

확장된 퍼지인식맵을 이용한 고장진단 시스템의 설계

Design of Fault Diagnostic System by Using Extended Fuzzy Cognitive Map

이 쌍윤, 김성호*, 이기상**, 주영훈*

* 군산대학교 제어계측공학과(Tel : +82-654-469-4704; E-mail : shkim@ks.kunsan.ac.kr)

** 단국대학교 전기공학과(Tel : +82-2-709-2575; E-mail : keesang@soback.kornet.nm.kr)

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. However, the previously proposed scheme has the problem of lower diagnostic resolution. In order to improve the diagnostic resolution, a new diagnostic scheme based on extended FCM which incorporates the concept of fuzzy number into FCM is developed in this paper. Furthermore, an enhanced TAM(Temporal Associative Memory) recall procedure and pattern matching scheme are also proposed.

Keywords Extended Fuzzy Cognitive Map, On-Line Fault Diagnosis, Temporal Associative Memory, Fuzzy Number

1. 서론

퍼지인식맵(Fuzzy Cognitive Map:FCM)은 궤환경로를 포함한 퍼지 유향부호그래프(Fuzzy Signed Directed Graph)로서 불확실한 인과관계에 대한 전문가의 지식을 습득, 표현 및 추론하기 위한 수단으로 Kosko에 의해 제안되었다[1]. FCM은 기존의 지식 표현 방법과는 달리 여러 전문가로부터의 지식들을 쉽게 결합시킬 수 있다는 점과 FCM의 행렬표현인 연결행렬(Connection Matrix)에 의한 연상기억 및 인과 관계 추론이 가능하다는 특징을 갖는다.

본인 등은 FCM이 유향 부호 그래프(Signed Directed Graph: SDG)의 일반화된 표현이라는 점에 착안하여 Shiozaki[2] 등에 의해 제안된 SDG-기반 진단 알고리즘(전향, 후향 탐색알고리즘)을 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 탐색속도면에서 우수하며 또한 FCM 만의 고유의 특성, 즉 연상기억능력(Temporal Associative Memory:TAM)능력으로 인해 발생된 고장의 전파경향을 예측함과 동시에 예측값과 실제 계통으로부터의 관측값 간의 실시간 패턴 매칭을 통하여 초기고장(incipient fault)의 검출 및 진단에 유용하게 사용될 수 있다.

그러나 제안된 FCM-기반 진단기법 역시 정성적 모델(계통 상태변수의 증감) 등에 근거한 것이기 때문에 정확한 수학적 모델에 근거한 정량적 기법에 비해 낮은 진단결과를 갖는다. 이의 주된 원인은 진단시 정성적 모델 및 정성적 데이터(정상 상태로 부터의 증가 또는 감소)만을 고려함에 기인하며 따라서 정성적 기법에서의 이러한 문제점을 해결하고자 하는 많은 연구가 있어 왔다. Shiozaki 등은 Iri가 제안한 SDG-기반 진단기법의 진단성능의 향상을 위해 3개의 관측패턴(-1(감소),0(정상),1(증가))을 5개(-1, -, 0, +1, +2)로 확장함으로써 진단성능의 향상을 도모하였으며, Chang 등은 기존의 SDG-기반 진단기법에서 간과되어

있던 정량적 데이터를 정성적 모델에서도 사용이 가능하도록 하기 위해 각 상태간의 전달이득에 퍼지소속함수를 도입함으로써 이 문제를 해결하고자 하였다[4]. 그러나 문제해결을 위한 지급까지의 연구들은 주로 고장트리기법에 대한 고찰이었기 때문에, 고장진파 후의 관측 데이터가 얻어진 후에야만 고장의 진단이 가능하다는 적용상의 한계를 갖는다. 이는 기존 대부분의 연구들이 초기고장의 검출 및 진단에는 구조적으로 적합하지 않다는 것을 의미한다.

이에 반해 기 제안된 FCM-기반 진단기법은 FCM 고유의 특성(연상기억능력) 즉, 현재 관측된 고장양상에 근거해 미래의 값을 예측할 수 있다는 점 때문에 초기고장의 검출 및 진단시에 효과적으로 도입될 수 있다는 장점을 갖는다. 그러나 FCM-기반 진단기법 역시 정성적 모델에 근거한 것이기 때문에 정성적 기법들이 갖는 문제점을 그대로 갖게 된다. 따라서 본 연구에서는 FCM-기반 진단기법이 갖는 초기고장의 검출 및 진단의 장점을 그대로 갖고면서도 낮은 진단결과를 향상시킬 수 있는 확장된 FCM-기반 진단기법을 제안하는데 본 연구의 목적을 둔다.

2. 기 제안된 FCM-기반 진단 알고리즘

본 연구에서 제안될 확장된 FCM-기반 진단알고리즘의 출발점은 FCM으로 표현되는 "고장 FCM 모델"이다. 이 고장 모델의 자세한 획득과정은 본인 등의 논문[3]에서 얻을 수 있으며 이를 간단히 살펴보면 다음과 같다.

2.1 FCM을 이용한 기본 고장진단 알고리즘

기 제안된 FCM-기반 진단기법은 계통으로부터의 관측패턴과 계통에 대한 FCM을 이용하여 계통에 발생된 고장의 원인을 식별하는 것으로 Shiozaki의 SDG에 근거한 진단 알고리즘을 FCM의 관점에서 재구성한 것이다.

2.1.1 전처리부

진단의 첫단계는 관측패턴의 생성이다. 관측패턴벡터, W 내의

요소 w_i 는 $\{-1,0,1\}$ 중의 한 값을 갖는다. w_i 의 결정을 위해 프로세스의 상태가 정상동작대역(Normal Operating Band:NOB)에서 벗어난 정도를 나타내는 편기지표를 다음과 같이 정의한다.

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

정상 동작시 DI_i 는 -1과 1사이의 값을 갖는다. 실제 진단시 사용되는 고장 패턴벡터의 각 요소 w_i 는 다음의 임계치 검사에 의해 결정된다.

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

2.1.2 기본 FCM-기반 진단 알고리즘

계통에 대한 FCM 행렬, E 및 고장의 전과가 완료된 후의 관측벡터 W가 주어진다면 진단 알고리즘은 다음과 같다.

Step 1. CR 매트릭스의 계산

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

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

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; }
```

2.2 TAM Recall 기능을 이용한 실시간 고장진단 시스템

FCM-기반 진단기법은 기존의 SDG-기반 진단기법에서는 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 전과가 완료된 후의 관측 벡터를 이용한 전향 또는 후향 탐색을 근본으로 하기 때문에 이들 진단 시스템의 실시간 적용이 쉽지 않다는 점에 비추어 볼때 FCM-기반 진단기법은 실시간 고장진단이 가능하게 된다.

2.2.1 고장 FCM 모델의 구축

"고장 FCM 모델"의 습득은 계통에 대한 FCM과 고장의 전과가 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 TAM recall시의 사용을 위해 "고장 모델-베이스"에 저장된다.

2.2.2 TAM recall 및 순시 패턴매칭에 의한 고장진단

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

$$PW(k+1) = PW(k) \cdot FCM_{fault} + W_0 \quad (5)$$

TAM recall의 반복시행은 $PW(k+1) = PW(k)$ 일 때 정지되며 이는 k 스텝에서 고장의 전과가 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. 확장된 FCM-기반 진단 알고리즘

3.1 퍼지수의 "고장 FCM 모델"에의 도입

제안된 FCM-기반 진단기법 역시 정성적 모델에 근거한 것이기 때문에 정확한 수학적 모델에 근거한 정량적 기법에 비해 낮은 진단결과를 갖는다. 이를 해결하기 위해서는 "고장 FCM 모델"에 정량적 데이터의 도입이 요구된다. 이를 위해 본 연구에서는 "고장 FCM 모델"의 요소가 단지 정(부)의 영향만을 표현하는데 그치지 않고 실제 프로세스로부터의 정량적 데이터의 취급도 가능하도록 두 상태변수간의 전달이득을 고려한 "확장된 고장 FCM 모델"을 제안한다.

3.2 연결요소로 퍼지수를 갖는 확장된 고장 FCM 모델

"고장 FCM 모델"이 주어진 경우, 임의의 연결요소와 관련된 두 상태변수 A, B를 고려하기로 하자. 만일 연결요소가 "-1"의 값을 갖는 경우, 이를 나타내면 그림1(a)와 같다. 연결요소 "-1"의 물리적 의미는 상태변수 A의 증가(감소)는 B의 증가(감소)를 의미한다. 만일 연결요소의 값으로 두 상태간의 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 "확장된 고장 FCM 모델"을 고려할 수 있다. 전달이득을 퍼지수로 표현하는 방법에는 여러 가지가 있으나 본 연구에서는 Dubois 등이 제안한 다음과 같은 L-R 형태의 퍼지수를 고려하기로 한다[5].

$$M = (m, \alpha, \beta) \quad (6)$$

여기서 m은 퍼지수의 평균값을 나타내며, α, β 는 각각 left spread 및 right spread를 나타낸다. 퍼지수 M에 대한 멤버십 함수는 다음과 같이 표현된다.

$$\mu_M(x) = \begin{cases} \max(0, 1 - (m-x)/\alpha) & \text{for } x \leq m \\ \max(0, 1 - (x-m)/\beta) & \text{for } x \geq m \end{cases} \quad (7)$$

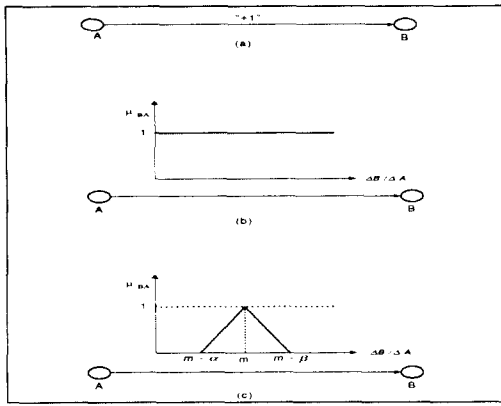


그림 1. 고장 FCM 모델의 그래프표현(a), 유항가지에 전달이득을 갖는 고장 FCM 모델의 표현(b), 유항가지에 퍼지수를 도입한 고장 FCM 모델의 표현

Fig. 1 Graph representation of Fault FCM Model (a), graph representation of Fault FCM Model with gain in directed branch(b) and Fault FCM model having fuzzy number as its element (c)

“고장 FCM 모델”의 모든 연결요소를 L-R type의 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 recall은 현재의 관측 데이터(L-R type의 퍼지수)를 이용하여 앞으로 발생하게 될 고장의 전과상태를 예측하는 과정으로 다음과 같이 표현된다.

$$P(k+1) = P(k) \star FCM_{x_i} \quad (8)$$

여기서 $P(k)$ 는 L-R 형태의 퍼지수로 표현되는 상태변수를 원소로 갖는 행벡터이다. 또한 FCM_{x_i} 는 현재의 관측 데이터가 상태변수 x_i 의 고장으로부터 얻어진다는 가정하에서 “고장모델-베이스”로부터 선택되는 “확장된 고장 FCM 모델”이다. 식(8)의 연산자 \star 는 퍼지수를 원소로 갖는 행벡터와 행렬의 곱을 의미한다. 본 연구에서는 Dubois 등이 제안한 L-R 형태의 퍼지수에 적용되는 퍼지 곱셈(\odot) 및 퍼지 덧셈(\oplus) 연산자를 도입한다.

$$(l, a, \beta) \odot (m, \gamma, \delta) = \begin{cases} (lm, l\gamma + ma, l\delta + m\beta) & \text{for } L, M > 0 \\ (lm, ma - l\delta, m\beta - l\gamma) & \text{for } L < 0, M > 0 \\ (lm, -ma - l\delta, -ma - l\gamma) & \text{for } L, M < 0 \end{cases} \quad (9)$$

$$(l, a, \beta) \oplus (m, \gamma, \delta) = (l + m, a + \gamma, \beta + \delta) \quad (10)$$

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

$$p_i(k+1) = (p_1(k) \odot \mu_{i1}) \oplus (p_2(k) \odot \mu_{i2}) \oplus \dots \oplus (p_N(k) \odot \mu_{iN}) \quad (11)$$

3.4 예측패턴과 관측패턴과의 패턴매칭에 의한 진단 알고리즘

본 연구에서의 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

“고장모델-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 “확장된 고장 FCM 모델”을 찾아냄으로써 수행될 수 있다.

본 연구에서는 예측된 패턴과 관측패턴간의 비교를 위해 Zadeh에 의해 제안된 두 퍼지집합간의 유사도를 나타내는 적합도(compatibility) 개념을 도입하고자 한다. 두 퍼지수, A, B 간의 적합도, τ 는 다음과 같이 정의된다.

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

만일 기준 퍼지수 μ_B 가 b 에서 최대값($\mu_B(b)$)을 갖는다면 μ_τ 는 $\mu_A(b)$ 로 표현되는 하나의 최대값을 갖으며 이를 적합도의 대표값으로 간주한다면 결국 퍼지수 B 에 대한 A 의 적합도는 $\mu_A(b)$ 로 표현할 수 있다. 따라서 상태변수 x_i 가 고장의 원인이라고 가정된 상태에서 얻어지는 예측 시퀀스들(기준 퍼지수)에 대한 관측패턴의 적합도는 매 스텝마다 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_i 는 i 번째의 관측변수를 나타내며 m_i 는 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 고장 모델에 대한 총체적 적합도를 아래와 같이 얻을 수 있다.

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

최종적으로 고장의 원인은 각 “확장된 고장 FCM 모델”에 대한 적합도들 중 최대값을 갖는 것으로 판정하며 이상의 과정을 신호흐름선도로 나타내면 그림 2와 같다.

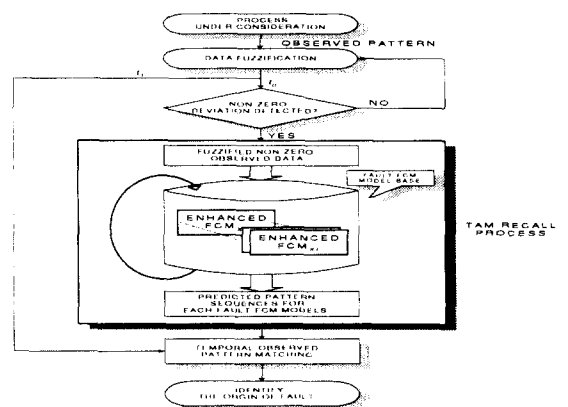


그림 2 확장된 고장 FCM 모델에 의한 진단알고리즘
Fig.2 Fault diagnostic algorithm based on extended Fault FCM models

4. 적용예

제안된 진단기법의 유용성을 확인하기 위하여 그림 3과 같은

탱크-파이프라인 시스템을 고려하기로 한다.

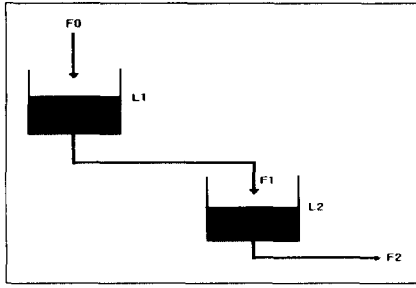


그림 3 탱크-파이프라인 시스템

Fig. 3 Tank-pipe line system

위의 시스템의 경우, 발생할 수 있는 고장으로서는 연결 파이프의 막힘에 의한 유량의 감소나 탱크의 파손에 의한 수위의 감소등을 고려할 수 있다. 즉, 유량변화 F_0, F_1, F_2 및 수위변화 L_1, L_2 등이 고장의 원인이 될 수 있다. 본 절에서는 기 제안된 FCM-기반 진단 알고리즘과 본 연구에서 제안된 "확장된 고장 FCM 모델"에 근거한 진단 기법의 차이점에 대해 고찰하고자 한다.

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

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

(1) 기 제안된 FCM-기반 진단 알고리즘

기 제안된 기법에서는 프로세스의 상태를 단순히 $\{-1, 0, +1\}$ 만을 사용하여 나타낸다. 따라서 파이프 막힘(F_1 의 감소)의 고장이 발생한 경우의 초기 상태벡터는 다음과 같이 정성적으로 표현할 수 있다.

$$W_0 = \begin{bmatrix} F_0 & L_1 & F_1 & L_2 & F_2 \\ 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

위의 초기 상태벡터는 전형적인 TAM recall 과정[3]에 의해 다음과 같은 예측 패턴시퀀스를 발생하게 된다.

$$\begin{matrix} W_0 & = & [0 & 0 & -1 & 0 & 0] \\ PW_1 & = & [0 & 1 & -1 & -1 & 0] \\ PW_2 & = & [0 & 1 & -1 & -1 & -1] \\ PW_3 & = & [0 & 1 & -1 & -1 & -1] \\ & \vdots & & & & \end{matrix}$$

위의 예측 패턴시퀀스로부터 전과가 종료된 후의 상태벡터는 다음과 같음을 알 수 있다.

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

(2) "확장된 고장 FCM 모델"에 근거한 고장진단 기법

계통에 대한 FCM, E 및 W로부터 "고장 FCM 모델"의 습득 과정을 통해 다음과 같이 F_1 감소에 대한 "고장 FCM 모델"을 얻을 수 있다.

$$FCM_{F1(-)} = \begin{matrix} & F_0 & L_1 & F_1 & L_2 & F_2 \\ F_0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ L_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ F_1 & 0 & -1 & 0 & 1 & 0 \\ L_2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ F_2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix}$$

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

$$EFCM_{F1(-)} =$$

$$\begin{matrix} & F_0 & L_1 & F_1 & L_2 & F_2 \\ F_0 & [0.0, 0.0] & [0.0, 0.0] & [0.0, 0.5] & [0.0, 0.0] & [0.0, 0.0] \\ L_1 & [0.0, 0.0] & [0.0, 0.0] & [0.0, 0.0] & [0.0, 0.0] & [0.0, 0.0] \\ F_1 & [0.0, 0.0] & [0.0, 0.0] & [0.0, 0.0] & [0.0, 0.0] & [0.0, 0.0] \\ L_2 & [0.0, 0.0] & [0.0, 0.0] & [0.0, 0.0] & [0.0, 0.0] & [0.0, 0.0] \\ F_2 & [0.0, 0.0] & [0.0, 0.0] & [0.0, 0.0] & [0.0, 0.0] & [0.0, 0.0] \end{matrix}$$

앞서의 경우와 같이 계통으로부터의 초기 상태벡터가 다음과 같다면

$$W_0 = \begin{bmatrix} F_0 & L_1 & F_1 & L_2 & F_2 \\ [0.1, 0.0, 0.1] & [0.1, 0.0, 0.1] & [0.1, -1.0, 0.1] & [0.1, 0.0, 0.1] & [0.1, 0.0, 0.1] \end{bmatrix}$$

$EFCM_{F1(-)}$ 과 W_0 을 식(8)의 TAM recall 에 적용하면 다음과 같은 예측 패턴벡터 시퀀스를 얻게 된다.

$$\begin{matrix} W_0 & = & [[0.1, 0.0, 0.1] & [0.1, 0.0, 0.1] & [0.1, -1.0, 0.1] & [0.1, 0.0, 0.1] & [0.1, 0.0, 0.1]] \\ W_1 & = & [[0.1, 0.0, 0.1] & [0.1, 12.6, 1.3] & [0.1, -1.0, 0.4] & [3.1, -15.6, 1.6] & [0.3, -1.0, 0.1]] \\ W_2 & = & [[0.1, 0.0, 0.1] & [0.1, 12.6, 1.3] & [0.1, -1.0, 0.4] & [3.1, -15.6, 1.6] & [0.3, -1.0, 0.1]] \end{matrix}$$

위의 예측 패턴시퀀스로부터 알 수 있듯이 초기 관측벡터, W_0 (파이프의 막힘으로 인한 유량센서 F_1 의 감소)는 예측 패턴 벡터 W_1 로부터 알 수 있듯이 레벨 센서 L_1 의 증가, L_2 의 감소를 초래하며, 최종적으로는 W_2 에서와 같이 레벨 센서 L_1 의 증가, L_2 의 감소 및 유량센서 F_2 감소를 나타낸다. 이러한 예측 패턴시퀀스는 기 제안된 진단기법에 의해 구해진 예측 패턴시퀀스와 동일하며 동시에 고장 진과의 크기까지도 정량적으로 취급할 수 있게 된다. 이러한 정량적 데이터의 처리가 가능해짐에 따라 기 제안된 FCM-기반 진단기법 및 대부분의 정성적 진단기법이 갖는 공통의 문제점인 진단 결과의 신뢰성을 보다 향상시킬 수 있게 된다.

5. 결론

본 연구에서는 기 제안된 FCM-기반 진단기법의 적용상의 한계를 극복하기 위해 "고장 FCM 모델"에 퍼지수를 도입한 "확장된 고장 FCM 모델" 개념을 도입한 후, 이에 근거한 새로운 형태의 TAM recall 및 패턴 매칭기법을 제안하였다. 제안된 진단기법은 정량/정성적 정보를 모두 포함하는 형태로 정성적 진단기법이 공통적으로 갖는 낮은 진단결과를 크게 향상시킬 수 있었다. 또한 탱크-파이프라인 시스템에 적용하여 봄으로써 제안된 진단기법의 실제적인 유용성 확인을 확인하였다.

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, N.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] D.Dubois, H.Prade, Fuzzy Sets and Systems : Theory and Applications, Academic Press, 1990