

# 계층화된 퍼지인식도를 이용한 추론 시뮬레이션에 관한 연구

## A Levelized FCM Approach to Inference Simulation

이건창

성균관대학교 경영학부 교수  
(전화)760-0505, (팩스) 745-4566  
leeke@yurim.skku.ac.kr

조형래

정상대학교 산업공학과 교수

### 요약 (Abstract)

FCM은 비구조적인 (unstructured) 문제영역에서 주어진 문제에 대한 효과적인 추론시 적용될 수 있는 매우 유용한 추론도구이다. 그러나, FCM에 사이클이 존재하면 추론효과가 크게 감소한다. 본 논문에서는 사이클이 있는 FCM을 이용하여 의사결정의 질을 높일 수 있는 추론방법을 제시한다. 이를 위하여 FCM내에 존재하는 사이클을 확인하고 해소하는 알고리즘을 제시한다. 아울러 사이클이 제거된 FCM의 추론의 질을 저하시키는 문제중의 하나인 동기화 문제 (synchronization problem)를 설명하고, 이를 해결하기 위한 방안으로서 FCM 계층화 (levelization) 알고리즘을 제시한다.

### 1. 서론

퍼지인식도(Fuzzy Cognitive Map; 이하 FCM이라 약함)는 그 특성상 주어진 문제영역과 관계된 관련요인들간의 인과관계 (causal relationship)를 표현하는데 매우 유용하다 (Lee 1993; Lee & Kim 1998; Taber 1991). 설명의 편의를 위하여 <그림 1 (a)>에 나타난 예제 FCM을 보자. 이는 Los Angeles Times(1982)에 수록된 Henry Kissinger의 중동평화정책에 관한 논문을 바탕으로 작성된 FCM(Kosko, 1986)을 사이클이 존재하는 형태로 변경시킨 것으로서 호의 값이 1 또는 -1인 간략한 형태를 띠고 있다. <그림 1 (a)>을 보면 FCM을 구성하는 노드들은 다음과 같이 세가지 종류로 나눌수 있음을 알 수 있다:

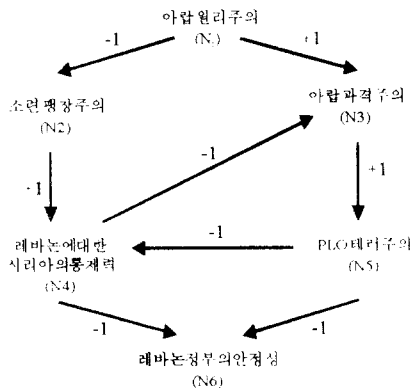
- ①입력노드 : 들어오는 호는 없이 나가는 호만 있는 노드로서 주로 최종 관심의 대상이 되며 의사결정에 직접적인 영향을 미치는 사실을 나타낸다.
- ②출력 노드 : 들어오는 호만 있고 나가는 호는 없는 노드로서 주로 최종 관심의 대상이 되며 의사결정에 직접적인 영향을 미치는 사실을 나타낸다.
- ③중간노드 : 들어오는 호 및 나가는 호가 동시에 존재하는 노드로서 입력노드와 출력노드를 연결하는 매개체 역할을 한다.

본 논문에서는 이같이 입력노드 및 출력 노드가 각각 하나 이상 존재하는 경우만을 대상으로 한다. 또한 <그림 1 (b)>는 <그림 1 (a)>에 나타난 FCM을 행렬형태로 나타낸 것으로서, 이를 인과관계 행렬이라 부른다. 이는 FCM에 의한 시뮬

레이션시 추론형태에 적합하며, 2장에서 설명할 사이클 확인 및 해소 알고리즘을 개발할 때에 필요한 연관행렬 (adjacency matrix)을 유도하는데에 사용된다.

원래 FCM은 주로 정치 또는 사회과학 분야에서 주어진 환경을 구성하는 요소들간의 인과관계에 관한 지식을 표현하기 위해 개발되었다 (Axelrod, 1976). FCM의 구성요소인 노드 (node)는 주어진 환경을 구성하는 요소(사실, 개념 또는 변수)로 표현되며 각 노드에 대한 확신도 (Certainty factor)는 구간 [-1, 1] 사이의 숫자로 표현된다. 즉 확신도가 1에 가까워 질수록 해당 노드가 나타내는 사실에 대한 강한 긍정을 의미하며, -1에 가까워 질수록 강한 부정을 의미하게 된다. 노드간의 퍼지인과관계는 멤버십이 부여된 호(arc)로 표현된다. 원인노드  $N_i$  와 결과노드

$N_j$ 를 연결하는 호에 부여된 멤버십  $e_{ij}$ 는 구간 [-1, 1] 사이의 값을 가지며 두 노드 사이의 인과관계의 정도를 나타낸다.  $e_{ij} = 0$  은 두 노드 사이에 아무런 인과관계가 없음을 나타내고,  $e_{ij} > 0$  은 양의 인과관계를 나타낸다. 즉 노드  $N_i$ 에 대한 확신도가 증가(감소)함에 따라 노드  $N_j$ 의 확신도도 같이 증가(감소)하게 된다. 반면에  $e_{ij} < 0$  은 음의 인과관계를 나타낸다. 즉 노드  $N_i$ 의 확신도가 증가(감소)함에 따라 노드  $N_j$ 의 확신도는 반대로 감소(증가)하게 되는 것이다. 이렇게 각 노드에 대한 확신도 및 퍼지관계에 대한 멤버십을 나타내는  $e_{ij}$ 의 값이 구간 [-1, 1] 사이의 값을 가짐에 따라 기존의 퍼지근사추론 기법 (Zadeh, 1979, 1983)에 비해 지식에 대한 표현력 및 추론력이 훨씬 뛰어나다(Lee & Kim 1997). 이러한 특성을 갖는 FCM을 이용하면 해당 문제영역과 관련된 개념 또는 요인들간의 인과관계 지식을 유도할 수 있고 (Lee & Kim 1997; Lee 1993), 또한 여러 전문가들의 의견을 서로 상충됨이 없이 결합하여 관련 문제영역에 대한 유용한 인과관계 지식베이스 (causal knowledge base)를 구축할 수가 있다 (Lee 1993).



(a) 중동지역의 국제 역학관계에 관한 FCM

$$E = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{matrix} N_1 \\ N_2 \\ N_3 \\ N_4 \\ N_5 \\ N_6 \end{matrix}$$

(b) 인과관계 행렬

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{matrix} N_1 \\ N_2 \\ N_3 \\ N_4 \\ N_5 \\ N_6 \end{matrix}$$

(c) 연관행렬

<그림 1> 예제 FCM과 인과관계 행렬, 연관행렬

이같이 FCM을 의사결정에 활용하고자 하는 사례는 문헌에서 많이 찾아볼 수가 있다 (Axelrod 1976; Eden et al. 1979; Montazemi & Conrath 1986; Styblinski & Meyer 1988; Zhang & Chen 1988; Gotoh 1989; Taber 1991; Lee 1993; Lee & Kim 1998). 이들 연구중에서 Kim & Lee (1995)의 연구에서는 FCM내의 퍼지인과관계를 보다 엄밀하게 수학적으로 정의를 내리므로써 FCM을 이용한 시뮬레이션을 위한 새로운 추론원칙을 제시하였다. 그러나, 해당 연구에서도 여전히 FCM내의 사이클 문제와 그에 따른 계층화 문제는 여전히 미해결 과제로 남겨두었다. 따라서, 본 연구에서는

- 1) 사이클이 있는 FCM의 문제점을 해결하는 알고리즘을 제시하고,
- 2) 사이클이 제거된 FCM을 이용한 효과적인 시뮬레이션 추론을 위한 계층화 알고리즘을 제시하므로써 FCM에 의한 시뮬레이션시 추론효과를 향상시키는 방법을 제시한다. 본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2절에서는 동기화 문제를 해결하기

위한 계층화 알고리즘을 제시하고, 3절에서는 이를 이용한 추론과정과 예를 제시한다. 4절에서는 결론 및 향후연구방향을 제시한다.

## 2. FCM의 계층화 알고리즘

우선,  $I(N_i)$  및  $O(N_i)$ 를 각각 노드  $N_i$ 의 입력값 및 출력값이라고 하고,  $N_j^i, j=1, \dots, n_i$ 를 노드  $N_i$ 에 영향을 미치는 원인노드라 하자. 그러면  $I(N_i)$ 는 다음과 같이 노드  $N_i$ 에 영향을 미치는 원인노드들의 출력값의 가중합으로 구해진다.

$$I(N_i) = \sum_{j=1}^{n_i} e_{ji} \cdot O(N_j^i) \quad (\text{식 1})$$

여기서  $e_{ji}$ : 퍼지인과관계  $N_j^i \rightarrow N_i$ 의 멤버십 값,  $O(N_j^i)$ : 노드  $N_j^i$ 의 출력값(확신도).

(식 1)에 의해 노드  $N_i$ 의 입력값  $I(N_i)$ 가 정해지면 노드  $N_i$ 의 확신도를 나타내는 출력값  $O(N_i)$ 는 다음과 같이 계산된다.

$$O(N_i) = I(N_i)$$

예를 들어 <그림 1>에서 노드  $N_2$  및  $N_5$ 의 출력값(확신도)이 각각 0.5와 1이라면 노드  $N_4$ 에 대한 입력값은  $1 \times 0.5 + (-1) \times 1 = -0.5$ 가 되고 출력값도 그대로 -0.5가 된다. 본 연구의 경우 출력값 계산시 hyperbolic tangent 함수에 의해 계산되는 것으로 가정한다.

$$O(N_i) = \tanh [I(N_i)] \quad (\text{식 2})$$

본 연구에서 기존의 FCM추론과 관련된 연구에서(Axelrod 1976; Kosko 1986,1992; Taber 1991) 흔히 채택하듯이 각 노드가 받아들인 입력값을 그대로 출력하지 않고, 이같이 hyperbolic tangent 함수를 이용하고자 하는 이유는 다음과 같다.

- 1) 각 노드의 출력값은 바로 우리가 구하고자 하는 각 노드에 대한 확신도를 의미한다. 앞서 언급하였듯이 확신도는  $[-1, 1]$  사이의 값을 가지며 hyperbolic tangent 함수는 출력값을 이 범위내로 한정시켜 준다.
- 2) 원인노드로 부터의 입력값이 0인 경우, 즉 원인에 대한 아무런 정보가 없을 때 출력값도 0이 되며, 또한 0을 중심으로 좌우대칭이다.
- 3) FCM에 의해 표현되는 문제영역은 대부분 불확실성을 내포하고 있다.

FCM의 계층화란 주어진 FCM을 계층적인 형태로 재구성하는 것이다. 계층화된 FCM을 사용하면 다음과 같은 장점이 있다.

- 1) 주어진 FCM을 보다 체계적으로 나타내 보임으로써 문제영역에 대한 이해도를 높이고 잘못된 부분이나 누락된 부분의 발견을 용이하게 한다.
- 2) 추론시 각 노드의 출력값을 계산하는 시점여부, 즉 입력값이 동기화 되었는가에 대한 판단을

용이하게 한다.

3) 계층화된 FCM은 계층 r에 속하는 노드의 출력값 계산은 계층 r-1이하에 속하는 모든 노드의 출력값이 계산(동기화)된 이후에 가능하다는 것을 보여준다.

이같은 장점 때문에 계층화된 FCM을 이용하면, 주어진 입력노드의 값을 바탕으로 낮은 계층에 속하는 노드의 출력값부터 차례로 계산해 나갈수가 있고, 따라서 앞절에서 언급한 동기화 문제를 쉽게 해결할 수 있다. 우선 FCM을 계층화하기 위하여 필요한 정의를 제시하면 다음과 같다.

[정의 1]  $L(N_i)$  를 노드  $N_i$ 의 계층이라 하자. 그러면  $L(N_i)$ 는 다음과 같이 정의된다.

- ①  $N_i$  가 입력노드일 경우 :  $L(N_i) = 0$ .
- ②  $N_i$  가 입력노드가 아닐 경우 :

$$L(N_i) = \text{MAX}_{j=1}^{n_i} L(N_j) + 1,$$

여기서  $N_j, j=1, \dots, n_i$  는 노드  $N_i$ 에 영향을 미치는 원인노드들 ■

계층에 대한 정의를 바탕으로 주어진 FCM의 각 노드가 속하는 계층을 구하기 위한 알고리즘을 제시하기 위해서는 다음의 추가적인 정의가 필요하다.

[정의 2] 동기(Synchronization)벡터 : 주어진 FCM에 나타난 노드들의 수가 n인 경우 r차  $1 \times n$  동기벡터  $S^r, r = 0, 1, 2, \dots$  은 다음과 같이 정의된다.

$$S^0 : S_i^0 = \begin{cases} 1, & N_i \text{ 가 입력노드인 경우} \\ 0, & N_i \text{ 가 입력노드가 아닌 경우} \end{cases} \quad (i = 1, \dots, n)$$

$$S^r = \text{Th}(S^{r-1} \cdot A) + S^{r-1}, \quad r \geq 1.$$

위식에서 연산자 Th()의 기능은 다음과 같다.  $B = S^{r-1} \cdot A$  라 하고,  $C = \text{Th}(B)$ 라 하자. 그러면  $1 \times n$  벡터 C는 다음과 같이 정의된다

$$C_i = \begin{cases} 1, & B_i = F^i(N_i) \text{ 인 경우} \\ 0, & B_i < F^i(N_i) \text{ 인 경우} \end{cases} \quad (i = 1, \dots, n) \quad \blacksquare$$

$N_j, j=1, \dots, n_i$  를 노드  $N_i$ 에 대한 원인노드라 할 때,  $S^r, r = 1, 2, \dots$  은 다음과 같은 성질을 지닌다.

$$S_i^r = \begin{cases} 1, & \text{Max}_{j=1}^{n_i} [L(N_j)] < r \text{ 인 경우} \\ 0, & \text{여타의 경우} \end{cases} \quad (i = 1, \dots, n).$$

즉 노드  $N_i$ 의 원인노드들의 계층이 r보다 작을 때  $S_i^r$ 의 값은 1이 되고 그렇지 않은 경우  $S_i^r$ 의 값은 0이 된다. 이러한 동기벡터의 특성과 [정의

4]에 나타난 계층에 대한 정의를 동시에 고려하면 다음과 같은 사실이 유도된다.

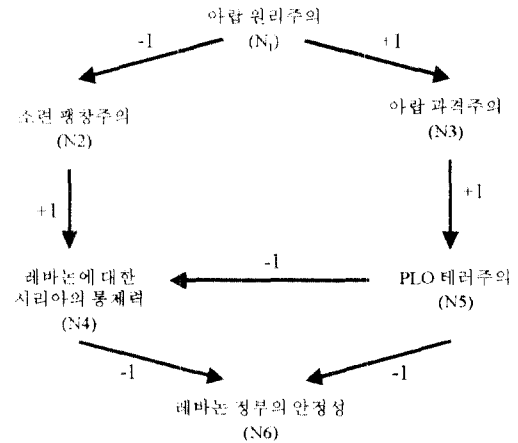
$$L(N_i) = \text{Min} \{ r \mid S_i^r = 1 \}.$$

이상의 내용을 바탕으로 각 노드들에 대한 계층을 구하는 알고리즘을 제시하면 <표 1>과 같다.

<표 1> FCM 계층화 알고리즘

```

Step 1: 0차 동기벡터  $S^0$  을 구한다.
Step 2:  $r = 1$  이라 놓는다.
        모든 원인노드 및 출력노드의 집합을 C라 한다.
Step 3: r 차 동기벡터  $S^r = \text{Th}(S^{r-1} \cdot A) + S^{r-1}$ 
        을 구한다.
Step 4: 모든  $N_i \in C$  에 대해 다음을 반복한다.
        IF  $S_i^r = 1$ 
        THEN :
                 $L(N_i) = r$ ;
                 $C = C - N_i$ ;
        ELSE  $L(N_i)$  - 미정.
Step 5: 모든 노드에 대한 계층이 구해졌는가를 판단한다.
        IF  $C = \emptyset$  THEN Stop.
        ELSE  $r = r + 1$  and goto Step 3.
    
```



<그림 2> 사이클이 제거된 FCM

<표 1>의 계층화 알고리즘을 <그림 2>의 FCM에 적용해 보면 다음과 같다.

$$S^0 = [ \textcircled{1}, 0, 0, 0, 0, 0 ] \implies L(N_1) = 0.$$

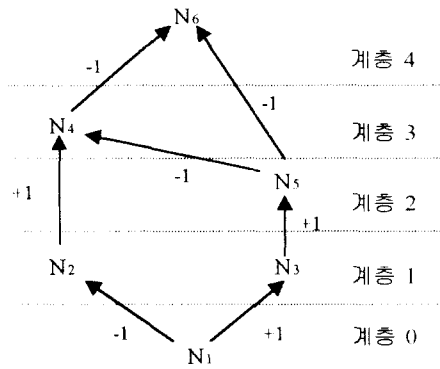
$$S^1 = [ 1, \textcircled{1}, \textcircled{1}, 0, 0, 0 ] \implies L(N_2) = 1, L(N_3) = 1.$$

$$S^2 = [ 1, 1, 1, 0, \textcircled{1}, 0 ] \implies L(N_5) = 2.$$

$$S^3 = [ 1, 1, 1, \textcircled{1}, 1, 0 ] \implies L(N_4) = 3.$$

$$S^4 = [ 1, 1, 1, 1, 1, \textcircled{1} ] \implies L(N_6) = 4.$$

즉, 노드  $N_1$ 은 계층 0,  $N_2$ 와  $N_3$ 은 계층 1,  $N_5$ 는 계층 2,  $N_4$ 는 계층 3, 그리고  $N_6$ 은 계층 4에 속하는 것을 알 수 있다. 이렇게 구한 각 노드에 대한 계층을 바탕으로 FCM을 재작성하면 <그림 3>과 같다.



<그림3>계층화된 FCM

<그림 3>을 보면 입력노드가 속하는 계층은 0임을 알 수 있다. 또한 결과 노드가 속하는 계층은 해당 노드에 대한 입력노드가 속하는 계층보다 상위 계층에 속함을 알 수 있다.

#### 4. 계층화된 FCM에 대한 추론절차

<그림 3>과 같이 계층화된 FCM이 구해지면 동기화가 필요한 추론이 간편해진다. 즉 (식 1)과 (식 2)를 이용해 낮은 계층에 속하는 노드에 대한 입출력부터 차례로 계산해 나가면 FCM 추론시 발생하는 동기화 문제를 해결할 수가 있다. 이러한 계층별 계산 절차를 벡터 형태로 표기하면 다음과 같다. 우선 계층 r에 속하는 노드들에 대한 입력값 계산은 다음과 같다.

$$I_r = E_r \cdot O' \quad (\text{식 3})$$

여기서

$I_r$  : 계층 r에 속하는 노드들에 대한 입력값을 나타내는 벡터

$O'$  :  $I_r$ 에 속하는 노드에 대한 모든 원인노드들의 출력값을 나타내는 벡터

$E_r$  :  $O'$ 에 속하는 노드와  $I_r$ 에 속하는 노드간의 퍼지인과관계의 멤버십 값으로 구성된 행렬.

그리고 계층 r에 속하는 노드들의 출력값(확신도)을 나타내는  $O_r$ 은 다음과 같이 계산된다.

$$O_r = \tanh(I_r) \quad (\text{식 4})$$

(식 3)에서  $E_r$ 는 인과관계 행렬  $E$ 를 다음과 같이 축약하여 구할 수 있다. 우선  $E$ 에서  $I_r$ 에 속하는 노드들에 대한 행만 남기고 나머지 행들을 제거한다. 그리고 나서 0으로만 이루어진 열들을 추가적으로 제거하면  $E_r$ 이 된다. 또한  $E_r$ 의 열에 해당하는 노드들이  $O'$ 에 속하는 노드가 된다. <그림 3>의 계층화된 FCM에서 측정가능한 입력노드인 아랍 원리주의에 대한 확신도가 강한 긍정을 나타내는 1이라고 가정하고 (식 3) 및 (식 4)에 나타난 계산 절차를 예시하면 다음과 같다.

$$O^1 = O(N_1) = [1 \ 1]$$

$$I_1 = I(N_2, N_3) = E_1 \cdot O^1 = [-1 \ 1] \cdot [1 \ 1] = [-1 \ 1]$$

$$O_1 = O(N_2, N_3) = [\tanh(-1) \ \sqrt{\tanh(1)}] = [-0.76 \ 0.87]$$

(여기서  $N_3$ 는 강화 사이클의 특성노드이기 때문)

$$I_2 = I(N_5) = E_2 \cdot O^2 = [1] \cdot [0.87] = [0.87]$$

$$O_2 = O(N_5) = [\tanh(0.87)] = [0.7]$$

$$I_3 = I(N_4) = E_3 \cdot O^3 = [1 \ -1] \cdot [-0.76 \ 0.7] = [-1.46]$$

$$O_3 = O(N_4) = [\tanh(-1.46)] = [-0.9]$$

$$I_4 = I(N_6) = E_4 \cdot O^4 = [-1 \ -1] \cdot [-0.9 \ 0.7] = [-0.2]$$

$$O_4 = O(N_6) = [\tanh(0.2)] = [0.2]$$

>> 최종 추론결과 :

$$[O(N_1), O(N_2), O(N_3), O(N_4), O(N_5), O(N_6)] = [1, -0.76, 0.87, -0.9, 0.7, 0.2]$$

따라서 입력노드인 아랍 원리주의에 대해 강한 긍정을 나타낼 경우 최종 출력노드인 '레바논 정부의 안정성'에 대해서는 약한 긍정(0.2)이라는 결론을 얻을 수가 있다.

이같은 결과를 기존의 FCM추론방식과 비교하여 보자. 예를들어, <그림 1 (a)>에서 제시된 키신저 박사의 중동평화에 관한 인과관계 지식을 다시 한번 살펴보면 FCM에는 인과관계 피드백 순환루프가 여러 곳에 있을 수 있다. 그러한 피드백 때문에 전문가가 자유롭게 문제에 대한 인과관계 경로를 그릴 수 있고, 표본 데이터로부터 인과관계 경로를 추론하기 위한 인과관계 적응규칙을 생성할 수도 있다. 본 논문에서는 FCM을 동적시스템(dynamic system)으로 보고, 시간이 경과함에 따라 특정한 균형상태 (stable state)로 수렴한다고 가정한다. 따라서 주어진 외부자극에 대해서 FCM으로 표현된 인과관계 동적시스템은 반응하며 이를 시간의 경과에 따른 "전방향 진행 추론" (forward-evolved inference)이라고 한다 (Kosko 1992). <그림 1 (a)>에서의 인과관계 지식을 이용하여 FCM에 의한 전방향 진행추론을 살펴보자. 이러한 추론을 하기에 앞서 우선 개념들로 구성된 '개념노드 벡터' (concept node vector)를 가정하자. <그림 1 (a)>에는 6개의 개념노드가 있다. 따라서 우리는 개념노드 벡터  $N$ 를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$N = (N_1, N_2, N_3, N_4, N_5, N_6)$$

이때 각 개념노드는 <그림 1 (a)>의 개념을 의미한다. 예를 들어 아랍 원리주의 (Arab Fundamentalism)가 미치는 영향을 분석하려면  $N_1$ 을 1로 둔 다음과 같은 개념노드 벡터를 전체 하여야 한다.

$$N_1 = (1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0)$$

이를 <그림 1 (b)>에서의 인식도(인과관계) 행렬  $E$ 와 곱하면

$$N_1 \times E = (0 \ -1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0) \longrightarrow (1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0) = N_2$$

와 같이 계산된다. 이때 화살표는 1/2 임계치 기

순을 적용한 것으로서 1/2보다 크면 1, 작으면 0으로 간주한 것이다.  $N_2$ 는 첫번째 요소들 1로 하고 있는데 이는 첫번째 개념노드인 '아랍 원리주의'의 영향을 보고자 하기 때문이다. 같은 방법으로  $N_2$ 에 인식도 행렬을 곱하면,

$$N_2 \times E = (0 \ -1 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0) \longrightarrow (1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0) = N_3$$

이 되고, 우리는 여기에서 다섯번째 개념노드가 1로 수정된 것을 볼 수 있다.  $N_3$ 에 인식도 행렬을 다시 곱하면,

$$N_3 \times E = (0 \ -1 \ 1 \ -1 \ 1 \ -1) \longrightarrow (1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0) = N_3$$

우리는  $N_3$ 가 <그림 1 (a)>에서 주어진 인식도의 균형상태임을 알 수 있다. 균형상태에서 보면 결국 아랍 원리주의가 계속 견지되는 한, 아랍 과격주의 (세번째 개념노드)가 일어날 것이며 이는 다시 PLO의 테러주의를 부채질할 것임을 쉽게 예측할 수 있다. 아울러 소련의 팽창주의는 오히려 감소되거나 레바논 정부의 힘이 그만큼 약해져서 레바논내의 정치적 불안이 초래될 수 있음을 알 수 있다. 결국 우리는 아랍 원리주의가 중동평화에 전체에 미치는 복합적인 영향이 어느정도인지 이를 이와같은 전방향 진행추론을 통하여 알 수 있다.

그러나, 본 연구에서 제시한 추론결과(1 -0.76 0.87 -0.9 0.7 0.2)는 위에서 설명한 내용을 더욱 명확하게 보여주고 있다. 특히 최종 출력노드인 레바논 정부의 안정성이라는 최종출력노드의 출력값이 0.2로서 '약한 긍정'으로 유도되는 반면에 기존의 추론결과는 단지 '레바논 정부의 안정성'에 해당되는 노드의 출력값이 0으로 되어 정확하게 어느정도의 출력값을 갖는지가 불분명하다. 또한, 추론과정에서 임의로 1/2이라는 임계치를 사용하므로써 자의적인 추론결과값을 유도한다는 단점이 있다. 그러나, 본 연구에서 제시하는 FCM추론방법은 이러한 기존의 FCM추론방식의 단점을 효과적으로 극복하기 때문에 보다 정교한 추론이 가능하다.

## 5. 결론 및 향후 연구방향

본 연구에서는 기존의 연구에서와는 달리 FCM을 이용한 추론방식에서 동기화 문제를 지적하였고, 그에 대한 해결 방안으로서 계층화 알고리즘을 제안하였다. 또한 계층화 알고리즘 적용시 문제가 되는 FCM내의 사이클 문제를 발견하고 이를 해소하는 알고리즘을 제시하므로써 FCM 시뮬레이션의 추론결과를 향상시켰다. 앞으로 본 연구와 관련된 흥미있는 연구과제는 본 연구에서 제시된 알고리즘을 적용한 본격적인 FCM 지식베이스 구현일 것이다. 여기에는 기존의 전문가 시스템이 다루지 못했던 새로운 형태의 인과관계 지식을 수학적으로 보다 엄밀하게 제시할 수 있는 이론적인 전개가 선행되어야 할 것이다.

### [참고문헌]

Axelrod, R. Structure of Decision : The Cognitive Maps of Political Elites, Princeton University Press, Princeton, New Jersey, 1976.

Burns, J.R. and Winstead, W.H., "M-Labeled Diagrams: An Aid to the Use of Structural and Simulation Models",

*Management Science*, vol. 21, no. 3, 1985, pp. 343-358.

Burns, J.R., Winstead, W.H., and Haworth, D.A., "Semantic Nets as Paradigms for Both Causal and Judgmental Knowledge Representation", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 19, no. 1, 1989, pp. 38-67.

Deo, R., Graph Theory with Applications in Engineering and Computer Science, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1974.

Edden, C., Jones, C., and Sims, D., *Thinking in Organizations*, Macmillan Press Ltd., London, England, (1979).

Gotoh, K., Murakami, J., Yamaguchi, T., and Yamanaka, Y., "Application of Fuzzy Cognitive Maps to Supporting for Plant Control", (in Japanese) *SICE Joint Symposium of 15th Syst. Sym. and 10th Knowledge Engineering Symposium*, 1989, pp. 99-104.

Jung, D. G. and Burns, J. R., 'Connectionist approaches to inexact reasoning and learning systems for executive and decision support', *Decision Support Systems*, No. 10, 1993, pp. 37-66.

Kim, H.S. and Lee, K.C., "An Improved Fuzzy Cognitive Map with Fuzzy Causal Relationship and Fuzzy Partial Causal Relationship", *Journal of Expert Systems 1* (2), 33-55, 1996.

Kosko, B., 'Fuzzy cognitive maps', *International Journal of Man-Machine Studies*, 24, 1986, pp. 65-75.

Kosko, B., *Neural Networks and Fuzzy Systems: A Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1992.

Lee, K.C., "A Cognitive Map Knowledge-Based Strategic Planning Simulation", *Proceedings of 26th Hawaii International Conference on Systems Sciences*, Wailea (Hawaii), Vol. III, January 1993, 249-267.

--- and Kim, H. S., 'A Fuzzy Cognitive Map-Based Bi-Directional Inference Mechanism: An Application to Stock Investment Analysis', forthcoming in *International Journal of Intelligent Systems in Accounting and Management* 1998.

Looney, C.G. and Alfize, A.A., "Logical Controls via Boolean Rule Matrix Transformations", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. SMC-17, no. 6, 1987, pp. 1077-1082.

Montazemi, A.R. and Conrath, D.W., "The Use of Cognitive Mapping for Information Requirements Analysis", *MIS Quarterly*, 1986, pp. 45-56.

Papadimitriou, C. H. and Steiglitz, K., *Combinatorial Optimization: Algorithms and Complexity*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1982.

Styblinski, M.A. and Meyer, B.D., "Fuzzy Cognitive Maps, Signal Flow Graphs, and Qualitative Circuit Analysis", *Proceedings of the 2nd IEEE International Conference on Neural Networks (ICNN-87)*, vol. II, 1988, pp. 549-556.

Taber, W.R., "Knowledge Processing with Fuzzy Cognitive Maps", *Expert Systems with Applications*, 2 (1), 1991, pp. 83-87.

Zhang, W. and Chen, S., "A Logical Architecture for Cognitive Maps", *Proceedings of the 2nd IEEE Conference on Neural Networks (ICNN-88)*, vol. I, 1988, pp. 231-238.