

퍼지개념을 이용한 고성능 고장진단 시스템의 설계

Design of High Efficient Fault Diagnostic System by Using Fuzzy Concept

°이 쌍 윤(Lee Ssang-Yoon)*, 김 성 호(Kim Sung-Ho)*
권 오 신(Kwon Oh-Sin)*, 주 영 훈(Joo Young-Hoon)*

* 군산대학교 제어계측공학과

*Department of Control & Instrumentation Eng., Kunsan National University

Abstract FCM(Fuzzy Cognitive Map) is a fuzzy signed directed graph for representing causal reasoning which has fuzziness between causal concepts. Authors have already proposed FCM-based fault diagnostic scheme and verified its usefulness. However, the previously proposed scheme has the problem of lower diagnostic resolution as in the case of other qualitative approaches. In order to improve the diagnostic resolution, a concept of fuzzy number is introduced into the basic FCM-based fault diagnostic algorithm. By incorporating the fuzzy number into fault FCM models, quantitative information such as the transfer gain between the state variables can be effectively utilized for better diagnostic resolution. Furthermore, an enhanced TAM(Temporal Associative Memory) recall procedure and modified pattern matching scheme are also proposed.

1. 서 론

퍼지인식맵(Fuzzy Cognitive Map:FCM)은 제한경로를 포함한 퍼지 유향부호그래프(Fuzzy Signed Graph)로서 불확실한 인과관계에 대한 전문가의 지식을 습득, 표현 및 추론하기 위한 수단으로 Kosko에 의해 제안되었다[1]. FCM은 기존의 지식표현 방법과는 달리 여러 전문가로부터의 지식들을 쉽게 결합시킬 수 있다는 점과 FCM의 행렬표현인 연결행렬에 의한 연상기억 및 인과관계 추론이 가능하다는 특징을 갖는다. 본인 등은 FCM이 유향부호그래프(Signed Directed Graph: SDG)의 일반화된 표현이라는 점에 착안하여 Shiozaki[2] 등에 의해 제안된 SDG-기반 진단 알고리즘을 FCM의 관점에서 재구성한 FCM-기반 진단기법을 제안하고 이의 유용성을 입증한 바 있다[3]. 제안된 FCM-기반 진단기법은 SDG-기반 진단 기법에서의 전향 또는 후향 탐색 알고리즘을 간단한 행렬 및 벡터의 연산으로 대체함으로써 SDG-기반 진단 기법보다 탐색속도 면에서 우수하며 또한 FCM 만의 고유의 특성, 즉 연상기억능력(Temporal Associative Memory:TAM)기능을 이용함으로써 발생한 고장의 전파경향을 예측함과 동시에 예측

값과 실 계통으로부터의 관측값 간의 실시간 패턴 매칭을 통하여 초기고장의 검출 및 진단에 유용하게 사용될 수 있다는 장점을 갖는다. 그러나 제안된 FCM-기반 진단기법 역시 정성적 모델에 근거한 것으로 정확한 수학적 모델에 근거한 정량적 기법에 비해 낮은 진단결과를 갖는다. 이는 진단시 정성적 모델 및 정성적 데이터만을 고려함에 기인한다.

일반적으로 정성적 기법은 정량적 기법에 근거한 진단 알고리즘에 비해 낮은 진단 결과를 갖게 되며 이러한 문제점을 해결하기 위한 많은 연구가 진행되어 왔다. Shiozaki 등은 Iri가 제안한 SDG-기반 진단기법의 진단성능의 향상을 위해 3개의 관측패턴(-1, 0, 1)을 5개(-1, -, 0 +1, +?)로 확장함으로써 진단성능의 향상을 도모하였으며, Chang 등은 기존의 SDG-기반 진단기법에서 간과되어 왔던 정량적 데이터를 정성적 모델에서도 사용이 가능하도록 하기 위해 각 상태간의 전달이득에 퍼지소속함수를 도입함으로써 이 문제를 해결하고자 하였다[4]. 그러나 지금까지의 연구들은 주로 고장트리 기법에 근거한 진단 알고리즘에 대한 고찰이었기 때문에, 고장전파 후의 관측 데이터가 얻어진 후에야만 진단이 가능하다는 적용상의 한계를 갖는다. 이러

한 한계를 극복하기 위해 저자 등은 초기고장 검출 및 진단이 가능한 FCM-기반 진단기법에 지금까지 간과되어 왔던 각 상태간의 전달이득을 진단시 사용할 수 있도록 하는 "확장된 FCM-기반 진단기법"을 제안한 바 있다[5]. 확장된 FCM-기반 진단기법은 삼각퍼지수의 도입에 의해 정량적 데이터의 처리가 가능하게 되며 이로 인해 정성적 모델에 근거한 진단기법들이 공통적으로 갖는 낮은 진단결과라는 문제점을 해결할 수 있다. 그러나 상태간 전달이득의 표현을 위해 도입된 삼각 퍼지수는 실제의 비선형 계통에 대한 "고장 FCM 모델"을 표현하는데 많은 문제점을 초래한다. 일반적으로 비선형 계통은 발생한 고장의 크기에 따라 상태간 전달이득이 일정하지 않으며 따라서 기 제안된 삼각퍼지수에 의한 진단 알고리즘은 비선형 계통에의 적용시 문제점을 갖게 된다.

본 연구에서는 실제의 비선형 계통에서 발생하게 되는 고장 크기의 변화에도 향상된 진단결과를 얻을 수 있는 고성능 FCM-기반 진단 알고리즘을 개발하고자 한다.

2. 기본 FCM-기반 진단 알고리즘의 개요

기 제안된 기본 FCM-기반 진단기법은 계통으로부터의 관측패턴과 계통에 대한 FCM을 이용하여 계통에 발생한 고장의 원인을 식별하는 것으로 Shiozaki의 SDG에 근거한 진단 알고리즘을 FCM의 관점에서 재구성한 것이다. 계통에 대한 FCM 행렬, E 및 고장의 전파가 완료된 후의 관측벡터 W가 주어진다면 기본 FCM-기반 진단 알고리즘은 다음과 같다.

Step 1. CR 매트릭스의 계산

$$WE = \text{Diag}(W) \cdot E \cdot \text{Diag}(W) \quad (1)$$

$$CR(i, j) = T(WE(i, j)) \quad (2)$$

여기서 T는 임계치가 "0"인 threshold 함수이다.

Step 2. 고장원인의 판별

고장원인의 판별을 위해서는 CR 행렬로부터 가장 강하게 결합된 상태를 찾아야 하며 이는 다음의 과정을 통해 수행된다.

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; }
```

2.1 TAM recall 기능을 이용한 실시간 고장진단

FCM-기반 진단기법은 기존의 SDG-기반 진단기법에 서는 볼 수 없었던 새로운 특성, 즉 TAM recall 특성을 갖는다. 진단분야에서의 TAM recall 특성은 패턴매칭에 의한 실시간 진단을 가능케 한다. 현재까지 개발된 전문가형 진단시스템은 거의가 고장의 전파가 완료된 후의 관측 벡터를 이용한 전향 또는 후향 탐색을 근본으로 하기 때문에 이들 진단 시스템의 실시간 적용이 쉽지 않다는 점에 비추어 볼 때 FCM-기반 진단기법은 실시간 고장진단이 가능하게 된다.

2.2 고장 FCM 모델의 구축

"고장 FCM 모델"의 습득은 계통에 대한 FCM과 고장의 전파가 완료된 후에 관측되는 상태벡터로부터 다음의 과정을 통하여 얻을 수 있다.

Step 1. 관측 또는 가정된 고장에 대한 관측벡터에 전질의 기본 고장진단 알고리즘을 적용하여 CR 행렬을 구한다.

Step 2. CR 행렬의 0이 아닌 요소에 FCM 행렬, E의 부호를 부여한다.

위의 과정을 통해 얻어진 각각의 "고장 FCM 모델"은 각 고장에 대한 전파경로를 정확히 표현할 수 있으며 이들은 TAM recall의 사용을 위해 "고장 FCM 모델-베이스"에 저장된다.

2.3 TAM recall 및 순시 패턴매칭에 의한 고장진단

TAM recall은 관측된 상태벡터로부터 앞으로 발생될 고장패턴의 시퀀스를 구하는 과정이다. 이는 계통 운전 중 가장 먼저 정상상태로부터 편기가 발생한 변수(x_i)를 고장의 원인으로 가정한 후, 이 관측변수와 해당되는 "고장 FCM 모델"을 이용하여, 이 가정된 고장이 완전히 전파될 때까지 순차적으로 나타나는 중간단계의 상태패턴을 예측하는 과정이다. 그 과정은 다음의 연산을 반복 시행하는 것이다.

$$PW(k+1)=PW(k) \cdot FCM_{\text{fault}} + W_0 \quad (3)$$

TAM recall의 반복시행은 $PW(k+1)=PW(k)$ 일 때 정지되며 이는 k 스텝에서 고장의 전파가 중지되었음을 의미한다. 일단 TAM recall에 의해 예측 패턴시퀀스가 발생되면 진단은 프로세스로부터의 새로운 순시 관측패턴이 측정될 때마다 관측된 순시패턴과 예측패턴간의 일치여부를 판별하는 단순한 패턴매칭 과정에 의해 수행된다.

3. 제안된 FCM-기반 진단 알고리즘

본 연구에서 제안될 고성능 FCM-기반 진단알고리즘의 출발점은 FCM으로 표현되는 "고장 FCM 모델"이다. 이 "고장 FCM 모델"의 획득은 2.2의 과정을 통하여 구할 수 있다.

3.1 퍼지수의 "고장 FCM 모델"에의 도입

기본 FCM-기반 진단기법은 TAM recall기능으로 인해 초기고장의 검출 및 진단이 가능하다는 장점을 갖지만 근본적으로 정성적 모델에 근거한 것이기 때문에 수학적 모델에 근거한 정량적 기법에 비해 낮은 진단결과를 갖는다. 이를 해결하기 위해서는 기본 FCM-기반 진단기법에서 정량적 데이터의 처리가 가능해야 한다. 이를 위해 본 연구에서는 "고장 FCM 모델"의 요소가 단지 정(부)의 영향만을 표현하는데 그치지 않고 실제 프로세스로부터 얻어지는 정량적 데이터의 처리가 가능하도록 두 상태변수간의 전달이득을 고려한 새로운 형태의 "고장 FCM 모델"을 제안한다.

3.2 사다리꼴 퍼지수를 갖는 고장 FCM 모델

"고장 FCM 모델"이 주어진 경우, 임의의 연결요소와 관련된 두 상태변수 A,B를 고려하기로 하자.

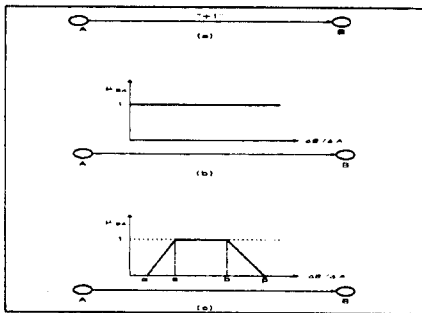


그림1. 고장 FCM모델의 그래프표현(a), 유향가지에 전달이득을 갖는 고장 FCM 모델의 표현(b), 유향가지에 퍼지수를 도입한 고장 FCM 모델의 표현(c) 만일 연결요소가 "+1"의 값을 갖는 경우, 이를 나타내면 그림1(a)와 같다. 연결요소 "+1"의 물리적 의미는 상태

변수 A의 증가(감소)는 B의 증가(감소)를 의미한다. 만일 연결요소의 값으로 두 상태변수간의 비($\Delta B/\Delta A$)를 취한다면 그림 1(a)는 그림 1(b)로 나타낼 수 있다. 만일 두 상태변수간의 비에 대한 정량적인 정보(전달이득)가 주어진다면 그림 1(c)와 같이 퍼지수의 도입에 의해 이들 정량적 정보를 "고장 FCM 모델"에 포함시키는 것이 가능하게 된다. 두 상태간의 전달이득은 확정적인 값으로 생각하기 보다는 불확실성을 갖는 것으로 보는 것이 타당하며 따라서 연결강도에 퍼지수를 도입한 "고장 FCM 모델"을 고려할 수 있다. 전달이득을 퍼지수로 표현하는 방법에는 여러 가지가 있으나 본 연구에서는 Bonissone[6] 등이 제안한 다음과 같은 사다리꼴 형태의 퍼지수를 고려하기로 한다.

$$C = (m_1, m_2, \alpha, \beta) \quad (4)$$

여기서 m_1, m_2 은 left value 및 right value를 나타내며, α, β 는 각각 left spread 및 right spread를 나타낸다. 퍼지수 C에 대한 멤버십 함수는 다음과 같이 표현된다.

$$\mu_C(x) = \begin{cases} 0 & x < a - \alpha \\ \alpha^{-1}(x - a + \alpha) & x \in [a - \alpha, a] \\ 1 & x \in [a, b] \\ \beta^{-1}(b + \beta - x) & x \in [b, b + \beta] \\ 0 & x > b + \beta \end{cases} \quad (5)$$

상태간 전달이득의 표현을 위해 도입되는 퍼지수는 여러 형태를 취할 수 있다. 그러나 비선형 계통의 경우, 발생된 고장 크기의 변화에 따라 상태간 전달이득이 일정하지 않게 된다는 점을 고려하여 이를 효과적으로 처리할 수 있는 사다리꼴 형태의 퍼지수를 도입하였다.

퍼지수 C는 두 상태변수간의 전달이득을 나타내므로 일반적으로 $\Delta B/\Delta A$ 는 경우에 따라 상당히 크거나 또는 너무 작은 값을 갖게 되며 이는 퍼지수의 연산시 바람직하지 않다. 따라서 본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 다음과 같이 표현되는 %전달이득을 사용하기로 한다.

$$\%TG = \frac{\frac{\Delta B}{B_N} \times 100}{\frac{\Delta A}{A_N} \times 100} = \frac{\Delta B}{\Delta A} \cdot \frac{A_N}{B_N} \quad (6)$$

$$\text{scale factor} = \frac{A_N}{B_N} \quad (7)$$

여기서 A_N 과 B_N 은 A와 B의 정상상태량을 나타낸다. "고장 FCM 모델"의 모든 연결요소를 %전달이득을 고려한 사다리꼴 형태의 퍼지수로 대체한다면 정량적 데이터를 취급할 수 있는 "확장된 고장 FCM 모델"을 얻을 수 있다.

3.3 "확장된 고장 FCM 모델"에 의한 TAM recall

TAM recall 과정은 현재의 관측 데이터(사다리꼴 형태의 퍼지수)를 이용하여 앞으로 발생하게 될 고장의 전과상태를 예측하는 것으로 다음과 같이 표현된다.

$$P(k+1) = P(k) \star FCM_x, \quad (8)$$

여기서 P(k)는 사다리꼴 형태의 퍼지수로 표현되는 상태변수를 원소로 갖는 행벡터이다. 또한 FCM_x는 현재의 관측 데이터가 상태변수 x_i의 고장으로부터 얻어진다는 가정하에서 "고장 FCM모델-베이스"로부터 선택되는 "확장된 고장 FCM 모델"이다. 식(8)의 연산자 ★는 퍼지수를 원소로 갖는 행벡터와 행렬의 곱을 의미한다. 본 연구에서는 Leitch[6] 등이 제안한 사다리꼴 형태의 퍼지수에 적용되는 퍼지 곱셈 (⊗) 및 퍼지 덧셈 (⊕) 연산자를 도입한다.

$$(a, b, \tau, \beta) \otimes (c, d, \gamma, \delta) = \begin{cases} (ac, bd, ay + c\tau - \tau\gamma, b\delta + d\beta + \beta\delta) & m > 0, n > 0 \\ (ad, bc, d\tau - a\delta + \tau\delta, -b\gamma + c\beta - \beta\gamma) & m < 0, n > 0 \\ (bc, ad, b\gamma - c\beta + \beta\gamma, -d\tau + a\delta - \tau\delta) & m > 0, n < 0 \\ (bd, ac, -b\delta - d\beta - \beta\delta, -a\gamma - c\tau + \tau\gamma) & m < 0, n < 0 \end{cases} \quad (9)$$

$$(a, b, \tau, \beta) \oplus (c, d, \gamma, \delta) = (a+c, b+d, \tau+\gamma, \beta+\delta) \quad (10)$$

위의 식을 이용한다면 TAM recall에 의해 얻어지는 예측패턴 P(k+1)의 i 번째 상태변수, p_i(k+1)은 다음과 같다.

$$p_i(k+1) = (p_i(k) \otimes \mu_{i1}) \oplus (p_i(k) \otimes \mu_{i2}) \oplus \dots \oplus (p_i(k) \otimes \mu_{in}) \quad (11)$$

3.4 변형된 TAM recall에 의한 고장 진단 알고리즘

본 연구에서는 진단알고리즘으로 가설/검증 기법을 채택한다. 앞서의 "확장된 고장 FCM 모델"에 의한 TAM recall에서는 고장의 원인을 가정하였으나 실제의 경우에는 고장원인의 가정이 쉽지 않다. 따라서 이 경우에는 현재 관측된 데이터에 근거하여 "고장 FCM 모델-베이스"내에 존재하는 모든 "확장된 고장 FCM 모델"들에 대해 TAM recall을 각기 수행하여 각 고장모델로부터의 예측 패턴들을 구하는 과정이 필요하다. 따라서 고장의 진단은 이들 각각의 예측패턴들과 실제 관측패턴과의 비교를 통하여 가장 잘 근접된 예측패턴을 발생시킨 고장 FCM 모델을 찾아냄으로써 수행될 수 있다. 본 연구에서는 예측된 패턴과 관측패턴과의 비교를 위해 Zadeh에 의해 제안된 두 퍼지집합간의 유사도를 나타내는 적합도(compatibility) 개념을 도입하고자 한다. 두 퍼지수 A, B 간의 적합도, τ는 다음과 같이 정의된다.

$$\mu_\tau(u) = \lim_{x \rightarrow \mu_A(x)} \mu_B(x), \quad \forall u \in [0, 1] \quad (12)$$

만일 기준 퍼지수 μ_B가 b에서 최대값(μ_B(b))을 갖는다면 μ_τ는 μ_A(b)로 표현되는 하나의 최대값을 갖으며 이를 적합도의 대표값으로 간주한다면 결국 퍼지수 B에 대한 A의 적합도는 μ_A(b)로 표현할 수 있다. 따라서 상태변수 x_i가 고장의 원인이라고 가정된 상태에서 얻어지는 예측 시퀀스들(기준 퍼지수)에 대한 관측패턴의 적합도는 매 스텝마다 다음과 같이 계산될 수 있다.

$$\mu_{x_i}(k) = \min[w_1(m_1), w_2(m_2), \dots, w_N(m_N)] \quad (13)$$

여기서 w_i는 i 번째의 관측변수를 나타내며 m_i는 k 스텝에서의 기준 퍼지수(예측값 p_i(k))의 평균값을 의미한다. 결국, 식(13)은 각 스텝에서의 TAM recall시 사용된 "확장된 고장 FCM 모델"에 대한 적합도를 나타내며 이를 이용한다면 해당된 고장모델에 대한 총체적 적합도를 아래와 같이 얻을 수 있다.

$$Confidence\ deg\ rec = \min[\mu_{i1}(1), \mu_{i1}(2), \dots, \mu_{i1}(K)] \quad (14)$$

최종적으로 고장의 원인은 각 "확장된 고장 FCM 모델"에 대한 적합도들 중 최대값을 갖는 것으로 판정한다.

4. 적용 예

제안된 진단기법의 유용성을 확인하기 위하여 그림 2와 같은 탱크-파이프라인 시스템을 고려하기로 한다.

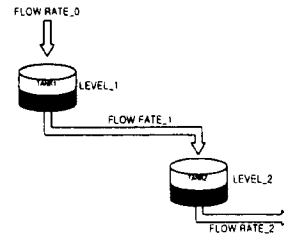


그림 2 탱크-파이프라인 시스템

Fig. 2 Tank-pipe line system

위의 시스템의 경우, 발생할 수 있는 고장으로는 연결 파이프의 막힘에 의한 유량의 감소나 탱크의 파손에 의한 수위의 감소 등을 고려할 수 있다.

위의 계통에 대한 FCM은 간략화된 수학적 모델 또는 직관에 의해 다음과 같이 구할 수 있다.

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

- "확장된 고장 FCM 모델"에 근거한 고장진단

계통에 대한 FCM, E 및 W로부터 "고장 FCM 모델"의 습득과정을 통해 다음과 같이 F₁ 감소에 대한 "고장 FCM 모델"을 얻을 수 있다.

$$FCM_{F_1(-)} = \begin{matrix} & F_0 & L_1 & F_1 & L_2 & F_2 \\ \begin{matrix} F_0 \\ L_1 \\ F_1 \\ L_2 \\ F_2 \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

만일 위의 FCM_{F₁(-)}의 모든 요소를 사다리꼴 형태의 퍼지수로 대체한다면 다음과 같이 표현되는 "확장된 고장 FCM 모델(EFCM_{F₁(-)})"을 얻을 수 있다.

$$EFCM_{F_1(-)} = \begin{matrix} & F_0 & L_1 & F_1 & L_2 & F_2 \\ \begin{matrix} F_0 \\ L_1 \\ F_1 \\ L_2 \\ F_2 \end{matrix} & \begin{bmatrix} [0\ 0\ 0] & [0\ 0\ 0] & [0\ 0\ 0] & [0\ 0\ 0] & [0\ 0\ 0] \\ [0\ 0\ 0] & [0\ 0\ 0] & [0\ 0\ 0] & [0\ 0\ 0] & [0\ 0\ 0] \\ [0\ 0\ 0] & [0.1\ -1.9\ -1.3\ 0.1] & [0\ 0\ 0] & [0.1\ 1.1\ 1.9\ 0.1] & [0\ 0\ 0] \\ [0\ 0\ 0] & [0\ 0\ 0] & [0\ 0\ 0] & [0\ 0\ 0] & [0.1\ 0.52\ 0.54\ 0.1] \\ [0\ 0\ 0] & [0\ 0\ 0] & [0\ 0\ 0] & [0\ 0\ 0] & [0\ 0\ 0] \end{bmatrix} \end{matrix}$$

계통으로부터의 초기 관측벡터가 다음과 같다고 가정하면

$$W_0 = [[0\ 0\ 0\ 0][0\ 0\ 0\ 0][0.1\ -1\ -1\ 0.1][0\ 0\ 0\ 0][0\ 0\ 0\ 0]]$$

EFCM_{F₁(-)} 과 W₀로부터 다음과 같은 예측 패턴시퀀스를 얻을 수 있다.

$$\begin{matrix} & F_0 & L_1 & F_1 & L_2 & F_2 \\ W_0 & [[0\ 0\ 0\ 0] & [0\ 0\ 0\ 0] & [0.1\ -1\ -1\ 0.1] & [0\ 0\ 0\ 0] & [0\ 0\ 0\ 0] \\ PW_0 & [[0\ 0\ 0\ 0][0.1\ 1.3\ 1.9\ 0.1][0.1\ -1\ -1\ 0.1][0.3\ -1.9\ -1.8\ 0.2] & [0\ 0\ 0\ 0] \\ PW_1 & [[0\ 0\ 0\ 0][0.1\ 1.3\ 1.9\ 0.1][0.1\ -1\ -1\ 0.1][0.3\ -1.9\ -1.8\ 0.2][0.38\ -1.03\ -0.94\ 0.3] \\ PW_2 & [[0\ 0\ 0\ 0][0.1\ 1.3\ 1.9\ 0.1][0.1\ -1\ -1\ 0.1][0.3\ -1.9\ -1.8\ 0.2][0.38\ -1.03\ -0.94\ 0.3] \end{matrix}$$

계통에서 발생한 고장의 크기(F₁ 감소)가 각각 0.6, 0.5 일 경우 최종의 관측 패턴은 시물레이션을 통하여 다음과 같이 얻어지며

$$OW_{0.6} = [[0\ 0\ 0][0.11\ 5.10\ 1.1][0.1\ -1\ 0.1][0.1\ -1.870\ 1.1][0.1\ -1\ 0.1]]$$

$$OW_{0.5} = [[0\ 0\ 0][0.11\ 9.20\ 1.1][0.1\ -1\ 0.1][0.1\ -1.900\ 1.1][0.1\ -1\ 0.1]]$$

이들 각각의 관측패턴과 모든 "확장된 고장 FCM 모델" 간의 적합도를 구해 보면 다음과 같다.

	FCM _{F₀}	FCM _{L₁}	FCM _{F₁}	FCM _{L₂}	FCM _{F₂}
Compatibility _{0.6}	0	0	1	0	0
Compatibility _{0.5}	0	0	0.9	0	0

위의 패턴 매칭의 결과로부터 F₁ 감소의 크기가 각각 0.6, 0.5 일 때 FCM_{F₁(-)} 적합도는 1 및 0.9로서 고장크기의 변화에도 불구하고 고장의 원인을 정확히 판별할 수 있음을 알 수 있다.

5. 결론

본 연구에서는 기 제안된 FCM-기반 진단기법의 적용상의 한계를 극복하기 위해 "확장된 고장 FCM 모델"을 도입한 후, 이에 근거한 새로운 형태의 TAM recall 및 패턴 매칭기법을 제안하였다. 제안된 진단기법은 정량/정성적 정보들 모두 포함하는 형태로 정성적 진단기법이 공통적으로 갖는 낮은 진단결과를 크게 향상시킬 수 있으며, 실제의 비선형 계통의 경우 발생한 고장 크기의 변화시에도 보다 향상된 진단결과를 얻을 수 있음을 탱크-파이프라인 시스템에 적용하여 봄으로써 입증하였다.

참고문헌

- [1] B.Kosko, Neural Networks and Fuzzy Systems: A Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence, Prentice Hall, 1992
- [2] J.Shiozaki, H.Matsuyama, "An Improved Algorithm for Diagnosis of System Failure in Chemical Processes," Comput. Chem. Eng. Vol.9, 1985
- [3] L.Kee-Sang, K.Sung-Ho, M.Sakawa, "On-Line Fault Diagnosis by Using Fuzzy Cognitive Map," IEICE Trans. on Fundamentals, Vol.E-79-A, No.6, 1996
- [4] C.C.Chang, C.C.Yu, "On-Line Fault Diagnosis Using The Signed Directed Graph," I&EC Research, Vol.29, 1990
- [5] L.S.Sang-Yoon, K.Sung-Ho, L.Kee-Sang, J.Young-Hun, "확장된 퍼지인식법을 이용한 고장진단 시스템의 설계", 한국자동제어학술회의, 1997
- [6] P. P. Bonissone and K. S. Decker, "Selecting uncertainty calculi and granularity: An experiment in trading-off precision and complexity" in Uncertainty in Artificial Intelligence, 1986
- [6] R. R. Leitch, M. E. Wiegand, "Coping with complexity in physical system modeling" Artificial Intell. Commun. , vol.3, no.2