

공조 시스템의 고장진단을 위한 분류기술 연구

이 원용°, 신 동열, *John. M. House
한국에너지기술연구소, *미국 국립표준기술연구원

Classification Methods for Fault Diagnosis of an Air Handling Unit

Won-Yong Lee, Dong-Ryul Shin, and *John M. House
KIER, *National Institute of Standards and Technology, USA.

Abstract - All Fault Detection and Diagnosis(FDD) methods utilize classification techniques. The objective of this study was to demonstrate the application of classification techniques to the problem of diagnosing faults in data generated by a variable-air-volume (VAV) air-handling unit(AHU) simulation model, and to describe the characteristics of the techniques considered. Artificial neural network classifier and fuzzy clustering classifier were considered for fault diagnostics.

본 논문의 목적은 가능한 여러가지 분류 기술을 공조시스템에 적용하여 진단의 가능성을 확인하기 위한 것이다.

2. 본 론

본 연구에 사용된 가변 풍량 공조기(VAV AHU)의 schematic diagram은 [그림 1]과 같다. 이 시스템은 미국 표준기술연구원에 설치되어 있는 기준 시스템(Reference system)을 모델로 한 것으로 2개의 송풍기와, 3개의 혼합공기 댐퍼, 냉각코일, 각종 센서 그리고 제어기들로 구성되어 있다.

정상 및 고장상태의 자료를 산출 및 고장 검출과 진단을 위해서는 전산해석 프로그램을 사용하였다. 해석프로그램은 MATLAB으로 작성되었으며, 3개의 실내온도를 제어할 수 있는 VAV AHU를 해석할 수 있다.

1. 서 론

장시간 운전중인 에너지 설비를 정밀 분석해 보면, 설계 성능이나, 운전 초기의 성능을 유지 못하는 것을 일반적으로 발견하게된다. 에너지 설비의 운전 중에는 센서와 구동기의 성능저하나 손상, 밸브나 댐퍼의 누설이나 정지, 열교환기의 스케일에 의한 성능저하 등 수많은 문제들이 발생할 수 있다. 이런 현상들을 고장의 문제로 인식할 수 있으며, 에너지 설비에 고장이 발생하면 에너지 사용량의 증가와 장비 수명의 감소 그리고 환경을 저해할 초래하게 되므로, 이것을 해결하거나 개선하기 위해 고장 검출과 진단 기술의 도입이 필요하다.

모든 고장 검출과 진단 기술은 분류 과정을 필요로 한다. 고장 검출의 경우 현재 측정된 상태 변수나 예측된 모델식의 계수로부터 고장과 정상상태를 분류하게 된다. 고장 진단의 경우 한 단계 더 나아가 어떤 종류의 고장인가를 분류하게 된다. 고장의 분류는 현재의 운전상태를 주어진 패턴과 비교하여 수행할 수 있다. 모든 고장 검출과 진단 기술은 분류기술을 채용하기 때문에 가장 정확한 분류 기술을 개발하는 것이 고장 검출 및 진단 기술을 개발하는 목적이 될 수 있다. 어떤 분류기술이 가장 좋은 방법인가를 규명하는 것은 판단기준에 따라 차이가 있을 수 있으며, 다소 주관적일 수가 있다. 판단기준으로는 얼마만큼 정확하게 주어진 고장을 진단할 수 있는가를 파악할 수 있는 진단의 정확도와 다른 진단으로 분류할 가능성인 진단의 오진율이 가장 중요하며, 동시에 분류를 위해 얼마나 많은 훈련 자료와 컴퓨터 메모리, 그리고 연산시간 등이 필요한가 등을 종합적으로 고려할 필요가 있다.

2.1 전처리(Pre-processor)

진단과정은 전처리과정과 분류과정으로 구분할 수 있으며, 전처리는 분류과정을 효율적으로 수행할 수 있도록 입력자료를 생성하거나 가공하는 단계이다. 분류 과정에 사용될 자료의 처리를 위한 전처리로 잔차 계산과 정규화를 수행하였다.

$$\begin{aligned} R_{Ts} &= T_s - T_{s, ev} \\ R_{Tm} &= T_m - T_{m, ev} \\ R_{Tr} &= T_r - T_{r, sp} \\ R_{Ps} &= P_s - P_{s, ev} \\ R_{Qd} &= Q_d - Q_{d, sp} \end{aligned}$$

여기서 R은 잔차(Residual), T는 온도, P는 압력, Q는 공기 유량을 나타낸다. 하첨자 s는 공급 공기, m은 혼합 공기, r은 실내공기, d는 유량차, sp는 설정값 그리고 ev는 정상상태 예측식에 의한 예측값을 나타낸다.

급기 온도 제어 시스템에 고장이 발생하면 제어 신호에 변화가 생기고, T_s 의 예측식을 제어 신호의 함수로 유도할 경우 같은 효과가 $T_{s, ev}$ 에 나타나 이 값을 고장 검출 및 진단에 사용할 수 있다. 고장 분류를 위해 전체 시스템을 1) 급기 온도 제어시스템 2) 실내 온도 제어시스템 3) 압력 제어시스템 4) 유량 제어시스템 5) 혼합 공기 온도 제어 시스템으로 분류하였기 때문에 각 부시스템 별로 대표적인 증상을 위한 변수로 급기온도 T_s , 실내온도 T_r , 급기 덕트에서의 정압 P_s , 유량차 Q_d

그리고 혼합 공기 온도 T_m 을 선택하여 고장 분류를 위해 사용하였다. R_{Ts} , R_{Tm} , 그리고 R_{ps} 를 계산하기 위해서는 급기 온도, 혼합 공기 온도 그리고 급기 덕트에서의 정압에 대한 예측값이 필요하다. 이들 정상 상태의 예측값은 회귀식을 이용하여 계산하였다. 회귀식은 정상 상태의 운전 자료를 이용하여 구하였다.

2.2 분류 방법

분류 방법으로는 신경망과, K-근접 대표값 소속 함수 이용(Membership-Based K-nearest Prototype, MB KNP), K-최근접 이웃 (K-Nearest Neighbor, KNN) 방법 등이 사용되었다. K-최근접 이웃 (K-Nearest Neighbor, KNN) 방법은 같은 운전 상태의 자료는 같은 영역에 군집을 이루고 있다는 가정에 바탕을 두고 있다. 명확한 소속함수(Crisp membership)나 퍼지 소속함수로 표시되어 있는 훈련 자료를 이용하여, 실제 자료와의 거리를 구하고, 실제 자료와의 거리가 짧은 순서로 훈련 자료를 정렬한 후 K번째 까지 근접한 거리에 있는 훈련자료의 소속함수를 평균한다. 계산된 평균 소속함수 중 최대값으로 실제 자료가 속하는 군집을 분류하게 된다. K-근접 대표값 소속함수 이용(Membership-Based K-nearest Prototype, MB KNP) 방법은 기존의 알고리즘을 사용하지 않고 본 연구에서 다른 방법들의 단점을 극복하기 위해 개발한 것이다. 비교 자료로는 KNP와 마찬가지로 저장 용량이 적은 대표값만을 사용하지만 분류 결과는 퍼지 소속함수로 출력된다. KNP 방법에서 분류가 어려운 중첩 부분은 소속 정도에 따라 소속 함수값으로 분리되어, 정확도를 높일 수 있다. 또한 실제 자료가 주어진 대표값에서 벗어나는 경우 소속 함수가 군집수로 나누어진 값으로 표시되어, 분류 불능을 나타낼 수 있다. 그러나 KNP의 경우 최소 거리를 찾아 하나의 군집으로 분리하게 된다. 소속함수는 다음식으로 주어진다.

$$uf_i = \left\{ \sum_{j=1}^m \left[\left(\frac{\|y - vf_i\|}{\|y - vf_j\|} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right] \right\}^{-1}$$

2.3 분류 기술 적용 및 분석

5가지 분류 방법을 같은 7개의 고장에 적용하여 분석하였다. 훈련을 위해서는 제 6 장에서 전산 해석으로 구한 첫째 날의 고장 자료를 사용하였으며, 진단을 위해서는 첫째 날과 셋째 날의 자료를 이용하였다. KNN방법을 위해서는 고장당 15개만의 자료를 이용하여 소속함수를 구했으며, 검증은 시동 과정과 정지 과정을 제외한 하루당 2,600개의 자료를 이용하였다. 샘플링 시간은 10초이다. 훈련을 위한 자료는 2,600개 중에서 순서적으로 선택한 값이다. KNN 방법을 위해서 K값을 5로 선택하였다. 고장 진단을 위한 군집은 제어시스템별로 5개와 정상상태를 포함하여 다음과 같이 6개로 하였다.

- class 1. 정상
- class 2. 급기 온도 제어시스템
- class 3. 실내 온도 제어시스템
- class 4. 압력 제어시스템
- class 5. 유량차 제어시스템
- class 6. 혼합 공기온도 제어시스템

<표 1>는 각 방법에 따른 고장 분류의 정확도를 나

타내고 있다. 분류의 정확도는 다음 식으로 구했다.

$$Correctness(\%) = \frac{N_f}{N} \times 100\%$$

여기서 N은 진단 횟수이며 여기서는 2,600 개가 사용되었다. N_f 는 정확하게 고장으로 분류된 숫자이다. 정확도가 90~93% 까지 방법에 따라 큰 차이 없이 정확하게 분류를 수행하는 것을 알 수 있다. 분류의 정확율과 더불어 오진율이 중요한데 오진율은 고장 발생시 다른 고장으로 분류할 가능성을 나타내는 것으로 다음식으로 나타낸다.

$$Error = \frac{N - N_f - N_N}{N} \times 100$$

여기서 N_N 은 정상 상태 나타내는 숫자이다.

<표 2>에서 알 수 있는 바와 같이 오진율은 2~2.4%로 방법에 따라 큰 차이 없이 매우 정확하게 진단을 수행하고 있음을 알 수 있다.

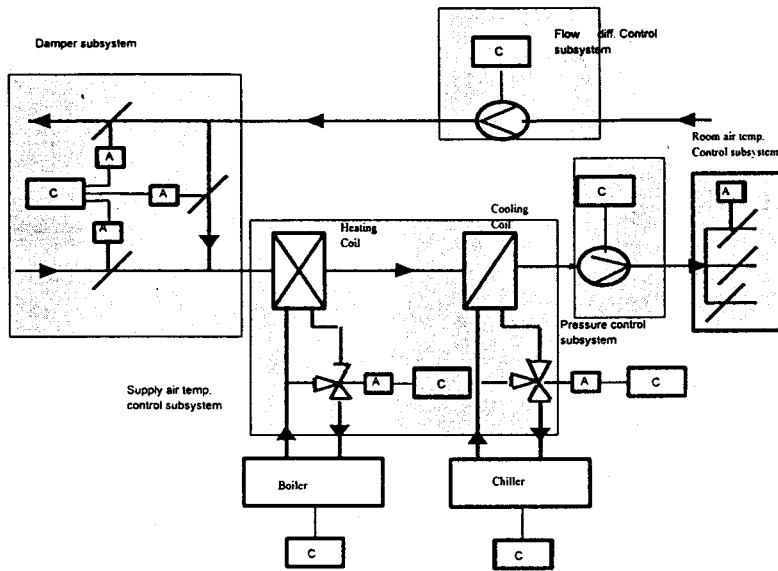
3. 결 론

진단의 가장 중요한 단계인 분류과정에 사용될 방법을 분석하기 위해, 기존의 분류방법과 본 연구를 통해 새로 개발한 분류 방법을 공조시스템의 진단에 적용하였다. 퍼지 군집화를 이용한 방법, 소속함수가 주어진 자료를 이용 최소거리를 계산해 패턴을 분류하는 방법, 대표값을 이용한 분류 방법 등의 알고리즘을 개발하여 진단에 적용하였다. 고장 분류를 통해 평균적으로 90% 이상의 높은 진단율과 3% 이하의 낮은 오진율을 확인할 수 있었다. 특히 본 연구를 통해 개발된 대표값 이용 퍼지 군집화 방법의 유용성이 확인되었다.

본연구는 과학기술처에서 시행한 특정연구개발사업의 연구결과입니다.

[참 고 문 헌]

- [1] Lee, W.Y., C. Park, and G.E. Kelly. "Fault detection of an air-handling unit using residual and recursive parameter identification methods". ASHRAE Trans 102(1), 1996
- [2] Lee, W.Y., J.M. House, C. Park, and G.E. Kelly. "Fault diagnosis of an air-handling unit using artificial neural network." ASHRAE Trans. 102(1), 1996
- [3] Lee, W.Y., J. M. House, D. R. Shin. "Fault diagnosis and Temperature Sensor Recovery for an Air-Handling Unit." ASHRAE Trans. 103(1), 1997.
- [4] Lee, W.Y., J. M. House, D. R. Shin. "Classification Techniques for Fault detection and diagnosis of an Air Handling Unit." IEA ANNEX34 meeting, Boulder, USA, 1997.
- [5] James C. Bezdek, Sankar K. Pal, "Fuzzy Models fro Pattern Recognition" IEEE press, 1992.



[그림 1] VAV AHU 개요도

[표 1] 고장 진단 결과 정확도(%)

상태 \ 방법	MP NP	Fuzzy KNN	Hard KNN	NP	ANN
정 상	95.6	96.7	83.5	95	95.1
냉각코일 밸브 정지	96.6	97.5	98.2	97.4	97.7
냉각코일 오염	73.7	81.2	98.6	76	85.4
난방코일 밸브 누설	98.5	98.6	98.7	97.4	99.2
VAV 댐퍼 정지	82	76.5	89.7	83.4	83.4
급기송풍기 고장	98.7	97.4	97.4	97.5	97.7
순환송풍기 고장	85.5	80.6	90.9	87.5	86.7
혼합공기 댐퍼 고장	93.1	93.2	93.9	94.4	92.8
평 균	90.5	90.2	93.9	91.1	92.3

[표 2] 고장 진단 오진률(%)

상태 \ 방법	MP NP	Fuzzy KNN	Hard KNN	NP	ANN
냉각코일 밸브 정지	2	1.2	1.3	1.4	0.6
냉각코일 오염	2.5	1.8	1.4	2.7	2.1
난방코일 밸브 누설	1.5	1.4	1.3	2.6	0.8
VAV 댐퍼 정지	1.5	3.3	4.6	3.4	3.3
급기송풍기 고장	1.3	2.4	2.6	2.5	4
순환송풍기 고장	0.7	0.1	0.7	0.7	0.8
혼합공기 댐퍼 고장	4.6	4.8	4.4	3.5	4.7
평 균	2	2.2	2.3	2.4	2.3