

PCA-기반 고장 진단 시스템 설계에 관한 연구

A study on the design of fault diagnostic system based on PCA

김성호* · 이영삼* · 한윤종*

Sung-Ho Kim and Young-Sam Lee and Yoon-Jong Han

* 군산대학교 전자정보공학부

요 약

주성분 분석은 공정의 모니터링과 고장진단을 위한 유용한 방법으로 알려져 있으며 일반적으로 잔차와 주성분의 해석을 통하여 고장의 원인을 분류하고 있다. 대규모 공정에서는 이러한 방법이 적용상의 한계를 가지고 있다. 본 논문에서는 보다 향상된 고장진단을 위해 주성분 분석에 FCM-기반 고장 진단 알고리즘을 결합하였고 Two-tank 시스템을 이용하여 주성분 분석을 이용한 FCM-기반 고장진단 알고리즘의 구현하여 적용하였다.

Abstract

PCA(Principle Component Analysis) has emerged as a useful tool for process monitoring and fault diagnosis. The general approach requires the user to identify the root cause by interpreting the residual or principle components. This could be tedious and often impossible for a large process. In this paper, PCA scheme is combined with the FCM-based fault diagnostic algorithm to enhance the diagnostic results. The implementation of the FCM-based fault diagnostic system by using PCA is done and its application is illustrated on the two-tank system.

Key Words : PCA(Principle Component Analysis), FCM(Fuzzy Cognitive Map), Fault Detection and Diagnosis

1. 서 론

장치고장 및 계통 파라미터의 변화 등으로 인해 발생하는 시스템의 이상현상은 센서 측정값의 변화를 통해 나타나게 되며 이러한 고장은 자주는 아니지만 경제적 및 시스템의 안정도에 큰 영향을 미치게 된다. 특히 대규모 화공프로세스의 경우 이로 인한 손실은 상당히 크며 따라서 효율적인 ASM(Abnormal Situation Management)의 개발이 절실히 요구되고 있다. ASM의 설계를 위해서는 고장 원인을 신속히 찾기 위한 많은 정보들이 요구되며 이들 정보를 기반으로 하는 조기 고장검출 및 진단시스템 설계에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다[1].

고장진단 기법은 크게 수학적 모델에 기반한 정량적 고장진단 기법과 수학적 모델을 얻기 힘든 계통에 적용가능한 정성적 고장진단 기법으로 구분된다. 이중 정성적 고장진단 기법은 80년대 중반 이후 활발히 연구되기 시작하였으며, 그 대표적인 예로 고장트리(Fault tree)기법, 유향부호 그래프(Signed Directed Graph: SDG)기법 등을 들 수 있다[2]. 또한 Lee 등은 정성적 모델에 기반한 진단기법의 하나로 Kosko에 의해 제안된 FCM(Fuzzy Cognitive Map)이 SDG의 일반화된 표현이라는 점에 착안하여 간단한 행렬 연산에 의해 효율적인 고장진단이 가능한 고장진단 알고리즘을 제안한 바 있다[3-4].

또한 FCM-기반 진단기법은 FCM 연결행렬로부터 추출되는 고장 FCM 모델의 사용으로 인해 실시간 패턴매칭을 통한 조기 고장검출 및 진단이 가능하다는 특징을 갖는다. 그러나 FCM 진단기법 역시 대부분의 정성적 진단기법이 갖는 낮은 진단 신뢰도의 문제점을 갖는다.

일반적으로 화공 프로세스의 경우에는 정상동작과 관련된 상당량의 운전 데이터의 취득이 가능하며 따라서 이들 데이터를 기반으로 하는 통계학적 기법이 조기 고장검출 및 진단에 널리 사용되고 있다. 이러한 통계학적 기법은 크게 단변량 및 다변량 기법으로 분류된다. 단변량 기법은 구현하기 쉽다는 장점을 갖지만 PCA(Principle Component Analysis) 및 PLS(Partial Least Square) 등과 같은 다변량 통계학적 기법이 변수들간에 존재하는 상관관계를 사용한다는 점에서 보다 효율적이다. PCA 및 PLS에 기반한 고장검출 시스템은 이들 모델의 예측값과 실제 측정값간의 잔차에 대한 통계학적 해석을 통해 구현된다. 최근 Gregor 및 Dunia 등은 PCA 및 PLS에 기반한 고장 진단시스템을 제안하고 그 유용성을 입증한 바 있다[5-6]. 그러나 이들 연구 대부분은 고장의 검출은 통계학적 기법에 의해 수행되지만 고장진단은 수계산에 의해 수행되고 있어 대규모 계통에의 직접적인 적용이 어렵다는 적용상의 한계를 갖는다. 따라서 PCA 및 PLC-기반 고장진단 시스템의 대규모 계통에의 효율적 적용을 위해서는 자동화된 진단 알고리즘의 개발이 요구된다.

본 논문에서는 FCM-기반 진단 기법의 신뢰도 저하에 큰 영향을 주는 요인인 측정변수들의 증감 상태를 체계적으로 결정하기 위해 PCA 모델로부터 얻어지는 모델링 편차를 이용하는 PCA기반 FCM 고장 검출 및 진단 기법을 제안하고 수치 시스템에 적용하여 봄으로써 제안된 기법의 유용성을 확인하

접수일자 : 2003년 2월 13일

완료일자 : 2003년 8월 15일

본 연구는 과학기술부 · 한국과학재단 지정 군산대학교 새만금환경연구센터의 지원에 의한 것입니다.

고자 한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 제2장에서는 FCM-기반 고장검출 및 진단 알고리즘에 대해 설명하며 제3장에서는 PCA의 기본 개념에 대하여 기술하며 제4장에서는 본 연구에서 제안된 진단 알고리즘의 Two-tank 시스템에 대한 적용에 대해 고찰하며 5장에서는 결론을 기술하고자 한다.

2. FCM-기반 고장진단 알고리즘의 개요

Lee 등은 FCM이 SDG와 구조적으로 동일하다는 점의 외에도 FCM만이 갖는 장점 즉, TAM(Temporal Associative Memory) 특성을 갖는다는 점을 이용하여 Iri 등이 제안한 SDG 기반 진단기법을 FCM 관점에서 재구성한 FCM-기반 고장진단 알고리즘을 제안하고 이의 유용성을 확인한 바 있다[3-4]. FCM-기반 진단 알고리즘에서 사용되는 정성적 관측 벡터를 생성하는 방법과 FCM-기반 진단 알고리즘의 개요에 대해 설명하면 다음과 같다.

2.1 정성적 관측 벡터의 생성

진단의 첫 단계는 관측패턴의 생성이다. 관측패턴 벡터 W 내의 요소 w_i 는 $\{-1, 0, 1\}$ 중의 한 값을 갖으며 이때 "1"은 정상치로부터의 증가, "0"은 정상, "-1"은 정상치로부터의 감소를 의미한다. w_i 의 결정을 위해 먼저 프로세스 상태가 정상동작대역(Normal Operation Band : NOB)에서 벗어난 정도를 나타내는 편향 지표(Deviation Index : DI)를 식(1)과 같이 정의한다.

$$DI_i = \frac{MeasuredValue_i - NOB_i}{0.5 \cdot NOB_i} \quad (1)$$

여기에서 첨자 i 는 i -번째 측정변수를 나타내며 시스템이 정상일 경우 DI_i 는 $[-1, 1]$ 인 값을 갖게 되며 따라서 고장패턴 벡터의 w_i 는 DI_i 에 대한 다음의 검사를 통해 얻을 수 있다.

$$w_i = \begin{cases} 1, & DI_i \geq 1 \\ 0, & |DI_i| < 1 \\ -1, & DI_i \leq -1 \end{cases} \quad (2)$$

그러나 식(1) 및 식(2)에 의해 얻어진 고장 패턴 벡터는 FCM-기반 진단 알고리즘에서 고장 원인의 판별을 위해 사용되므로 식(1)의 각 측정변수에 대한 NOB_i 의 선정은 계통의 정상 운전 데이터의 통계학적 특성을 고려하여 신중히 결정되어야 하며 만일 잘못 설정된다면 고장진단 시스템의 성능은 저하하게 된다.

2.2 FCM-기반 고장진단 알고리즘

FCM-기반 진단기법은 계통으로부터의 관측패턴 벡터와 계통에 대한 FCM모델을 이용하여 고장의 영향을 받는 상태간의 인과 관계를 추출하는 과정 및 그 인과관계의 출발점, 즉 계통에 발생된 고장의 원인을 식별하는 과정으로 구성된다.

계통에 대한 FCM 행렬, E 및 고장의 전파가 완료된 후의 관측패턴 벡터 W가 주어질 경우 FCM-기반 진단 알고리즘은 다음과 같다.

Step 1. CR 매트릭스의 계산

고장의 영향을 받는 상태간의 인과관계 행렬은 다음의 두

가지 연산에 의해 구해진다.

$$WE = Diag(W) \cdot E \cdot Diag(W) \quad (3)$$

$$CR(i, j) = T(WE(i, j)) \quad (4)$$

여기서 T는 임계 함수를 의미하며 FCM 행렬 E에서 inconsistent한 branch를 제거하는 역할을 한다. 임계치는 "0"으로 선정한다.

$$CR(i, j) = \begin{cases} 1, & WE(i, j) \geq 0 \\ 0, & WE(i, j) < 0 \end{cases} \quad (5)$$

Step 2. 고장원인의 판별

Iri 등에 의해 제안된 consistent rooted tree 기법을 식(5)로 표현되는 CR행렬에 적용한다면 고장 원인의 판별은 간단히 수행될 수 있다. 고장원인의 판별과정을 기술하면 다음과 같다.

CR(i, j) 행렬의 각 요소에 대해

- ① 영향을 받는 변수의 수(Indegree)를 계산
- ② 영향을 주는 변수의 수(Outdegree)를 계산
- ③ Indegree(i)=0 이고 Outdegree(i) ≥ 1 인 i -번째 요소에 대응하는 변수를 고장 원인으로 판별함.

위 과정에 대한 의사 프로그램은 다음과 같다.

CR(i, j), $1 \leq (i, j) \leq m$ 인 모든 요소에 대해

Initial:

OUT(i)=0, IN(j)=0;

Loop:

```
for(i=1 to n) {for(j=1 to n) {
    if(CR(i,j)=1) then OUT(i) = OUT(i)+1;
}}
```

```
for(j=1 to n) {for(i=1 to n) {
    if(CR(i,j)=1) then IN(j)=IN(j)+1;
}}
```

Diagnosis:

```
for(k=1 to n) {
    if(OUT(k) >= 1 and IN(k) = 0)
        then k'th node is the origin of the fault;
    if(Number of the failure source >= 2)
        then Basic FDI fails;
}
```

상기 알고리즘으로부터 알 수 있듯이 고장원인의 판별은 FCM 행렬 E 및 관측 벡터 W가 주어진다면 간단히 수행될 수 있게 되며 따라서 진단 알고리즘의 수행을 트리거할 수 있는 고장 검출 로직을 결합한다면 효율적인 고장 진단시스템에의 적용이 가능하게 된다.

3. 주성분 분석(Principle Component Analysis)

주성분 분석은 변수들의 선형 결합을 통해 변수들 간에 존재하는 중요한 변량의 방향을 결정하는 통계학적 모델링 기법으로 상관관계가 있는 변수들 사이의 복잡한 관계를 단순화하기 위하여 사용된다[7-8]. 즉, 상관관계가 있는 변수들을 결합하여 서로 독립적인 새로운 저차의 새로운 변수들을 생성하는 것으로 생각할 수 있으며 이때 새로이 생성된 변수

를 주성분이라 부른다. PCA의 기본 개념에 대해 설명하면 다음과 같다.

n 개의 변수들에 대해 m -회 측정으로 얻어진 데이터 행렬을 $X(m \times n)$ 라고 정의하고 X 는 0인 평균과 단위 분산을 갖는다고 가정한다. 이 경우 X 의 공분산 행렬은 다음과 같이 정의된다.

$$cov(X) = \frac{X^T X}{m-1} \quad (6)$$

행렬 X 는 다음과 같이 분해할 수 있으며

$$X = \mathcal{X} + E \quad (7)$$

여기서 \mathcal{X} 는 다음과 같다.

$$\mathcal{X} = \sum_{i=1}^r t_i p_i^T \quad r \leq n \quad (8)$$

또한 식(7)에서 E 는 PCA 모델의 예측 편차를 나타낸다. 식(8)의 scores로 불리는 벡터 t_i 는 프로세스에 존재하는 잡음에 대한 정보를 포함하며 벡터 p_i 는 변수들이 어떻게 관계되어 있는지에 대한 정보를 나타낸다. 벡터 p_i 는 다음과 같이 X 의 공분산 행렬의 고유벡터이기도 하다.

$$cov(X) p_i = \lambda_i p_i \quad (9)$$

식(8)에서 사용되는 r -개의 고유벡터(p_i)는 공분산 행렬에 대한 n -개 고유값 중 가장 큰 고유값에서부터 r -개까지의 고유값에 해당하는 고유벡터를 의미한다. 또한 각 고유벡터에 대한 가중치 벡터 t_i 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$t_i = X p_i \quad (10)$$

식(8)로 표현되는 PCA 모델을 이용한다면 새로운 측정 벡터 $x(1 \times n)$ 에 대한 PCA 모델링 편차 e 는 다음과 같이 구할 수 있으며

$$e = (x - \hat{x}) \quad (11)$$

새로운 측정 벡터 x 에 대한 잔차 R 은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$R = e e^T \quad (12)$$

상기 식들을 이용한다면 프로세스의 정상동작에 대한 PCA 모델을 구하는 것이 가능하다. 일반적으로 프로세스에 고장이 발생할 경우 식(12)로 표현되는 잔차 R 은 고장발생 정보를 포함하며 따라서 식(12)에 대한 임계치 검사를 통해 효율적인 고장 검출이 가능하게 된다.

4. PCA-기반 FCM 고장진단 시스템

본 절에서는 PCA 기법과 기 제안된 FCM 진단 알고리즘을 결합한 새로운 형태의 고장 검출 및 진단 시스템을 제안하고 이의 특성에 대해 고찰하고자 하며 제안된 진단 시스템의 전체 구성을 나타내면 그림 1과 같다.

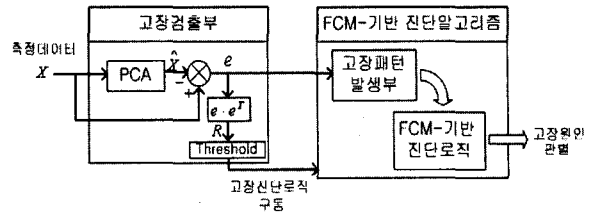


그림 1. PCA를 이용한 FCM-기반 고장검출 및 진단 시스템의 구성도

Fig. 1. Structure of the FCM-base fault detection and diagnostic system by using PCA

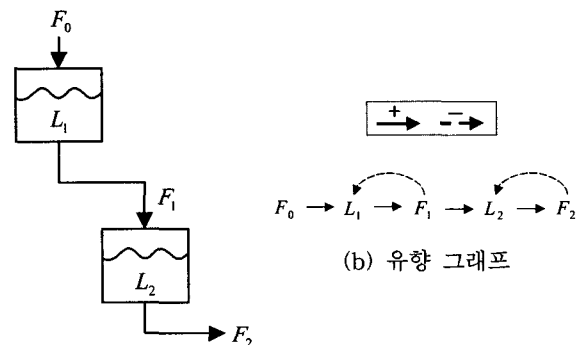
그림에서 고장검출부는 식(12)로 표현되는 PCA 모델링 잔차, R 에 대한 임계치 검사를 통해 고장 검출을 수행한다. 일단 고장이 검출되면 다음단의 FCM 진단 알고리즘이 수행된다. FCM 진단 알고리즘에서는 식(2)로 표현되는 관측벡터 생성기법 대신에 식(11)로 표현되는 측정벡터 x 와 이의 PCA 추정값 \hat{x} 의 잔차인 e 를 사용하여 다음의 식을 이용하여 관측 패턴 벡터를 생성하게 된다.

$$w_i = \begin{cases} 1, & e_i \geq t \\ 0, & |e_i| < t \\ -1, & e_i \leq -t \end{cases} \quad (13)$$

식(13)으로부터 알 수 있듯이 관측 패턴벡터의 생성을 위해서는 단지 하나의 임계치 t 만이 사용되며 이는 식(1)에서와 같이 각 측정변수 각각에 대해 DI_i 를 결정해야 하는 것에 비해 매우 효율적이다.

4.1 제안된 진단 시스템의 two-tank 시스템에의 적용

본 연구에서 제안한 진단 시스템의 유용성을 확인하기 위해 그림 2와 같은 Two-tank 시스템에 적용하고자 한다. 그림 2(b)는 Two-tank 시스템에 대한 SDG이며 이로부터 FCM 연결행렬 E 를 구하면 다음과 같다.



(a)Two-Tank 시스템

그림 2. Two-tank 시스템 및 SDG

Fig. 2. Two-tank system and SDG

$$E = \begin{matrix} & F_0 & L_1 & F_1 & L_2 & F_2 \\ \begin{matrix} F_0 \\ L_1 \\ F_1 \\ L_2 \\ F_2 \end{matrix} & \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 \end{pmatrix} \end{matrix}$$

상기 시스템에서 발생할 수 있는 이상은 다음과 같이 4가지로 가정하였다.

- 고장 1 : Blockage of upper tank
- 고장 2 : Leakage of upper tank
- 고장 3 : Blockage of lower tank
- 고장 4 : Leakage of lower tank

고장검출을 위한 PCA를 위해 그림 3과 같은 약 500개의 정상동작상태 데이터를 취득하였고 이 데이터들을 표준화하여 평균 및 분산이 각각 0, 1이 되도록 하였다. 표준화된 데이터의 공분산은 다음과 같으며

$$cov(X) = \begin{bmatrix} 1 & -0.002663 & 0.0041198 & 0.0071004 & 0.010298 \\ -0.002663 & 1 & 0.92132 & 0.84501 & 0.76081 \\ 0.0041198 & 0.92132 & 1 & 0.976 & 0.94122 \\ 0.0071004 & 0.84501 & 0.976 & 1 & 0.97492 \\ 0.010298 & 0.76081 & 0.94122 & 0.97492 & 1 \end{bmatrix}$$

공분산에 대한 고유벡터 V와 고유값 D를 구하면 다음과 같다.

$$V = \begin{bmatrix} 0.00028465 & 0.00047675 & -0.012729 & 0.99991 & 0.0035414 \\ -0.35091 & -0.17145 & -0.78911 & -0.011542 & 0.47397 \\ 0.85331 & -0.014901 & -0.065616 & -0.0029023 & 0.51704 \\ -0.27642 & 0.76973 & 0.26306 & 0.0012478 & 0.51177 \\ -0.26893 & -0.61474 & 0.55104 & 0.0056273 & 0.49608 \end{bmatrix}$$

$$D = \begin{bmatrix} 0.0083217 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.014281 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.2636 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1.0001 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 3.7137 \end{bmatrix}$$

상기 데이터에 기반하여 PCA 모델을 구할 수 있으며 식 (8)에서의 p_i 는 공분산의 고유값중 상관관계가 큰 즉, r 개의 가장 큰 고유값에 일치하는 고유벡터로부터 구해지며 본 시뮬레이션에서는 다음과 같이 4개의 주성분을 사용하였다.

$$P = \begin{bmatrix} 0.00047675 & -0.012729 & 0.99991 & 0.0035414 \\ -0.17145 & -0.78911 & -0.011542 & 0.47397 \\ -0.014901 & -0.065616 & -0.0029023 & 0.51704 \\ 0.76973 & 0.26306 & 0.0012478 & 0.51177 \\ -0.61474 & 0.55104 & 0.0056273 & 0.49608 \end{bmatrix}$$

제안된 고장진단 시스템의 유용성 확인을 위해 Matlab의 simulink를 사용하였으며 구성된 시뮬링크 블록도를 나타내면 그림 4와 같다.

Two-tank 시스템에 대한 고장 검출 및 진단관련 응답특성을 나타내면 다음과 같다. 그림 5에서 그림 8은 각 가정된 고장이 발생한 경우의 잔차 R 및 PCA 모델과 실제 센서간의 편차 e 를 나타낸다. 그림으로부터 알 수 있듯이 가정된 각각의 고장에 대해 식(12)로부터 얻어지는 잔차는 0이 아닌 값을 갖게 되며 따라서 적절한 문턱값의 설정에 의해 효과적으로 고장의 검출을 수행할 수 있게 된다.

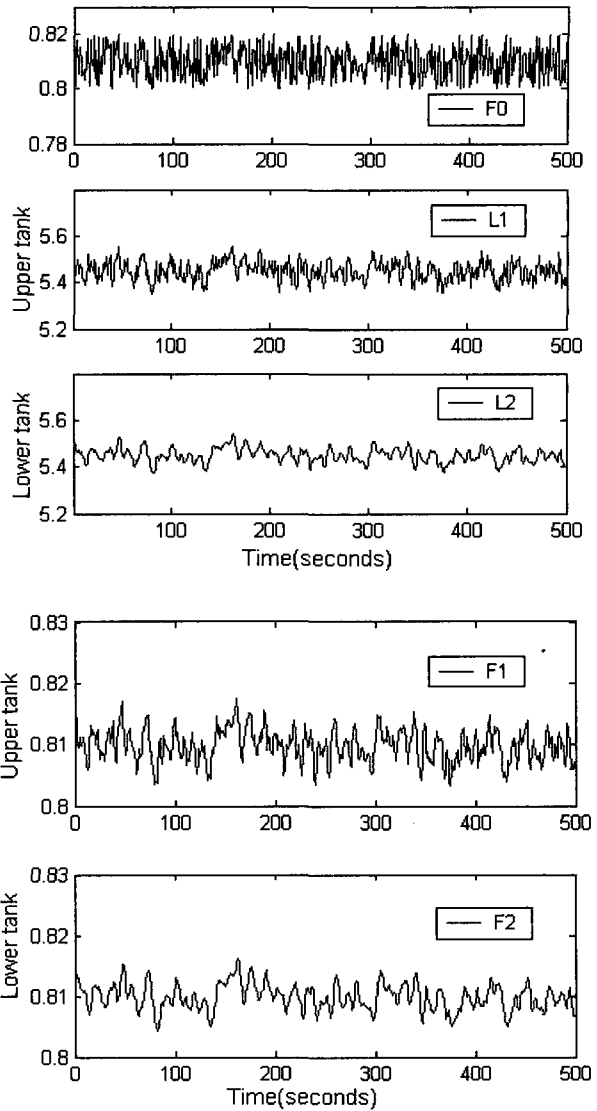


그림 3. 정상운전 데이터
Fig. 3. Normal operating data

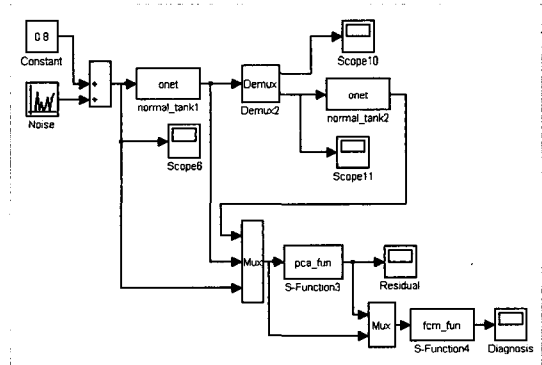


그림 4. 시뮬레이션을 위한 Simulink 구성도
Fig. 4. Simulink block diagram

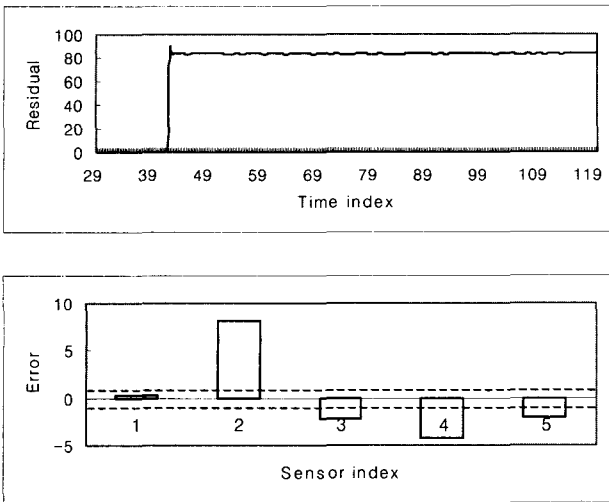


그림 5. 고장1에 대한 잔차와 센서 편차
Fig. 5. Residual and contribution plot for Fault 1

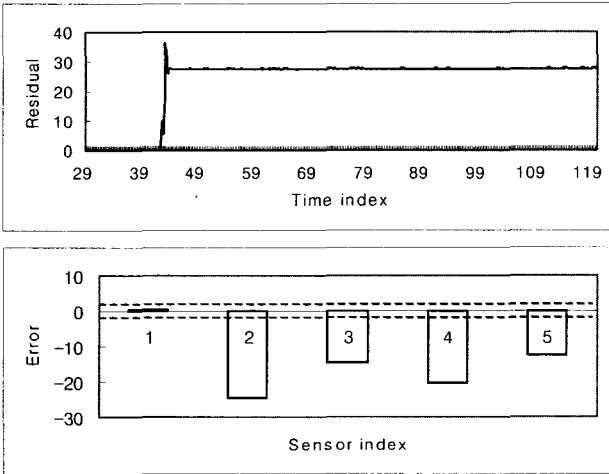


그림 6. 고장2에 대한 잔차와 센서 편차
Fig. 6. Residual and contribution plot for Fault 2

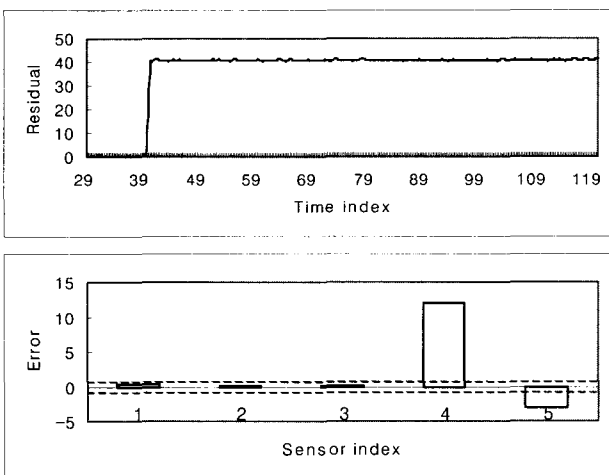


그림 7. 고장3에 대한 잔차와 센서 편차
Fig. 7. Residual and contribution plot for Fault 3

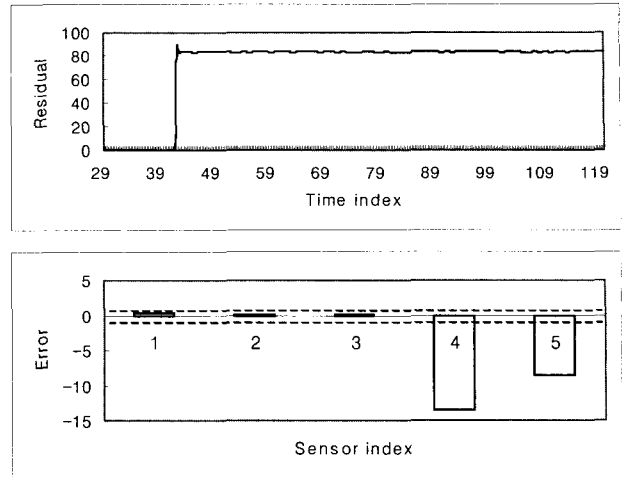


그림 8. 고장4에 대한 잔차와 센서 편차
Fig. 8. Residual and contribution plot for Fault 4

그림 5에서 그림 8의 센서 편차에 식(13)을 적용한다면 FCM 진단 알고리즘에서 사용되는 관측 패턴 벡터를 간단히 얻을 수 있다. 본 시뮬레이션의 경우 식(13)의 λ 는 1로 선정하였으며 고장1이 발생한 경우의 관측 패턴 벡터 W 는 $[0 \ 1 \ -1 \ -1 \ -1]$ 로 된다. 이 관측 벡터에 대한 CR 행렬은 식(8)로부터 구할 수 있으며 다음과 같다.

$$CR_{Fault\ 1} = \begin{matrix} F_0 & L_1 & F_1 & L_2 & F_2 \\ \begin{matrix} F_0 \\ L_1 \\ F_1 \\ L_2 \\ F_2 \end{matrix} \end{matrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

상기 CR_{fault} 행렬에 진단 알고리즘을 적용한다면 F_1 을 고장의 원인으로 판별하게 된다. 이는 가정된 고장의 원인과 일치하면 정확한 고장 진단이 가능하게 됨을 알 수 있다. 각각의 고장에 대한 관측패턴 벡터와 CR 행렬을 구하면 다음과 같다.

$$\begin{matrix} F_0 & L_1 & F_1 & L_2 & F_2 \\ W_{Fault\ 2} = [0 & -1 & -1 & -1 & -1] \\ W_{Fault\ 3} = [0 & 0 & 0 & 1 & -1] \\ W_{Fault\ 4} = [0 & 0 & 0 & -1 & -1] \end{matrix}$$

$$CR_{Fault\ 2} = \begin{matrix} F_0 & L_1 & F_1 & L_2 & F_2 \\ \begin{matrix} F_0 \\ L_1 \\ F_1 \\ L_2 \\ F_2 \end{matrix} \end{matrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$CR_{Fault\ 3} = \begin{matrix} F_0 & L_1 & F_1 & L_2 & F_2 \\ \begin{matrix} F_0 \\ L_1 \\ F_1 \\ L_2 \\ F_2 \end{matrix} \end{matrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$CR_{Fault 4} = \begin{matrix} F_0 \\ L_1 \\ F_1 \\ L_2 \\ F_2 \end{matrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

각 고장관련 CR 행렬에 FCM 진단 알고리즘을 적용하면 정확한 고장의 진단이 가능함을 알 수 있다.

5. 결 론

본 연구에서는 다변량 통계학적 처리기법 중 하나인 PCA 기법과 Lee 등에 의해 제안된 FCM 진단 알고리즘을 병합한 PCA 기반 FCM 고장 검출 및 진단 시스템을 제안하고 two-tank 시스템에 대한 시뮬레이션 고찰을 통해 제안된 진단 기법의 유용성을 확인하였다. 시뮬레이션 결과 가정된 각각의 고장에 대한 정확한 고장의 검출 및 진단이 가능함을 확인할 수 있었다. 특히 고장 검출을 위해 도입된 PCA 모델로부터의 잔차 R은 고장의 검출에 효율적으로 사용될 수 있음을 확인하였으며 센서 편차 e의 도입에 의해 FCM 진단 알고리즘에서 사용하는 관측 패턴 벡터의 생성이 간단히 이루어짐을 확인할 수 있었다.

참 고 문 헌

[1] Venkatasubramanian, V., S.N. Kavuri, "Process fault diagnosis-An Overview", CIPAC Tech. Report, Purdue University, 1995.
 [2] J. Shiozaki, and H. Matsuyama, "An Improved Algorithm for Diagnosis of System Failure in Chemical Processes", Comput. Chem. Eng., Vol. 9, 1985.
 [3] B. Kosko, "Neural Networks and Fuzzy Systems", A Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence, Prentice Hall, 1992.
 [4] K.S. Lee, S.H. Kim and N. Sakawa, "On-Line Fault Diagnosis by using Fuzzy Cognitive Map", IEICE Trans. on Fundamentals, Vol. E-79-A, no. 6, 1996.
 [5] MacGregor, K. Costas, "Process monitoring and diagnosis by multiblock PLS methods", AIChE J., Vol.40, No.5, pp.826-838, 1994.
 [6] Dunia, R., S.J. Qin, "Identification of faulty sensors using principle component analysis", AIChE J., Vol.42, No.10, pp.2797-2812, 1996.

[7] Jolliffe, I. T, "Discarding variables in a principal component analysis. I. Artificial data", Appl. Statist, Vol. 21, pp.160-173. 1972.
 [8] Jolliffe, I. T, "Discarding variables in a principal component analysis. II. Real data", Appl. Statist, Vol. 22, pp.21-31. 1973.
 [9] M.Iri, K. Aoki, E. O'Shima, and H. Matsuyama, "An algorithm for diagnosis of system failures in the chemical process," Comput. Chem. Eng., Vol. 3, p.489, 1979.

저 자 소 개



김성호(Sung-Ho Kim)

1984년 : 고려대학교 공과대학 학사
 1986년 : 고려대학교 대학원 석사
 1991년 : 고려대학교 대학원 박사
 1988년~1990년 : 고려대 생산기술연구소 연구원
 1995~1996년 : JAPAN HIROSHIMA UNIVERSITY POST-DOC.

1997-현재 : 군산대학교 전자정보공학부 교수

관심분야 : 고장진단, 공장 자동화, 원격 모니터링



이영삼(Young-Sam Lee)

2001년 : 군산대학교 공과대학 학사
 2003년 : 군산대학교 대학원 석사
 2003년~현재 : 군산대학교 대학원 박사과정

관심분야 : 고장진단, 공장 자동화



한윤종(Yoon-Jong Han)

2001년 : 군산대학교 공과대학 학사
 2003년 : 군산대학교 대학원 석사
 2003년~현재 : 군산대학교 대학원 박사과정

관심분야 : 원격 모니터링, 공장자동화