량과 더불어 유량차를 생성하기 위한 것으로, 센서에 이상이 생기면 순환 송풍기를 위한 제어 신호에 변화가 생기며 결국 송풍기 회전수 및 실제 유량차에 변화가 생기게 된다. 예측식 (4)에서 온도, 유량, 압력을 예측하기 위하여 급기 유량이 사용되었기 때문에 표 3에서 알 수 있는 바와 같이 유량과 관계된 잔차뿐만 아니라, 온도 및 압력에 관계된 잔차도 변화가 생긴다. 계수 변화의 경우 표 3에서 알 수 있는 바와 같이 유량차에 관련된 항은 변화가 있으나 압력과 온도에 관련된 항에는 변화가 없다.

고장 #8은 순환 유량 계측기의 고장이다. 순환 유량계가 고장이 생겨 신호가 감소하면 유량차 값이 증가하여, 순환 송풍기의 제어기가 이를 보상하기 위해 제어 신호를 증가시켜 순환 송풍기의 회전수가 증가하게 된다. 따라서 고장 #7과 비교하여 유량과 관계된 잔차의 부호가 반대가 되며, 고장 #7과는 달리 온도 및 압력에 관계된 잔차에는 변화가 없다. 표 3에서 알 수 있는 바와 같이 유량차와 관련된 계수는 변화가 크나 온도와 압력에 관련된 계수의 변화는 상대적으로 변화가 매우 작은 것을 알 수 있다. 따라서 계수 예측에 의해서도 유량제어시스템에서의 고장을 검출할 수 있다.

이상의 결과에서 알 수 있는 바와 같이 상태변수의 잔차변화를 이용하거나 모델식의 예측된 계수의 변화를 이용하는 방법이 모두 공조 시스템의 고장검출 기술로서 유효함을 알 수 있다. 이 두 가지 방법에서 잔차를 이용하는 방법은 계속해서 예측식의 계수를 계산해야하는 계수 예측방법보다는 알고리즘이 간단하여 연산시간이 짧은 것은 물론, 사용자의 이해와 적용이 쉬우며, 제어 시스템별로 고장 검출이 용이한 장점이 있다. 그러나 잔차 계산을 위해 사용한 정상상태의 기준값 계산을 위해서는 넓은 범위의 부하 변화에 따른 훈련자료를 미리 확보할 필요가 있으며 고장 검출을 위한 부품이 세분화 될 경우 이를 위한 잔차와 센서의 추가설정이 필요할 수 있다. 또한 초기에 시스템의 정보가 충분하지 않을 경우 적절한 잔차를 정의하기 어렵다. 계수 예측방법은 계수 자체의 연관성을 이용하여 고장 진단에 효과적으로 적용하기 위해 사용한 것으로, 주어진 입력변수들의 상관관계의 정보가 함유된 예측식의 계수값 변화를 이용하여 보다 효과적으로 고장을 진단할 수 있는 가능성이 있다. 고장 검출만을 위해서는 각각의 계수값 보다는 각 예측식의 계수 변화의 절대값을 합산한 값을 사용하는 것이 효과적일 수 있으나 본 연구에서는 진단을 위한 정보를 제공하기 위해 계수변화의 출력 패턴을 각각 따로 표시하여 나타냈다. 표 2와 표 3에서 각각의 고장에 대한 상태변수의 잔차와 계수 변화값의 패턴이 서로 다르게 나타나는 것을 알 수 있다. 이와 같이 고장에 대한 서로 다른 증상 패턴을 이용할 경우 쉽게 고장 부위와 원인을 진단할 수 있다.

5. 결 론

자동으로 운영되는 공조설비의 고장을 검출하기 위하여 상태 변수의 잔차와 시스템 예측식의 계수 변화를 이용하였다. 온도, 압력, 유량제어시스템별로 고장을 검출할 수 있도록 잔차식을 정의하였으며 잔차 계산을 위한 기준값은 정상 상태에서의 자료를 이용하여 구한 회귀식을 사용하였다. 정상 상태에서는 실제 측정값과 예측식의 결과가 거의 일치하여 잔차가 없으나, 고장 발생시는 측정 결과와 예측식의 결과 사이에 변화가 생겨, 이를 이용하여 고장을 검출할 수 있었다. 주어진 시스템 모델식의 계수변화를 이용하여 고장을 검출하기 위해서 ARX와 ARMAX모델을 사용하였으며, 모델식의 계수는 칼만 필터 알고리즘을 사용하여 재귀적으로 산출하였다. 고장은 잔차나 모델식 계수의 변화가 주어진 허용값을 초과할 경우로 간주하였으며, 정상범위 허용값은 각 변수들의 정상상태에서 구한 표준 편차의 3배값을 이용하였다. 이상과 같은 고장 검출의 방법을 가변 풍량 공조기에서 실험적으로 구현이 가능한 센서와 구동기의 대표적인 8가지 고장에 적용하여 두 방법 모두 정확하게 고장을 검출할 수 있음을 확인하였다.

감사의 글

본 연구는 과학기술부에서 시행한 특정연구개발 사업의 연구로서, 관계부처에 감사 드립니다.

참 고 문 헌

- [1] A. S. Willsky, "A survey of design methods for failure detection in dynamic systems". *Automatica* Vol. 12, pp. 601-611, 1976.
- [2] R. Isermann, "Process Fault Detection Based on Modeling and Estimation Methods - A Survey". *Automatica*. Vol. 20. No. 4. pp. 387-404, 1984.
- [3] R. P. Patton, P.M. Frank, and R. Clark. Fault diagnosis in dynamic systems - Theory and application. New York: Prentice Hall, 1989.
- [4] P. M. Frank, "Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy-a survey and some new results". *Automatica* Vol. 26(3), pp.459-474, 1990.
- [5] S. T. Liu, and G.E. Kelly., "Rule-based diagnostic method for HVAC fault detection". Proceedings of Building Simulation '89, Vancouver, 1989.
- [6] D. Anderson, Graves, L., Reinert, W., Kreider, J.F., Dow, J. Wubbena, "A quasi-real-time expert system for commercial building hvac diagnosis. *ASHRAE Trans.* Vol. 95(2), pp. 954-960, 1989.
- [7] F. L. Papp, J.W. Mitchell, and W.A. Beckman. "Optimal control and fault detection in heating, ventilating, and air-conditioning systems. *ASHRAE Trans.* Vol. 97(1), pp. 792-745, 1991.

- [8] L. K. Norford,, and R. D. Little., "Fault detection and load monitoring in ventilation systems". ASHRAE Trans. Vol. 99(1), 1993.
- [9] 이 원용, 신 동열, 박 철, "공조 시스템에서의 자동 이상 검출 및 진단 기술", 대한전기학회 창립 50주년 학술대회, 1997.
- [10] C. C. Montgomery, J.B. Keats, G.C. Runger, and W.S. Messina.. "Integrating statistical process control and engineering process control". Journal of Quality Technology, Vol. 26(2), pp. 79-87, 1994.
- [11] G.E. Kelly, "Description of a reference air-handling system". IEA Annex25 Working Paper, Liege, Belgium, meeting, 1992.
- [12] L. Ljung " System Identification- Theory for the user" Prentice Hall , 1987
- [13] M. S. Grewal, A. P. Andrews, " Kalman Filtering- Theory and Practice", Prentice Hall, 1993

저자 소개



이 원용(李元龍)

1960년 4월3일생. 한국항공대학 항공기계 공학과 졸업. 1985년 한국과학기술원 항공 공학과 졸업(석사). 1991년 동대학원 기계 공학과 졸업(박사). 1993~1994년 미국 국립 표준기술연구원 객원 연구원. 1985년

~ 현재 한국에너지기술연구소 선임연구원

Tel (042) 860-3574

E-mail : WY82LEE@kier.re.kr



신 동열(申東烈)

1949년 4월 16일생. 1972년 고려대 전기 공학과 졸업. 1976년 고려대 대학원 전기 공학과 졸업(석사). 1986년 동대학원 전기 공학과 졸업(박사). 1980~1981년

Argonne National Laboratory 방문연구원. 1988~1989년 Microelectronic Center of North Carolina 연구원. 1977~현재 한국에너지기술연구소 대체에너지 연구부장

Tel : (042) 860-3500

E-mail : drshin@sun330.kier.re.kr